

سال پانزدهم، شماره ۲، پیاپی ۵۸، تابستان ۱۴۰۵

(نشریه علمی)

مجله جغرافیا و مخاطرات محیطی





فصلنامه جغرافیا و مخاطرات محیطی (نشریه علمی)

سال پانزدهم، شماره دو، پیاپی پنجاه و هشتم، تابستان ۱۴۰۵
شاپا چاپی: ۱۶۸۲-۲۳۲۲ شاپا الکترونیکی: ۲۳۸۳-۳۰۷۶

عنوان

روش خودکار برای انتخاب رویدادهای سیلاب و شناسایی ویژگی‌های آن‌ها (مطالعه موردی: حوضه آبریز رودخانه کاجو، ایران)
فاطمه گنجی گوهری؛ حمید نظری پور؛ محمدرضا پودینه؛ محسن حمیدیان پور؛ علیرضا قائمی؛ رضا تیموری

اولویت بندی سیل خیزی زیر حوضه‌های جاری از دامنه‌های شمالی و جنوبی به کلان شهر تبریز با استفاده از روش‌های SWARA-
MABAC و شاخص‌های مورفومتری
محمدحسین رضائی مقدم؛ شهرام روستائی؛ توحید رحیم پور؛ عبدالحمید سرتیپی

تحلیل سیگنال‌های پیش هشدار خطر بیابان‌زایی با استفاده از سری‌های زمانی شاخص‌های مبتنی بر سنجش از دور (مطالعه موردی: شهرستان مشهد، استان خراسان رضوی)
عبدالحسین بوعلی؛ مرتضی اکبری

ارزیابی، پیش‌بینی و پهنه بندی خطر سیلاب در حوضه کشف رود با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین
محمد علی زنگنه اسدی؛ لیلیا گلی مختاری؛ مهناز ناعمی تبار

مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات بستر رودخانه و الگوهای کاربری اراضی حاشیه‌ای رودخانه ارس تا سال ۲۰۳۱ در استان اردبیل
رضا طلائی؛ علیرضا حبیبی

تحلیل عوامل مؤثر بر وقوع بهمن با استفاده از روش‌های آماری چندمتغیره (مطالعه موردی: بالادست حوزه آبخیز سد کرج)
مجید کاظم زاده؛ زهرا نوری

شناسایی پیشران‌های تهدید و ارزیابی فشارهای کلیدی مؤثر بر منابع آبی استان خوزستان
پروانه سبحانی؛ افشین دانه کار

بررسی مقایسه‌ای روش آماری رگرسیون لجستیک و الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی در پهنه بندی حساسیت مکانی وقوع زمین لغزش (منطقه مورد مطالعه: جاده هراز، مازندران)
جلال سمیعا

پیش‌بینی خطر وقوع آتش‌سوزی در جنگل‌ها و مراتع استان مازندران با مقایسه مدل‌های رگرسیونی و یادگیری ماشین
اردوان قربانی؛ محدثه امیری

تفسیرپذیری الگوریتم‌های یادگیری ماشین در تهیه نقشه‌های حساسیت به خشکسالی
سیده زینب شگرخدایی؛ امان اله فتح نیا؛ سیدوحید رضوی ترمه

پیش‌نگری و روند بارش‌های حوضه آبخیز ناورود در دوره‌های آتی براساس مدل‌های اقلیمی CMIP6
موسی عابدینی؛ طیبه بابایی اولم

تحلیل مخاطرات ناشی از افزایش دما بر چرخه فنولوژیکی گردو در غرب ایران با استفاده از مدل‌های اقلیمی CMIP6
صنم کوهی؛ محسن حمیدیان پور؛ محمود خسروی؛ حمزه احمدی



دانشکده ادبیات و علوم انسانی

فصلنامه جغرافیا و مخاطرات محیطی

صاحب امتیاز: دانشگاه فردوسی مشهد

مدیر مسئول: دکتر سید رضا حسین زاده

سر دبیر: دکتر سید رضا حسین زاده

هیئت تحریریه (به ترتیب حروف الفبا):

بختیار فیضی زاده - دانشیار گروه سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی GIS دانشگاه تبریز منیژه قهرودی تالی - استاد جغرافیای طبیعی - ژئومورفولوژی دانشگاه شهید بهشتی تهران علیرضا کریمی - استاد گروه خاکشناسی، دانشکده کشاورزی دانشگاه فردوسی مشهد غلامرضا لشکری پور - استاد گروه زمین شناسی، دانشکده علوم دانشگاه فردوسی مشهد حسین محمدزاده - استاد گروه زمین شناسی، دانشکده علوم دانشگاه فردوسی مشهد ابوالفضل مسعودیان - استاد اقلیم شناسی گروه جغرافیای طبیعی دانشگاه اصفهان مسعود میرزائی شهرابی - استاد شیمی معدنی گروه شیمی، دانشکده علوم دانشگاه فردوسی مشهد مسعود مینائی - دانشیار سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی GIS گروه جغرافیا، دانشکده ادبیات و علوم انسانی دانشگاه فردوسی مشهد خلیل ولیزاده کامران - استاد، گروه سنجش از راه دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی GIS، دانشکده جغرافیا و برنامه ریزی، دانشگاه تبریز احمد نوحه گر - استاد گروه برنامه ریزی مدیریت و آموزش محیط زیست دانشگاه تهران مجتبی یمانی - استاد جغرافیا - ژئومورفولوژی گروه جغرافیا طبیعی دانشکده جغرافیای دانشگاه تهران	Prof. Victor R. Baker (Department of Hydrology and Water Resources, University of Arizona) Prof. Ziyadin Çakır (Department of Geology, Istanbul Technical University) Prof. Gao-Lin Wu (Institute of Water and Soil Conservation, Chinese Academy of Sciences) Assistant Prof. Masoud Irannezhad (Civil Engineering University of Oulu, Finland) Assistant Prof. Dimitris G. Kaskaoutis (Chemical Engineering University of Western Macedonia: Kozani, Greece) Professor. Mingrui Qiang (Arid Environment and Climate Change Lanzhou University Lanzhou, China) حمید اجتهادی - استاد گروه زیست شناسی، دانشکده علوم دانشگاه فردوسی مشهد محمد رضا اصفهانی - استاد گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی دانشگاه فردوسی مشهد مرتضی اکبری - دانشیار بیابان زایی، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست دانشگاه فردوسی مشهد علیرضا واشکی - استاد بیابان زایی، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست دانشگاه فردوسی مشهد آذر زرین - دانشیار اقلیم شناسی گروه جغرافیا، دانشکده ادبیات و علوم انسانی دانشگاه فردوسی مشهد شعبان شتایی جویباری - استاد سنجش از دور و سلفه اطلاعات جغرافیایی دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان حسین شفیع زاده مقدم - دانشیار مهندسی و مدیریت آب دانشکده کشاورزی دانشگاه تربیت مدرس
---	--

مقالات نمودار آرای نویسندگان است و به ترتیب وصول و تصویب درج می شود.

براساس آئین نامه کمیسیون نشریات وزارت علوم تحقیقات و فناوری از سال ۱۳۹۸، کلیه نشریات دارای درجه " علمی - پژوهشی " به نشریه "علمی" تغییر نام یافتند.

این نشریه حاصل فعالیت مشترک دانشگاه فردوسی مشهد، انجمن ایرانی ژئومورفولوژی و انجمن کواترنری ایران است.

مدیر داخلی: دکتر مسعود رحیمی ویراستاری انگلیسی: دکتر مهدیه غیور بلورفروشان

ویراستاری علمی: دکتر سید رضا حسین زاده ویراستاری ادبی: انسیه سبک خیز خیاط

کارشناس اجرایی، حروف نگاری، صفحه آرایی و طراحی جلد: دکتر مهدیه غیور بلورفروشان

عکس جلد: مرتضی آخوندی

براساس سیاست دانشگاه فردوسی مشهد این نشریه به صورت الکترونیکی چاپ می شود و هیچ نسخه کاغذی ندارد.

نشانی: مشهد، دانشگاه فردوسی مشهد، دانشکده ادبیات و علوم انسانی دکتر علی شریعتی، کد پستی: ۹۱۷۷۹۴۸۸۸۳

نشانی اینترنتی: <https://geoeh.um.ac.ir/> E-mail: geo.eh@um.ac.ir

شماره پروانه: ۳/۲۷۱۱۱۶ - این مجله در نشست کمیسیون بررسی نشریات علمی کشور مورخ ۱۳۹۰/۱۲/۱۰، رتبه علمی -

پژوهشی دریافت کرده است.

این مجله در پایگاه های زیر نمایه می شود:

پایگاه استنادی علوم جهان اسلام (ISC)

پایگاه اطلاعات علمی جهاد دانشگاهی (SID)

پایگاه بانک اطلاعات نشریات کشور (Magiran)

DOAJ (Directory of Open Access Journals)

EBSCO

Google Scholar

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

فصلنامه جغرافیا و مخاطرات محیطی

(نشریه علمی)

سال پانزدهم، شماره پنجاه و هشتم، تابستان ۱۴۰۵

شاپا چاپی: ۱۶۸۲-۲۳۲۲

شاپا الکترونیکی: ۲۳۸۳-۳۰۷۶

اهداف

نشریه جغرافیا و مخاطرات محیطی یک نشریه تحقیقاتی میان رشته‌ای، ایرانی است که موضوعات جغرافیایی مانند درجه خطرپذیری جغرافیایی مناطق، قرار گرفتن انسان در معرض خطر، آسیب‌پذیری، آگاهی، واکنش به بلایا و برنامه‌ریزی برای تعدیل تأثیر مخاطرات زیست محیطی را برجسته می‌کند. نقش مخاطرات در تأثیرگذاری بر فرآیند توسعه به ویژه در کشورهای در حال توسعه و مسائل مربوط به کارایی، عدالت اجتماعی و پایداری نیز در نشریه مورد بحث قرار گرفته است.

حوزه های موضوعی

این نشریه از مقالات اصلی، پژوهشی، مقالات مروری، مقاله کوتاه، مطالعه موردی، روش‌شناسی و مقالات کاربردی دارای کیفیت بالا با موضوعات زیر استقبال می‌کند:

۱. خطرات زمین‌شناختی و ژئومورفولوژیکی: زمین‌لرزه‌ها، روانگرایی خاک، فوران‌های آتشفشانی، لاهارها، سونامی‌ها، فرونشست زمین، زمین لغزش‌ها، گسترش جانبی، جریان‌های گلی، ریزش سنگ‌ها، جریان‌های آواری، بهمن‌ها، واگرایی خاک و...
۲. خطرات هیدرولوژیکی-ژئومورفولوژیکی: سیلاب، آب‌گرفتگی، نوسانات سطح دریا، فرسایش ساحلی، فرسایش آبی، فرسایش بادی، جابجایی تپه‌های ماسه‌ای، هوازدگی نمکی، نفوذ آب شور، بیابان‌زایی و شوره‌زایی.
۳. خطرات اقلیمی و جوی: تغییرات اقلیمی، طوفان‌های گرد و غبار، هیوب، طوفان‌های آتش، کولاک‌ها، گردبادها، شرایط اقلیمی شدید، خشکسالی‌ها، یخ‌زدگی شدید، موج‌های گرما، مه، صاعقه، پرتوهای کیهانی، پرتوهای فرابنفش.
۴. خطرات زیست‌فیزیکی و زیستی: آتش‌سوزی‌های طبیعی جنگل، سرمازدگی‌های کشاورزی، آلرژی‌ها، ویروس‌ها، مسمومیت‌های غذایی، اپیدمی‌ها، بیماری‌های خاص مانند سرطان، بیماری‌ها و آفات گیاهی، هجوم حشرات.
۵. خطرات فناوری: آلودگی هوا، خاک و آب، آلودگی صنعتی، آلودگی شیمیایی، آلودگی صوتی، تشعشعات اتمی، ضایعات الکترونیکی، زباله‌های هسته‌ای، شکست سدها، حوادث حمل‌ونقل، آتش‌سوزی‌ها، نشت مواد شیمیایی و ساخت و ساز انسانی.
۶. خطرات اجتماعی و فرهنگی: مشکلات سلامت روان، خشم، استرس و افسردگی، درگیری‌های قومی و اجتماعی، سرقت، اعتیاد به مواد مخدر، جنگ‌های زمینی، جنگ‌های نرم، درگیری‌های سیاسی، اختلافات مرزی، رفتارهای پرخطر، خطرات شهری و روستایی.
۷. مدیریت خطرات محیط‌زیستی: مدیریت بحران، مدیریت فعال، مدیریت غیرفعال، نجات و امدادسانی، بازسازی پس از بحران، برنامه‌ریزی برای کاهش اثرات.

راهنمای تدوین و نحوه ارسال مقاله برای چاپ در فصلنامه علمی-پژوهشی جغرافیا و مخاطرات محیطی

نشریه جغرافیا و مخاطرات محیطی به دلیل تخصصی بودن فقط در موضوعات مرتبط با مخاطرات محیطی (طبیعی و انسانی) پذیرای مقالات می‌باشد. مقاله‌ها باید حاصل کار پژوهشی نویسنده (یا نویسندگان) باشند و قبلاً در نشریه دیگری اعم از داخلی و خارجی و یا مجموعه مقالات همایش‌ها به چاپ نرسیده باشند و همچنین به طور همزمان برای نشریه دیگری نیز ارسال نشده باشند.

نحوه دریافت مقاله‌ها:

سیستم ارسال آنلاین: نشریه جغرافیا و مخاطرات محیطی تنها مقالاتی را در دستور کار قرار می‌دهد که از طریق وب سایت نشریه به نشانی <https://geoeh.um.ac.ir/author> ارسال شده باشند. زبان و سبک: زبان مقالات مورد پذیرش نشریه فارسی به همراه چکیده ساده انگلیسی (حداکثر ۲۰۰ کلمه) و چکیده مبسوط انگلیسی (بین ۸۰۰ تا ۱۵۰۰ کلمه) می‌باشد.

انواع مقالات:

- مقالات پژوهشی اصلی
- مروری
- مقالات کوتاه
- یادداشت‌های فنی یا مقالات روش‌شناسی
- مطالعات موردی

تبصره:

مقاله‌های ارائه شده در همایش‌ها و مجامع علمی مشروط به اینکه با تغییرات قابل توجه و افزودن مطالب جدید همراه باشد، قابل بررسی خواهد بود. مقاله‌های مروری که پیشرفت‌های جدید در موضوعات نشریه را در بر می‌گیرد، از نویسندگان مجرب و دارای مقالات پژوهشی در زمینه مورد نظر پذیرفته می‌شود.

آماده‌سازی مقاله

برای دریافت اطلاعات تکمیلی در خصوص نحوه نگارش بخش‌های مختلف مقاله نشریه جغرافیا و مخاطرات محیطی [اینجا](#) کلیک کنید. بارگذاری فایل‌های تعارض منافع و تعهدنامه در زمان ارسال مقاله الزامی می‌باشد.

الزامات قالب‌بندی:

ساختار مقاله شامل بخش‌های زیر می‌باشد:

چکیده مبسوط انگلیسی شامل (Introduction (Purpose, literature review, ...), Materials and Methods, Results and Discussion, Conclusion)، عنوان، چکیده، کلمات کلیدی، مقدمه، منطقه مورد مطالعه، مواد و روش‌ها، نتایج و بحث، نتیجه‌گیری، منابع

نکته مهم: به منظور بررسی دقیق صحت چکیده مبسوط انگلیسی، حتماً هم متن فارسی و هم انگلیسی چکیده مبسوط ارسال شود.

محدودیت‌های تعداد کلمات :

- متن اصل مقاله: ۳۰۰۰ تا ۷۰۰۰ کلمه
- چکیده مبسوط انگلیسی: ۸۰۰ تا ۱۵۰۰ کلمه
- کلمات کلیدی: حداقل ۳ و حداکثر ۵ عدد

- تعداد منابع مقاله: برای مقالات پژوهشی بین ۲۰ تا ۵۰ و برای مقالات مروری بین ۵۰ تا ۳۰۰ منبع

راهنمایی در مورد فونت، حاشیه‌ها، فاصله‌گذاری خطوط و شماره‌گذاری صفحات:

- متن مقاله روی کاغذ A4 بدون هر گونه آرم و نشان و به‌صورت تک‌ستونه ارسال شود.
- کلیه صفحات مقاله باید دارای شماره بوده و تعداد صفحات مقاله پس از حذف جداول و شکل‌ها از ۱۵ صفحه تجاوز نکند.
- حاشیه صفحه‌ها از بالا ۳/۵، از پایین ۳/۵، از راست و چپ ۳ سانتی‌متر باشد و فاصله سطرها Single تنظیم شود.
- پاورقی در هر صفحه به‌صورت مستقل با شماره‌گذاری از یک آغاز شود.
- تیتراهای اصلی و فرعی شماره نداشته باشند.
- تمام اعداد و ارقام در متن فارسی باشد و در صورت اعشاری بودن اعداد، ممیز به صورت (/) نوشته شود (اعداد فقط در جدول‌ها و شکل‌ها به انگلیسی است).
- توضیح شکل‌ها (زیرنویس) و توضیح جدول‌ها (بالانویس) به دو زبان فارسی و انگلیسی باشد (در فارسی و انگلیسی مطابق هم باشند).
- استنادهای درون متنی و منابع انتهای مقاله به زبان انگلیسی باشند (کلیه پراکنده‌های باز و بسته استنادهای درون متنی با فونت فارسی باشد).
- در کل متن، نیم‌فاصله‌ها رعایت شود.
- فهرست‌های عددی یا بولتی (تویی خالی) نیم‌سانتی‌متر قبل از متن تورفتگی بخورد.
- عنوان هر بخش یا زیربخش، با یک سطر خالی فاصله از انتهای متن بخش قبلی تایپ شود. در متن مقاله از شماره‌گذاری عنوان‌ها خودداری فرمایید.

فونت

- کلیه کلمات فارسی مقاله با قلم فارسی B Nazanin نوشته شود.
- کلیه کلمات انگلیسی مقاله با قلم Times New Roman نوشته شود.
- عنوان فارسی با اندازه ۱۶ و انگلیسی مقاله با اندازه ۱۴ نوشته شود.
- عنوان‌های اصلی با اندازه ۱۲ توپر (Bold) نوشته شود.
- متن مقاله با اندازه ۱۲ تایپ شود.
- کلمات لاتین داخل متن با اندازه ۱۰ نوشته شود.
- تمامی اسامی علمی به‌صورت ایتالیک درج شوند.
- عناوین شکل‌ها و جدول‌ها به دو صورت فارسی و انگلیسی به‌ترتیب با اندازه ۱۱ و ۱۰ نوشته شود.
- شماره جدول و شکل به‌صورت توپر (Bold) بوده و کلیه شکل‌ها و جدول‌ها بدون کادر باشند.
- عناوین محورها در همه نمودارها و یا شکل‌ها یکسان و اندازه قلم آن‌ها از ۸ کوچکتر و از ۱۱ بزرگتر نباشد.
- پاورقی در هر صفحه به‌صورت مستقل با شماره‌گذاری از یک آغاز شود و فونت آن برای زبان فارسی B Nazanin, 10 و زبان انگلیسی Times New Roman, 9.

راهنمایی برای شفافیت و اختصار:

- از حروف اختصاری بیش از حد استفاده نشود.
- وقتی حروف اختصاری برای اولین بار در یک متن به کار می‌روند، شکل کامل آن را درج کنید.
- چنانچه در چکیده و هم در کل مقاله از یک عبارت اختصاری استفاده کرده‌اید، عبارت اختصاری باید دو بار معرفی شود: یک بار در چکیده و بار دیگر وقتی برای اولین بار در متن اصلی ظاهر شده است.

جداول:

- جداول باید به صورت متن قابل ویرایش ارسال شوند نه به صورت تصویر.
- جداول را در کنار متن مربوطه یا در صفحه(های) جداگانه در انتهای مقاله خود قرار دهید.
- به تمام جداول در متن اشاره شود.
- جداول را با توجه به ظاهر شدن آن ها در متن به صورت متوالی شماره گذاری کنید.
- زیرنویس را به همراه جداول ارائه دهید.
- هر یادداشت در خصوص جدول را در زیر بدنه جدول قرار دهید.
- از قوانین عمودی و سایه زدن در سلول های جدول اجتناب کنید.
- جداول و نمودارها واضح باشند و ساختار مناسبی (light shading) باشد نه (table grid) داشته باشند و از اکسل کپی و چسبانده نشوند.
- در جدول های مورد استفاده از منابع دیگر، ارجاع درون و برون متنی ضروری می باشد.
- عنوان جدول ها بایستی بالای جدول وسط چین، B Nazanin 11 Bold و متن داخل جدول B Nazanin 10 باشد.
- برای تمامی اطلاعات نوشته شده به زبان فارسی در داخل جداول در همانجا معادل انگلیسی هم ذکر گردد.
- عنوان انگلیسی جدول ها نیز بایستی در زیر عنوان فارسی آن ها وسط چین، Times New Roman 10 Bold باشد.

شکل ها و تصاویر:

- شکل ها، تصاویر و ... باید به صورت فایل های جداگانه همراه با متن اصلی ارائه شوند.
- به شکل ها و تصاویر در متن مقاله اشاره شود.
- تعداد تصاویر را با توجه به ترتیبی که در مقاله ظاهر می شوند، شماره گذاری کنید.
- هر تصویر به عنوان یک فایل جداگانه با نامگذاری به صورت 1، Fig.2 ارسال شود.
- در شکل های مورد استفاده از منابع دیگر، ارجاع درون و برون متنی ضروری می باشد.
- برای تمامی اطلاعات نوشته شده به زبان فارسی در داخل اشکال (نقشه ها، نمودارها و غیره) در همانجا معادل انگلیسی هم ذکر گردد.
- عنوان انگلیسی شکل ها نیز بایستی در زیر آن ها درج شود.

فرمول ها و روابط ریاضی

- برای نمایش روابط و فرمول های ریاضی از جدول دو ستونی با خطوط نامرئی استفاده شود.
- تمام روابط ریاضی به ترتیب از ۱ شماره گذاری شوند و شماره هر رابطه با پرانتز جدا می شود.
- روابط باید با اندازه فونت ۱۰ و قلم Times New Roman باشد.

واحدهای اندازه گیری

- کلیه واحدهای اندازه گیری بر اساس سیستم متریک (SI) باشند.
- برای نوشتن واحدها از حالت نمایی استفاده شود (مثلاً به جای m/s از $m \cdot s^{-1}$ استفاده شود).

منابع

- شیوه نامه ای که باید در نوشتن منابع مورد استفاده قرار گیرد شیوه نامه انجمن روانشناسی آمریکا (APA) نسخه ۶ است. می توان برای افزایش بهره وری و راحتی در این کار از نرم افزار WORD یا EndNote استفاده کرد. تعداد منابع مورد استفاده در مقاله بایستی برای مقالات پژوهشی بین ۲۰ تا ۵۰ و برای مقالات مروری بین ۵۰ تا ۳۰۰ منبع باشد.
- استاندارد به منبع در متن مقاله (استنادهای درون متنی) و همچنین منابع انتهای مقاله (برون متنی) باید به انگلیسی نوشته شود و سال نشر نیز سال میلادی باشد.
 - اگر در مقاله از منبع فارسی استفاده شده باشد، باید اطلاعات منبع به زبان انگلیسی برگردانده شود.

- اگر منبع مورد استفاده در مقاله، فارسی باشد؛ برای تبدیل اطلاعات کتابشناختی آن به انگلیسی، باید تمام اطلاعات آن (مانند نام نویسنده (نویسندگان)، عنوان منبع (نام نشریه، کتاب، گزارش، پایان نامه) و سایر اطلاعات مورد نیاز) از صفحه عنوان انگلیسی یا سایت اینترنتی منبع گرفته شود. از ترجمه شخصی اطلاعات منابع فارسی خودداری نمایید.
- برای استناد به منابعی که نسخه آنلاین دارند، به صفحه انگلیسی سایت منبع مراجعه کنید.
- تمامی ارجاعات داخل متن باید به منبع مربوطه لینک شوند.
- از ذکر منابع بی نام و غیر قابل دسترس خودداری شود.
- منابع بر اساس حروف الفبای نام نویسندگان آورده می شود.
- در منابع انتهایی مقاله، نام همه نویسندگان ذکر شود و از آوردن عبارت et al. و others به جای آوردن نام سایر نویسندگان منبع، خودداری شود.
- نام منبع (نشریه، کتاب و غیره) و ناشر مخفف نباشد و به طور کامل آورده شود.
- برای استناد به مقاله هایی که هنوز منتشر نشده اند، به جای سال نشر از (In press) استفاده شود.
- برای مقاله منتشر شده در نشریه، آوردن شماره نشریه (Issue) و شماره جلد الزامی است (طبق نمونه)، در صورتی که در اصل مقاله به شماره نشریه اشاره نشده است، می توان شماره را از سایت آن نشریه استخراج کرد.
- منابعی که در اصل به زبان فارسی هستند بعد از برگرداندن به انگلیسی، با درج عبارت [In Persian] در انتها مشخص شوند.
- برای مقاله های منتشر شده که DOI دارند، آوردن DOI در پایان هر منبع الزامی است DOI با آدرس دقیق ذکر شود.
- برای کسب اطلاعات بیشتر در خصوص نحوه رفرنس دهی در بخش منابع (انتهای مقالات) اینجا کلیک کنید.

هزینه های مرتبط با انتشار

هزینه پردازش مقاله: نشریه جغرافیا و مخاطرات محیطی برای بررسی اولیه مقالات هیچ وجهی از نویسندگان دریافت نمی کند. اما مقالاتی که پس از طی کردن فرآیند داوری مورد پذیرش قرار بگیرند باید مبلغ ۶ میلیون ریال بابت هزینه های ویراستاری و چاپ مقالات پرداخت نمایند.

دستورالعمل های تکمیلی برای نویسندگان:

- مقاله خود را پس از انتشار، در پلتفرم های آکادمیک مانند ResearchGate، Academia.edu و Mendeley به اشتراک بگذارید.
- یک شناسه ORCID ایجاد کنید و مقاله خود را به پروفایلتان متصل کنید.
- مقاله خود را در شبکه های اجتماعی مانند توییتر، لینکدین و فیسبوک تبلیغ کنید.
- از هشتگ های مرتبط استفاده کنید و افراد یا مؤسسات تأثیرگذار در حوزه خود را تگ کنید.
- در ارائه های خود به مقاله منتشر شده در این نشریه اشاره کرده و لینک یا DOI آن را ارائه دهید.
- اسلایدهای خود در خصوص مقاله را در پلتفرم هایی مانند SlideShare به اشتراک بگذارید.
- مقاله خود را برای همکاران، پژوهشگران و گروه های تحقیقاتی مرتبط از طریق ایمیل ارسال کنید و لینک DOI مقاله را در امضای ایمیل خود قرار دهید.

داوران این شماره به ترتیب حروف الفبا

استادیار سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، گروه اقلیم و ژئومورفولوژی، دانشکده جغرافیا و علوم محیطی، دانشگاه حکیم سبزواری، سبزوار، ایران	الهه اکبری
استادیار علوم مرتع، گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران	محدثه امیری
دانشیار سنجش از دور، گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه صنعتی اصفهان، اصفهان، ایران	رضا جعفری
پژوهشگر اقلیم شناسی، کارشناس هواشناسی همدیدی، اداره کل هواشناسی استان کردستان، سنندج، ایران	سید اسعد حسینی
دانشیار ژئومورفولوژی، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران	محمد مهدی حسین زاده
دکتری آب و هواشناسی، گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران	وحید خجسته غلامی
استادیار بیابان زدایی، گروه سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشکده جغرافیا و علوم محیطی، دانشگاه حکیم سبزواری، سبزوار، ایران	مصطفی دستورانی
دانشیار اقلیم شناسی، گروه جغرافیا، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران	رضا دوستان
استادیار ژئومورفولوژی، گروه جغرافیا، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران	مسعود رحیمی
پژوهشگر پسادکتری ژئومورفولوژی-مدیریت محیطی، گروه جغرافیا، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران	مهدیه غیور بلورفروشان
استادیار اقلیم شناسی، گروه جغرافیا، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران	امان اله فتح نیا
استادیار علوم و مهندسی آبخیزداری-آب، گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران	مجید کاظم زاده
استاد جغرافیا و آمایش، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، تهران، ایران	مجید کریم پور ریحان
استادیار علوم خاک-پیدایش و رده بندی و ارزیابی خاک، گروه آموزشی مدیریت مناطق خشک و بیابانی، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران	ابراهیم محمودآبادی
استاد مهندسی عمران-هیدرولیک (منابع آب)، گروه آموزشی علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی، مشهد، ایران	ابوالفضل مساعدی
دانشیار منابع طبیعی، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران	رئوف مصطفی زاده
استادیار ژئومورفولوژی، گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده جغرافیا و برنامه ریزی محیطی، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران	رضا منصوری
پژوهشگر آب و هواشناسی، گروه جغرافیا، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه جامع امام حسین ع، تهران، ایران	جواد مهدی زاده سولا
استادیار پژوهشکده مطالعات و تحقیقات منابع آب، موسسه تحقیقات آب، وزارت نیرو، تهران، ایران	محمدسعید نجفی
استادیار اقلیم شناسی، گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده جغرافیا و برنامه ریزی محیطی، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران	حمید نظری پور

۱	روش خودکار برای انتخاب رویدادهای سیلاب و شناسایی ویژگی‌های آن‌ها (مطالعه موردی: حوضه آبریز رودخانه کاجو، ایران) فاطمه گنجی گوهری؛ حمید نظری پور؛ محمدرضا پودینه؛ محسن حمیدیان پور؛ علیرضا قائمی؛ رضا تیموری
۲۷	اولویت بندی سیل خیزی زیرحوضه‌های جاری از دامنه‌های شمالی و جنوبی به کلان شهر تبریز با استفاده از روش‌های SWARA-MABAC و شاخص‌های مورفومتری محمدحسین رضائی مقدم؛ شهرام روستائی؛ توحید رحیم پور؛ عبدالحمید سرتیپی
۴۴	تحلیل سیگنال‌های پیش هشدار خطر بیابان‌زایی با استفاده از سری‌های زمانی شاخص‌های مبتنی بر سنجش از دور (مطالعه موردی: شهرستان مشهد، استان خراسان رضوی) عبدالحسین بوعلی؛ مرتضی اکبری
۶۳	ارزیابی، پیش بینی و پهنه بندی خطر سیلاب در حوضه کشف رود با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین محمد علی زنگنه اسدی؛ لیلیا گلی مختاری؛ مهناز ناعمی تبار
۹۳	مدل سازی و پیش‌بینی تغییرات بستر رودخانه و الگوهای کاربری اراضی حاشیه‌ای رودخانه ارس تا سال ۲۰۳۱ در استان اردبیل رضا طلائی؛ علیرضا حبیبی
۱۱۸	تحلیل عوامل مؤثر بر وقوع بهمن با استفاده از روش‌های آماری چندمتغیره (مطالعه موردی: بالادست حوزه آبخیز سد کرج) مجید کاظم زاده؛ زهرا نوری
۱۴۱	شناسایی پیشران‌های تهدید و ارزیابی فشارهای کلیدی مؤثر بر منابع آبی استان خوزستان پروانه سبحانی؛ افشین دانه کار
۱۶۳	بررسی مقایسه ای روش آماری رگرسیون لجستیک و الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی در پهنه بندی حساسیت مکانی وقوع زمین لغزش (منطقه مورد مطالعه: جاده هراز، مازندران) جلال سمیعا
۱۸۷	پیش‌بینی خطر وقوع آتش‌سوزی در جنگل‌ها و مراتع استان مازندران با مقایسه مدل‌های رگرسیونی و یادگیری ماشین اردوان قربانی؛ محدثه امیری
۲۰۵	تفسیرپذیری الگوریتم‌های یادگیری ماشین در تهیه نقشه‌های حساسیت به خشکسالی سیده زینب شگرخدایی؛ امان اله فتح نیا؛ سیدوحید رضوی ترمه
۲۲۹	پیش نگری و روند بارش‌های حوضه آبخیز ناورود در دوره‌های آتی براساس مدل‌های اقلیمی CMIP6 موسی عابدینی؛ طیبه بابایی اولم
۲۵۲	تحلیل مخاطرات ناشی از افزایش دما بر چرخه فنولوژیکی گردو در غرب ایران با استفاده از مدل‌های اقلیمی CMIP6 صنم کوهی؛ محسن حمیدیان پور؛ محمود خسروی؛ حمزه احمدی



بسمه تعالی

توافقنامه همکاری علمی

این توافقنامه فی مابین مجله جغرافیا و مخاطرات محیطی و انجمن کواترنری ایران و به منظور همکاری در ادامه انتشار نشریه علمی با عنوان جغرافیا و مخاطرات محیطی در زمینه بررسی مخاطرات محیطی منعقد می گردد.

ماده ۱- نشریه به صورت فصلنامه و هر سال چهار شماره به زبان فارسی منتشر می شود. صاحب امتیاز نشریه دانشگاه فردوسی مشهد بوده و اهداف آن عبارتند از: گسترش و ارتقاء پژوهش در سطح کشور، کمک به ایجاد ارتباط و همکاری علمی بین محققین این زمینه در ایران، انتشار نتایج پژوهش های علمی.

ماده ۲- امور علمی نشریه را هیأت تحریریه که حداقل یک چهارم اعضای آن از اعضای انجمن هستند انجام خواهند داد. تبصره ۱: انجمن متعهد می شود که حداقل دو نفر از اعضای هیأت تحریریه را از اعضای هیأت علمی دانشگاه ها انتخاب نماید. تبصره ۲: یکی از اعضای هیأت تحریریه عضو دانشگاه فردوسی مشهد با پیشنهاد بالاترین مقام صاحب امتیاز و تأیید هیأت مدیره انجمن به عنوان سردبیر نشریه تعیین و با حکم بالاترین مقام صاحب امتیاز به این سمت منصوب خواهد شد. انتخاب سردبیر و اعضای هیأت تحریریه مطابق با آیین نامه تعیین اعتبار نشریات علمی کشور صورت خواهد پذیرفت.

ماده ۳- دفتر نشریه در موسسه متقاضی نشریه خواهد بود و با مسئولیت مدیر مسئول اداره خواهد شد.

ماده ۴- روی جلد نشریه علاوه بر نشان دانشگاه فردوسی مشهد نشان انجمن کواترنری ایران با اندازه یکسان چاپ خواهد شد. ماده ۵- در صفحه حقوقی تمامی شماره های نشریه، این جمله آورده شود «این نشریه حاصل فعالیت مشترک دانشگاه فردوسی مشهد و انجمن کواترنری ایران است».

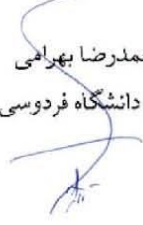
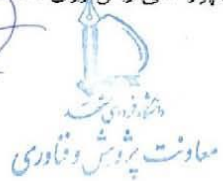
ماده ۶- کلیه هزینه های آماده سازی نشریه اعم از هزینه های داوری، حق الزحمه ویراستار مجری، امور دفتری، پست و مخابرات، تایپ، ... برعهده دانشگاه فردوسی مشهد خواهد بود.

ماده ۷- هزینه های لیتوگرافی و چاپ نشریه (فیلم و زینگ، کاغذ، چاپ نشریه و جلد، صحافی) به صورت مشترک و با سهم مساوی توسط انجمن و موسسه متقاضی پرداخت خواهد شد.

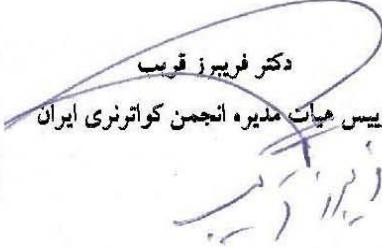
ماده ۸- هرگاه یکی از طرفین قرارداد مایل به فسخ آن باشد بایستی تصمیم خود را حداقل شش ماه زودتر کتباً به اطلاع طرف مقابل برساند. در صورت توافق طرفین به فسخ توافقنامه، نتیجه توسط دبیر انجمن یا مدیر مسئول به دبیرخانه کمیسیون نشریات علمی کشور اعلام شود. موسسه متقاضی حداکثر به مدت شش ماه از تاریخ فسخ توافقنامه فرصت دارد تا با تکمیل مدارک و ارسال سه شماره آخر از نشریه به دبیرخانه کمیسیون نشریات علمی کشور، تقاضای اعتبار مستقل نماید تا مراحل ارزیابی نشریه صورت گیرد.

۹- این قرارداد در ۸ ماده و دو تبصره در دو نسخه به مدت ۴ سال تنظیم گردید و در تاریخ ۱۴۰۰/۱۲/۱۵ توسط دکتر احمد رضا بهرامی به نمایندگی از دانشگاه فردوسی مشهد و دکتر فریبرز قریب (رئیس هیأت مدیره انجمن کواترنری ایران) به امضاء رسید.

دکتر احمد رضا بهرامی
معاون پژوهشی و فن آوری دانشگاه فردوسی مشهد


دکتر فریبرز قریب
رئیس هیأت مدیره انجمن کواترنری ایران





توافقنامه همکاری علمی

این توافقنامه بین مجله جغرافیا و مخاطرات محیطی و انجمن ایرانی ژئومورفولوژی و به منظور همکاری در ادامه انتشار نشریه (علمی پژوهشی) با عنوان جغرافیا و مخاطرات محیطی در زمینه بررسی مخاطرات محیطی منعقد می‌گردد.

ماده ۱: نشریه به صورت فصلنامه و هر سال چهار شماره به زبان فارسی منتشر می‌شود. صاحب امتیاز نشریه دانشگاه فردوسی مشهد بوده و اهداف آن عبارتند از: گسترش و ارتقاء پژوهش در سطح کشور، کمک به ایجاد ارتباط و همکاری علمی بین محققین این زمینه در ایران، انتشار نتایج نوآورانه پژوهشهای علمی.

ماده ۲: امور علمی نشریه را هیأت تحریریه، که حداقل یک چهارم اعضای آن از بین اعضای انجمن هستند، انجام خواهند داد. تبصره ۱: انجمن متعهد می‌شود که لااقل دو نفر از اعضای هیأت تحریریه را از اعضای فعال هیأت علمی دانشگاهها انتخاب نماید. تبصره ۲: یکی از اعضای هیأت تحریریه عضو دانشگاه فردوسی با پیشنهاد بالاترین مقام صاحب امتیاز و تأیید هیأت مدیره انجمن به عنوان سردبیر نشریه تعیین و با حکم بالاترین مقام صاحب امتیاز به این سمت منصوب خواهد شد. انتخاب سردبیر و اعضای هیأت تحریریه مطابق با آیین‌نامه تعیین اعتبار نشریات علمی کشور صورت خواهد پذیرفت.

ماده ۳: دفتر نشریه در موسسه متقاضی نشریه و با مسئولیت مدیر مسئول اداره خواهد شد.

ماده ۴: روی جلد مجله علاوه بر نشان دانشگاه فردوسی مشهد نشان انجمن ایرانی ژئومورفولوژی با اندازه یکسان نیز چاپ خواهد شد. ماده ۵: در صفحه حقوقی تمامی شماره‌های نشریه، این جمله آورده شود «این نشریه حاصل فعالیت مشترک دانشگاه فردوسی مشهد و انجمن ایرانی ژئومورفولوژی است».

ماده ۶: کلیه هزینه‌های آماده سازی نشریه تا قبل از لیتوگرافی اعم از هزینه‌های داوری، حق الزحمه ویراستار، مجری، امور دفتری، پست و مخابرات، تایپ، ... برعهده دانشگاه فردوسی مشهد خواهد بود.

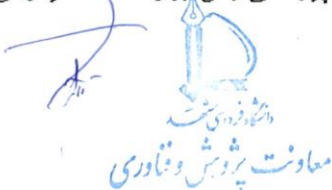
ماده ۷: هزینه‌های لیتوگرافی و چاپ نشریه (فیلم و زینگ، کاغذ، چاپ نشریه و جلد، صحافی) به صورت مشترک و با سهم مساوی توسط انجمن و موسسه متقاضی پرداخت خواهد شد.

ماده ۸: هرگاه یکی از طرفین قرارداد مایل به فسخ آن باشد باید تصمیم خود را حداقل شش ماه زودتر کتبا به اطلاع طرف مقابل برساند. در صورت توافق طرفین به فسخ توافقنامه، نتیجه توسط دبیرانجمن یا مدیرمسئول به دبیرخانه کمیسیون نشریات علمی کشور اعلام شود. موسسه متقاضی حداکثر به مدت شش ماه از تاریخ فسخ توافقنامه فرصت دارد تا با تکمیل مدارک و ارسال سه شماره آخر از نشریه به دبیرخانه کمیسیون نشریات علمی کشور، تقاضای اعتبار مستقل نماید تا مراحل ارزیابی نشریه صورت گیرد.

۹- این قرارداد در ۸ ماده و دو تبصره در دو نسخه به مدت ۴ سال تنظیم گردید و در تاریخ ۱۳۹۸/۸/۲ توسط دکتر احمدرضا بهرامی به نمایندگی از دانشگاه فردوسی مشهد و دکتر مجتبی یمانی (رییس هیأت مدیره انجمن ایرانی ژئومورفولوژی) به امضاء رسید.

دکتر احمدرضا بهرامی

معاون پژوهشی و فن‌آوری دانشگاه فردوسی مشهد



دکتر مجتبی یمانی

رییس هیأت مدیره انجمن ایرانی ژئومورفولوژی



معاونت پژوهش و فناوری



An Automatic Method for Flood Event Selection and Characterization: A Case Study of Kajo River Basin, Iran

Fatemeh Ganji Gohari ¹, Hamid Nazaripour ^{1*}, Mohammad Reza Poodineh ¹,
Mohsen Hamidianpour ¹, Ali Reza Ghaemi ¹, Reza Teimouri ²

¹ Department of Physical Geography, Faculty of Geography and Environmental Planning, University of Sistan and Baluchestan, Zahedan, Iran

² Department of Water Engineering, Faculty of Water and Soil Engineering, Gorgan University of Agricultural and Natural Resources, Gorgan, Iran

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 01 January 2026

Revised: 11 March 2026

Accepted: 13 March 2026

Available Online:

14 March 2026

Keywords:

Flood Events Selection

Peak Discharges Over
Threshold (POT)

Flood Event
Characterization

Master Recession Curve
(MRC)

Automatic Flood Analysis

ABSTRACT

The selection of flood events and determination of their characteristics (such as start and end times, peak discharge, volume, and duration) are crucial initial steps in flood analysis. In this study, to accurately extract key flood information, the automated Peaks Over Threshold (POT) model was used for flood sampling, and an automated method based on the Master Recession Curve (MRC) analysis was developed to determine flood characteristics. This process was implemented using a graphical user interface (GUI) and a toolbox in MATLAB. Results demonstrated that the proposed method performs well in the Kajo River basin, despite its variable hydrological regime. The developed toolbox can be easily applied to other watersheds for flood sampling and event description, thereby helping to reduce uncertainties in subsequent flood analyses, such as multivariate frequency and trend analyses. The practical applications of this approach in flood management, hydraulic structure design, flood risk assessment, and climate change studies in river basins are significant. However, the method's dependence on the quality and continuity of daily flow data, the need to adjust threshold parameters and independence criteria in basins with different hydroclimatic conditions, and challenges related to accurate baseflow separation are notable limitations of this research. For future studies, it is recommended that this method be validated in basins with diverse hydrological regimes, including snow-dominated basins and areas affected by human activities such as dam construction.

* Corresponding author: Hamid Nazaripour

E-mail address: h.nazaripour@gep.usb.ac.ir

How to cite this article: Ganji Gohari, F., Nazaripour, H., Poodineh, M. R., Hamidianpour, M., Ghaemi, A. R., & Teimouri, R. (2026). An Automatic Method for Flood Event Selection and Characterization: A Case Study of Kajo River Basin, Iran. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 15(2), 1-26. <https://doi.org/10.22067/geoe.2026.97442.1642>



©2026 The author(s). This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

Extended Abstract

Introduction

Floods rank among the most devastating natural disasters, causing extensive financial and human losses worldwide, including in Iran. Climate change and the increased frequency of extreme climatic events have further underscored the importance of accurate flood analysis and risk management. The core of any flood analysis whether multivariate frequency analysis, trend assessment, or hydraulic structure design depends on the precise identification of individual flood events and the quantitative extraction of their key characteristics (flood features). These features typically include the event's start and end time, peak discharge (peak), total direct runoff volume, and flood duration. Conventional methods for extracting these features are often based on manual or semi-automated procedures that rely on the analyst's subjective judgment, posing challenges such as time consumption, lack of full reproducibility, and difficulty in transferability to different watersheds. Particularly when dealing with large volumes of streamflow time-series data, these methods become inefficient and prone to introducing systematic uncertainties in subsequent analytical stages. The two main methodological challenges in this path are the objective and optimal selection of flood events from continuous data series and the accurate separation of the flood hydrograph from baseflow to calculate the true volume. The common approach for flood sampling is the Peaks Over Threshold method, which itself heavily depends on determining an optimal threshold and criteria for event independence. On the other hand, simplified methods such as connecting a straight line between start and end points are often used to define event bounds and calculate volume, which lack sufficient accuracy. Therefore, the development of an automatic, objective, and generic method that can standardize the complete process of event selection and feature extraction with minimal user intervention is a research and operational necessity. This study aims to address this methodological gap by proposing a comprehensive automatic framework and testing it in a basin with a complex and variable hydrological regime the Kajo River basin in southeastern Iran. The Kajo basin, influenced by two distinct rainfall systems (Mediterranean and Monsoonal), the presence of an upstream dam, and a history of destructive floods, provides an ideal testing ground for evaluating the efficiency and robustness of the proposed method.

Material and Methods

This research was conducted using an integrated and automated methodological framework that covers all stages from flood event selection to feature extraction. The study area is the Kajo River basin in southeastern Iran, with an approximate area of 6,178 square kilometers. The primary data used were daily streamflow time series from two hydrometric stations, Chandokan (located in the upstream section) and Pirsohrab (located in the downstream section), over a 50-year period. The methodological core is based on two main pillars. The first stage is the automatic selection of flood events using the Peaks Over Threshold model. To eliminate the inherent subjectivity in threshold determination, an automated algorithm based on the Anderson-Darling goodness-of-fit test was implemented. This algorithm systematically evaluates candidate thresholds and selects as optimal the threshold for which the exceedance series shows the best fit with the Generalized Pareto Distribution. Simultaneously, the well-known independence criteria from the United States Water Resources Council were applied to distinguish independent events, and the validity of the final extracted flood sample was evaluated using Kendall's correlation coefficient test and the calculation of the Dispersion Index. The second stage is the automatic identification of characteristics for each flood event, which itself comprises two key processes: first, the start and end times of each flood are determined algorithmically based on ratios of the peak discharge and a fixed time window; subsequently, for the precise separation of the net flood hydrograph from baseflow and calculation of the actual volume, the Master Recession Curve method is employed. In this step, using the matching strip method, the master recession curve is extracted from the entire data period and fitted with Wittenberg's analytical equation. Deep baseflow is defined as the average of minimum flows during the dry period and is used as a baseline. Finally, this complex methodological framework is implemented

in a user-friendly toolbox with a graphical interface in the MATLAB software environment, named SFE_IFC, to make the analysis process fully automated and executable on large datasets.

Results and Discussion

The application of the proposed framework to the Kajo River basin data yielded significant quantitative and qualitative results. The optimal flood thresholds for the Chandokan (upstream) and Pirsohrab (downstream) stations were calculated as 52 and 177.6 m³/s, respectively. This significant difference clearly illustrates the impact of increasing basin area and hydrological changes along the river course. Statistical evaluations confirmed the correct performance of the algorithm; Dispersion Index values close to one and non-significant Kendall's correlation coefficients at the 95% confidence level validated the assumption of event independence and the adequacy of the modeling. Over the 50-year period, 102 flood events were automatically identified at the Chandokan station and 82 events at the Pirsohrab station. Analysis of the extracted features revealed a strong positive correlation between flood volume and its duration. The coefficient of determination for this relationship was approximately 0.61 for the Pirsohrab station and 0.36 for the Chandokan station. This result indicates that flood volume is a primary determinant of the flood duration period in this basin. One of the important findings of this research was elucidating the role of different rainfall regimes on flood characteristics. Results showed that approximately 84% of floods at Pirsohrab and 65% at Chandokan occurred during the Mediterranean rainfall season (cold season). The visual outputs from the toolbox (separated hydrographs) clearly demonstrated that the proposed method can correctly identify start and end times for both single-peak and complex multi-peak floods. Furthermore, the fit of the master recession curve with a coefficient of determination greater than 0.9 proved the method's high accuracy in modeling the recession limb and, consequently, in calculating volume. Despite the construction of the Zirdan Dam upstream, the observation of large floods downstream (at the Pirsohrab station) indicates the intensity of flood processes in this basin and the necessity for considering complementary management measures.

Conclusion

This study successfully developed and validated a generic automatic method for the objective selection of flood events and the accurate extraction of their characteristics from daily streamflow data. The presented framework, by integrating an automatic optimal threshold selection algorithm within the Peaks Over Threshold model and the Master Recession Curve method, systematically addresses two major methodological problems in flood analysis. Implementing this framework in a user-friendly MATLAB toolbox has transformed it into a powerful operational tool for researchers and engineers, capable of drastically reducing analysis time while simultaneously enhancing reproducibility and transparency. Applying the method in the Kajo River basin not only proved its efficacy in a complex hydrological environment influenced by two climatic regimes but also provided valuable hydrological insights into the occurrence patterns and characteristics of floods in this important basin, including the dominance of cold-season floods in terms of frequency and the superiority of warm-season floods in terms of volume and duration. The findings emphasize the urgent need for focused attention on flood management and the development of flood control infrastructure in basins similar to Kajo. While the proposed method represents an important step toward standardization, its dependence on the quality and continuity of input data and the need for empirical adjustment of some parameters for basins with vastly different conditions remain its limitations. For future studies, validation of the method in basins with diverse hydroclimatic regimes, its integration with radar rainfall data and rainfall-runoff models for causal analysis, and investigation of the impacts of climate change on flood characteristics using this framework are recommended.



روش خودکار برای انتخاب رویدادهای سیلاب و شناسایی ویژگی‌های آن‌ها (مطالعه موردی: حوضه آبریز رودخانه کاجو، ایران)

فاطمه گنجی گوهری^۱، حمید نظری پور^{۱*}، محمدرضا پودینه^۱، محسن حمیدیان پور^۱

علیرضا قائمی^۱، رضا تیموری^۲

^۱ گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده جغرافیا و برنامه‌ریزی محیطی، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران
^۲ گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی آب و خاک، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، گرگان، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخچه مقاله: تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۰/۱۱ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۱۲/۲۰ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۲/۲۲	انتخاب رویدادهای سیلاب و تعیین ویژگی‌های آن (مانند تاریخ شروع و پایان، دبی اوج، حجم و مدت زمان) نخستین گام‌های حیاتی برای تحلیل‌های سیلاب محسوب می‌شوند. در این بررسی، برای به دست آوردن اطلاعات دقیق کلیدی سیلاب، از مدل خودکار آستانه‌ای، برای نمونه‌برداری از سیلاب‌ها استفاده شد و یک روش خودکار برای تعیین ویژگی‌های سیلاب با به کارگیری روش تحلیل منحنی فروکش اصلی ارائه گردید. همچنین از یک رابط کاربری گرافیکی و جعبه ابزار برای این فرآیند در متلب استفاده شده است. نتایج نشان داد که روش پیشنهادی برای حوضه آبریز رودخانه کاجو با رژیم هیدرولوژیکی متغیر، عملکرد خوبی دارد. جعبه ابزار توسعه یافته را می‌توان به راحتی در سایر حوضه‌های آبریز برای نمونه‌برداری سیلاب و توصیف وقایع سیلاب به کار برد، و در نتیجه به کاهش عدم قطعیت در تحلیل‌های بعدی سیلاب، مانند تحلیل‌های فراوانی و روند سیلاب چند متغیره، کمک کرد. کاربرد عملی این رویکرد در تحلیل‌های مدیریت سیلاب، طراحی سازه‌های هیدرولیکی، ارزیابی ریسک سیل و مطالعات تغییر اقلیم در حوضه‌های آبریز قابل توجه است. با این حال، وابستگی روش به کیفیت و پیوستگی داده‌های جریان روزانه، نیاز به تنظیم پارامترهای آستانه و معیارهای استقلال در حوضه‌های با شرایط هیدرواقليمی متفاوت، و چالش‌های مربوط به تفکیک دقیق جریان پایه از جمله محدودیت‌های قابل توجه این پژوهش محسوب می‌شوند. برای پژوهش‌های آینده، پیشنهاد می‌شود این روش در حوضه‌های با رژیم‌های هیدرولوژیکی متنوع (از جمله حوضه‌های برف‌خیز و مناطق تحت تأثیر فعالیت‌های انسانی مانند سدها) اعتبارسنجی گردد.
کلمات کلیدی: انتخاب رویدادهای سیلابی دبی های اوج بالاتر از آستانه (POT) ویژگی‌یابی سیلاب منحنی فروکش اصلی (MRC) تحلیل خودکار سیلاب	

مقدمه

سیل یک پدیده طبیعی و جدی است که خسارت‌های قابل توجهی وارد کرده و میلیون‌ها نفر را در سراسر جهان تحت تأثیر قرار می‌دهد (Kauffeldt, Wetterhall, Pappenberger, Salamon & Thielen, 2016; De Bruijn et al., 2019; Qiu, Du, Zhu & Fan, 2017). علاوه بر این، با افزایش ظرفیت نگهداری رطوبت جو در اثر گرمایش جهانی، رویدادهای هواشناسی شدید، به ویژه سیل‌ها، با فراوانی بیشتری رخ می‌دهند (Blöschl et al., 2019; Adhikari et al., 2010; Tanoue, Hirabayashi & Ikeuchi, 2016). برای کاهش خسارات سیل و زیان‌های اقتصادی، بررسی دقیق تغییرپذیری رویدادهای سیل و ارزیابی ریسک سیلاب ضروری است (Zeng, 2020). همچنین به خوبی شناخته شده است که انتخاب دقیق رویدادهای سیل و شناسایی ویژگی‌های سیلاب از داده‌های جریان روزانه، حیاتی‌ترین گام‌ها برای پژوهش‌های بعدی مرتبط با سیل به شمار می‌روند (مانند تحلیل فراوانی چند متغیره سیل‌ها و تحلیل روند) (Karahacane, Meddi, Chebana & Saaed, 2020). با این حال، چنین کارهایی هنوز فاقد رویکردهای جامع و عملی هستند. بنابراین اهمیت توسعه چارچوبی برای انتخاب رویدادهای سیل و شناسایی ویژگی‌های سیل برجسته می‌شود. سیل یک پدیده تصادفی چند متغیره است که عموماً با متغیرهایی مانند اوج سیل، حجم سیل و مدت سیل توصیف می‌شود (Mediero, Jimenez-Alvarez & Garrote, 2010). اگر چه در مطالعات قبلی از روش‌های ساده شده مختلفی برای به دست آوردن ویژگی‌های سیل استفاده شده است، اما تعیین ویژگی‌های سیل هنوز به طور جامع مورد مطالعه قرار نگرفته است (Vittal, Singh, Kumar & Nadarajah & Shiau, 2005; Karmakar, 2015; Jeong, Sushama, Khaliq & Roy, 2014). برای شناسایی دقیق و عینی ویژگی‌های سیل، سه چالش اصلی باید در نظر گرفته شود: انتخاب نمونه‌های مناسب سیل، شناسایی دقیق تاریخ شروع و پایان وقایع سیل و گسترش فرآیند فروکش کردن برای جداسازی وقایع سیل از دبی مشاهده شده است.

روش سری حداکثر سالانه (Annual Maximum Series) و روش اوج بالاتر از آستانه (Peak Over Threshold) که به اختصار و به ترتیب، (AMS) و (POT) بیان می‌گردند، به طور گسترده برای نمونه‌برداری سیل استفاده می‌شوند (Solari, Eguen, Polo & Losada, 2012). روش POT که می‌تواند اطلاعات بیشتری در مورد فرآیندهای سیل استخراج شده از داده‌های جریان روزانه رودخانه را ثبت کند و عدم قطعیت تحلیل فراوانی سیل را کاهش دهد (Lang, Ouarda & Bobee, 1999)، در چند دهه گذشته به طور گسترده برای تخمین خطر سیل مورد استفاده قرار گرفته است (Durocher, Mostofizadeh, Burn & Ashkar, 2018; Durocher, 2012; Burn & Ashkari, 2019; Aissia et al., 2012). با این حال، نمونه‌های سیلاب به دست آمده با استفاده از مدل POT تا حد زیادی به انتخاب آستانه وابسته هستند. روش‌های انتخاب آستانه قابل اعتماد، مانند چارک ثابت (Jeong et al., 2014)، میانگین تعداد رویدادهای فراتر از آستانه (Brunner et al., 2018, Brunner, Hingray, Zappa & Favre, 2019)، میانگین تجاوز از آستانه (Davison & Smith, 1990; Lang et al., 1999) و روش انتخاب خودکار آستانه (Liang, Shao, Shao & Lee, 2019) می‌توانند به یک نمونه سیلاب مناسب منجر شوند. روش‌های خودکار، بر اساس درجه برازش بین توزیع فرضی و نمونه سیلاب، آستانه را به صورت خودکار تعیین می‌کنند (Solari, Eguen, Polo & Losada, 2017; Durocher et al., 2018). بر اساس مقایسه کارایی روش‌های مختلف انتخاب آستانه، مشخص شده است که انتخاب خودکار آستانه مبتنی بر آزمون نیکویی برازش (GOF) می‌تواند به طور عینی‌تر به یک آستانه بهینه معقول دست یابد (Durocher et al., 2018).

تعیین تاریخ شروع و پایان وقایع سیل، کلید توصیف فرآیند سیل است. یکی از روش‌های پرکاربرد برای پرداختن به این موضوع، رویکرد گرافیکی مفهومی است که در آن تاریخ شروع معمولاً با افزایش ناگهانی هیدروگراف مشخص می‌شود و تاریخ پایان را می‌توان با مسطح شدن شاخه فروکش هیدروگراف تعیین کرد (Tosunoglu, Gurbuz & Ispirli, 2020; Liu, Li, Ma, Jia & Su, 2020; Yue, 2000). با این حال، در تعیین تاریخ‌های شروع و پایان، درجه‌ای از ذهنیت دخیل است. برای کاهش تأثیر تصمیمات انسانی، شمار زیادی از مطالعات مرتبط از رویکردهای ساده شده استفاده کرده‌اند (Vittal et al., 2015; Brunner et al., 2019; Mediero et al., 2010). به عنوان مثال، پیشنهاد شده است که که تقاطع‌های خط آستانه با هیدروگراف جریان، متناظر با نقاط شروع و پایان یک

رویداد سیل هستند (Vittal et al., 2015). تا کنون، به دلیل پیچیدگی رویدادهای سیلاب، هیچ روش عینی بدون نیاز به مداخله انسانی برای حل این مشکل ارائه نشده است.

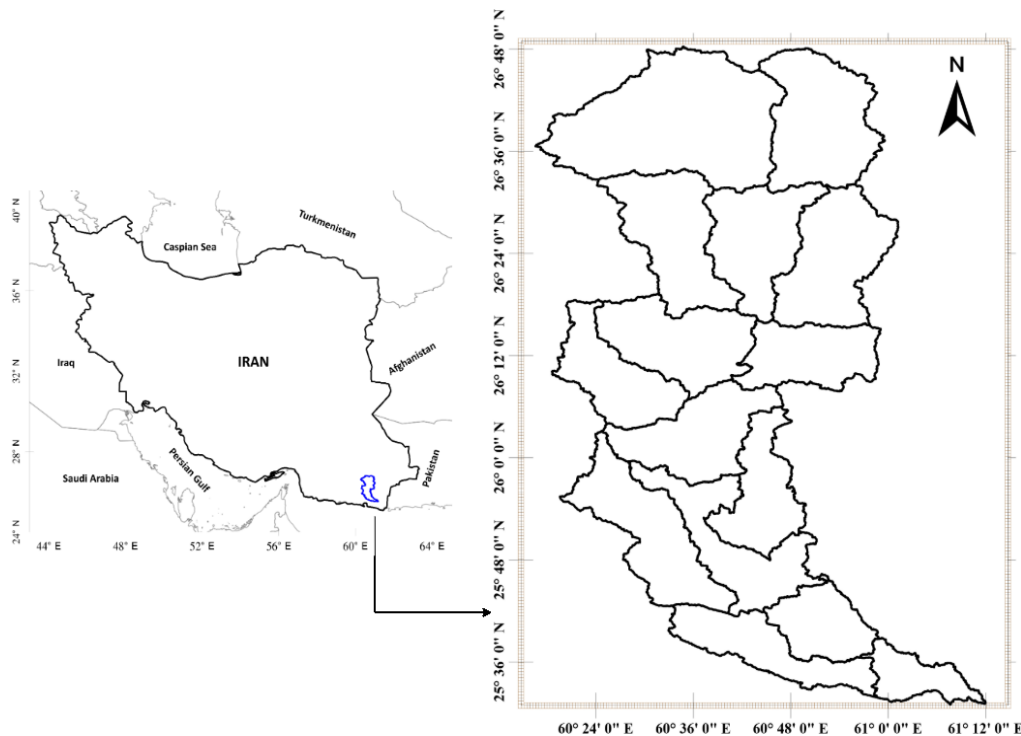
علاوه بر این، برای تعیین حجم سیل و هیدروگراف سیلاب، لازم است رویدادهای سیل از هیدروگراف جریان پایه با استفاده از روش‌های تفکیک جریان پایه استخراج شوند (Tallaksen, 1995; Sujono, Shikasho & Hiramatsu, 2004; Smakhtin, 2001). هر چند روش‌های پیچیده مانند فیلتر دیجیتال (Güngör & Ozkaya, 2025; Helfer et al., 2025) برای جداسازی جریان پایه موجود است؛ به طور کلی، از روش‌های ساده شده می‌توان برای تفکیک هیدروگراف سیل استفاده کرد. به عنوان مثال، حجم سیل را می‌توان به سادگی با استفاده از یک خط راست برای تفکیک رواناب مستقیم از جریان پایه برآورد کرد (Tosunoglu et al., 2020; Aissia et al., 2012; Yue, 2000). علاوه بر این، منحنی فروکش اصلی، به عنوان یک روش گرافیکی، به طور گسترده برای توصیف رابطه دبی-ذخیره حوضه‌های آبریز مورد استفاده قرار گرفته است و برخی از محققان مدل‌های تابعی متفاوتی مانند رابطه خطی (Sujono et al., 2004) و رابطه توانی (Carlotto & Chaffe 2019) را برای به دست آوردن منحنی اصلی فروکش پیشنهاد کرده‌اند. علاوه بر این، این روش با گسترش فرآیند فروکش، امکان استخراج چندین رویداد سیل را در یک دوره طولانی فراهم می‌کند (Beven, Smith & Wood, 2011; Lamb & Keith, 1997; Sujono et al., 2004)؛ با این حال، به دلیل پیچیدگی آن، کاربرد کمی در توصیف رویدادهای سیل (مانند محاسبه حجم سیل) دارد.

هر دو فرآیند انتخاب رویدادهای سیلاب و تعیین ویژگی‌های سیل اغلب به صورت دستی انجام می‌شوند که کاری خسته‌کننده و نیازمند تخصص است. همچنین باعث عدم قطعیت‌های زیادی در تحلیل‌های بعدی سیل می‌شود. علاوه بر این، روش دستی در صورت اعمال بر روی حجم زیادی از داده‌ها بسیار ناکارآمد خواهد بود (Arciniega- Solari et al., 2017; Carlotto & Chaffe 2019; Esparza, Brena-Naranjo, Pedrozo-Acuna & Appendini, 2017; Durocher et al., 2018). بنابراین، لازم است یک روش عمومی خودکار برای انتخاب وقایع سیل و شناسایی ویژگی‌های سیل با حداقل دخالت انسان ایجاد شود که بتواند به‌طور مؤثر برای داده‌های گسترده اعمال شود. از این رو، روش عمومی خودکار توسعه یافته است که به طور عینی، آستانه را برای نمونه‌گیری سیلاب بر اساس روش POT انتخاب می‌کند و ویژگی‌های سیل را مطابق با روش منحنی اصلی فروکش شناسایی می‌نماید (Zhang et al., 2021). این رویکرد، یک روش استانداردسازی شده تعمیم‌یافته است که می‌تواند برای تمامی حوضه‌های آبریز با ویژگی‌های متنوع به کار گرفته شود. یک رابط کاربری گرافیکی (GUI)، امکان استفاده از این روش را سهل و سریع می‌نماید. این روش با استفاده از داده‌های MOPEX آزمایش و اعتبارسنجی شده است (Duan et al., 2006). روش مزبور، انتخاب رویدادهای سیل و تعیین ویژگی‌های سیل را بهبود و در نتیجه عدم قطعیت‌ها را در تحلیل‌های بعدی سیل، مانند تحلیل‌های فراوانی سیل چند متغیره و روند سیل، کاهش می‌دهد.

منطقه مورد مطالعه

محدوده مورد مطالعه این پژوهش، حوضه آبریز رودخانه کاجو (شکل ۱) را در برمی‌گیرد. حوضه آبریز رودخانه کاجو با مساحت ۶۱۷۸ کیلومتر مربع در بخش غربی حوضه آبریز بزرگ باهوکلالت و یکی از مهمترین سرشاخه‌های رودخانه باهوکلالت در حوضه آبریز بلوچستان جنوبی به شمار می‌رود. این رودخانه از ارتفاعات رشته کوه مکران در جنوب غربی ایران‌شهر سرچشمه و در جلگه دشتیاری به رودخانه باهوکلالت می‌پیوندد. طول آبراهه اصلی این حوضه آبریز ۳۰۲ کیلومتر، زمان تمرکز آن ۴۳/۵ ساعت و ضریب گراویلوس آن ۲/۸۶ می‌باشد. رودخانه کاجو یکی از بسترهای سیلابی مهم در جنوب شرق ایران شناخته می‌شود (Moradi & Ranjbar Saadat, 2015; Abadi, 2020; Nazaripour, 2015) و سد مخزنی زیردان بر روی آبراهه اصلی آن احداث شده است. تفاوت زیاد مرتفع‌ترین (۲۰۶۲ متر) و پست‌ترین (۱۶ متر) نقطه حوضه آبریز، شیب زیاد (متوسط ۱۶٪)، خشکی محیط جغرافیایی (فقدان پوشش گیاهی) و کافی نبودن اقدامات کنترلی، منجر به رخداد سیلاب‌های سهمگین می‌گردد که خسارات‌های قابل توجهی را به بار می‌آورد.

حوضه آبریز رودخانه کاجو از نظر آب و هواشناختی تحت تأثیر دو رژیم بارشی متفاوت قرار داد. رژیم موسمی با جهت جریان جنوب شرقی از اواخر بهار تا اواخر تابستان و رژیم مدیترانه‌ای که با جهت جریان جنوب غربی از میانه پاییز تا میانه بهار حاکم است (Aryanmanesh, Nazaripour, Mahmoodi & Khosravi, 2024). داده‌های تکمیل شده جریان روزانه رودخانه برای دو ایستگاه هیدرومتری واقع بر روی رودخانه کاجو، شامل ایستگاه پیرسهراب در بخش پایاب و ایستگاه چندوکان در بخش سرآب (بالادست سد زبردان) مبنای این بررسی است. ایستگاه پیرسهراب در موقعیت طول جغرافیایی $60^{\circ}17'$ و عرض جغرافیایی $25^{\circ}75'$ و ایستگاه چندوکان در موقعیت طول جغرافیایی $60^{\circ}55'$ و عرض جغرافیایی $26^{\circ}15'$ قرار دارد. دوره آماری مورد استفاده هر دو ایستگاه از سال آبی $1352/1351$ تا $1400/1401$ می‌باشد.



شکل ۱- نقشه حوضه آبریز رودخانه کاجو و ایستگاه‌های آب‌سنجی آن در جنوب شرق ایران
Fig. 1. Map of the Kajo River basin and the hydrometric stations in southeastern Iran

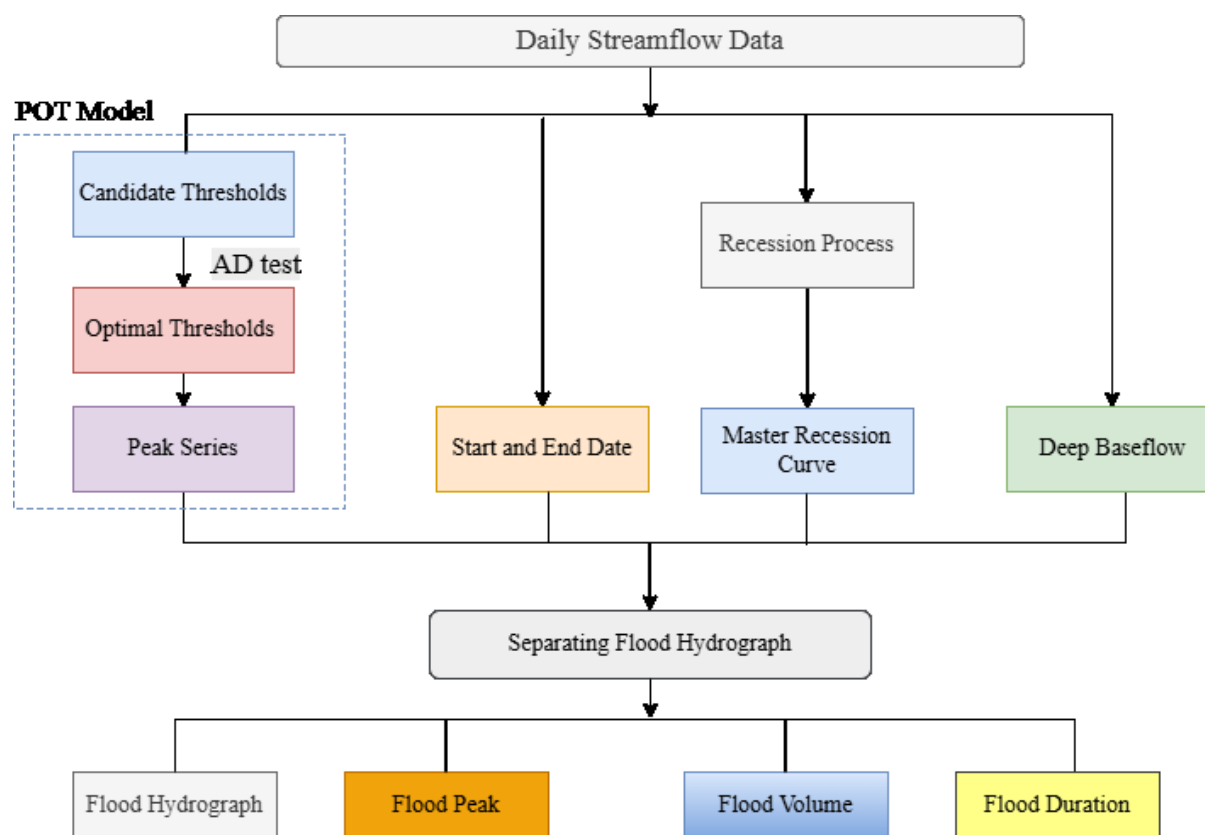
مواد و روش‌ها

یک فلوچارت از روش عمومی خودکار برای انتخاب رویدادهای سیل و شناسایی ویژگی‌های سیل در شکل (۲) نشان داده شده است. جزئیات هر روش در بخش‌های بعدی توضیح داده شده است.

مدل آستانه فراتر از اوج

مدل آستانه فراتر از اوج (POT) سابقه‌ای طولانی در کاربرد در تحلیل‌های هیدرولوژیکی، مانند تحلیل فراوانی و روند سیلاب، از طریق انتخاب دقیق رویدادهای سیلابی دارد (Ribatet, Sauquet, Gresillion & Ouarda, 2007; Mostofizadeh, Durocher, Burn & Ashkari, 2019; Onoz & Bayazit 2001). دستورالعمل عملیاتی دقیق برای مدل POT توسط (Lang et al., 1999) ارائه شده است. با این حال، دو مسئله وجود دارد که پیش از استفاده از این مدل باید حل شوند: (۱) استقلال سری‌های اوج انتخابی و (۲)

انتخاب آستانه‌ای مناسب (Mazas & Hamm, 2011; Bernardara, Mazas, Kergadallan & Hamm, 2014; Nazaripour & Hamidianpour, 2025). در ادامه، رویکردهای مورد استفاده در این مطالعه برای رسیدگی به این دو مشکل ارائه شده است.



شکل ۲- فلوچارت شمانیک استخراج ویژگی‌های سیلاب با استفاده از روش عمومی خودکار. اختصارات POT و AD به ترتیب نشان دهنده آستانه فراتر از اوج و آزمون نیکویی برازش اندرسون- دارلینگ

Fig. 2. Flowchart for flood characteristics using the automatic generic procedure. The abbreviations POT and AD represent the peaks over threshold and the Anderson-Darling (AD) GOF test, respectively

معیارهای استقلال

مدل آستانه فراتر در این مطالعه، از روش رایج خوشه‌بندی غیر متمرکز که توسط شورای منابع آب ایالات متحده در سال ۱۹۷۶ پیشنهاد شده، برای بررسی استقلال سری‌های اوج استفاده می‌گردد (Durocher et al., 2018). برای این منظور، رویدادهای سیلاب متوالی باید دو پیش شرط (رابطه ۱) را داشته باشند:

$$\theta > 5 + \ln\left(\frac{A}{1.609^2}\right) \text{ and } X_{\min} < \frac{3}{4} \min(Q_1, Q_2) \quad (1)$$

در اینجا، θ نشان‌دهنده فاصله زمانی بین دو اوج متوالی (روز)، A مساحت حوضه به کیلومتر مربع و Q_1 و Q_2 دبی جریان اوج متوالی (m^3/s) و $X_{\min}$ حداقل دبی جریان میانی برحسب مترمکعب بر ثانیه است.

انتخاب آستانه خودکار

برای کاهش ذهنیت‌گرایی و عدم قطعیت در انتخاب آستانه، رویکردی مبتنی بر آزمون نیکویی برازش برای انتخاب خودکار آستانه ارائه شده است (Solari et al., 2017) که امکان انجام تحلیل‌های هیدرولوژیکی کارآمد بر روی مجموعه داده‌های حجیم را فراهم می‌سازد. از این رو، این روش برای انتخاب آستانه بهینه مدل POT به کار گرفته می‌شود. هر چند روش‌های متعدد گرافیکی مانند نمودار میانگین باقیمانده عمر (MRLP)، نمودار پایداری آستانه (TS) نیز در تعیین آستانه‌ها موجود است (Oktaviana, Syafei, 2025; Kuswanto & Hermana, 2025). کاملاً مشخص است که سری‌های کران انتخابی POT باید از توزیع تعمیم یافته پارتو پیروی کنند (Bernardara et al., 2014; Mazas & Hamn, 2011)؛ بنابراین، آستانه‌های مختلفی برای به دست آوردن نمونه‌های مختلف سیل انتخاب می‌شوند. از توزیع پارتو تعمیم یافته برای برازش هر دنباله حدی استفاده می‌شود و نمونه‌ای که بهترین عملکرد را داشت، با آستانه بهینه مطابقت می‌یابد. تابع توزیع تجمعی توزیع پارتو تعمیم یافته را می‌توان به صورت رابطه (۲) ارائه داد:

$$F_n(x) = \begin{cases} 1 - \left(1 + k \frac{x-u}{\sigma}\right)^{-\frac{1}{k}} & \text{if } k \neq 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{x-u}{\sigma}\right) & \text{if } k = 0 \end{cases} \quad (2)$$

در این جا، $F_n(x)$ تابع توزیع تجمعی، k پارامتر شکل، σ پارامتر مقیاس و u پارامتر مکان می‌باشد. این توزیع برای بازه $x \geq u$ در صورت مثبت بودن پارامتر شکل ($k > 0$) معتبر است و برای بازه $-1 \leq \frac{x-u}{\sigma} \leq 0$ در صورت منفی بودن آن ($k < 0$)، صدق می‌کند. هنگامی که $k = 0$ باشد، توزیع پارتو تعمیم یافته به یک توزیع نمایی تبدیل می‌شود. برای تخمین پارامترها از روش حداکثر درست‌نمایی استفاده می‌شود (Harville, 1977). اهمیت توصیف درجه برازش بین توزیع فرضی و سری‌های فرین (افراطی) برای انتخاب آستانه بهینه غیرقابل انکار است. مطالعات قبلی به طور گسترده از آزمون‌های نیکویی برازش برای انتخاب آستانه‌های بهینه استفاده کرده‌اند (Solari et al., 2017; Durocher et al., 2018). در این پژوهش، از آزمون اندرسون-دارلینگ (AD) برای تعیین آستانه بهینه استفاده می‌شود. آزمون AD نوعی آزمون نیکویی برازش (رابطه ۳) است و بر اساس آماره تابع توزیع تجربی A^2 بنا شده است که فاصله بین توزیع تجربی به دست آمده از نمونه و توزیع فرضی را اندازه‌گیری می‌کند (Choulakian & Stephens 2001; Heo, Shin, Nam, Om & Jeong, 2013):

$$A^2 = n \int_{-\infty}^{+\infty} (F_n(x) - F(x))^2 \omega(x) dF(x) \quad (3)$$

در این جا، A^2 ارزش آماره آزمون AD است و هر چه مقدار AD به صفر نزدیک‌تر باشد، سری‌های اوج مربوطه به توزیع فرضی نزدیک‌تر است، n تعداد نقطه‌های داده در نمونه، $F_n(x)$ یک توزیع فرضی (به عنوان نمونه، توزیع پارتو تعمیم یافته در این مطالعه)، $F(x)$ تابع توزیع تجربی، و $\omega(x)$ یک تابع وزن‌دهی روی مقادیر نمونه مرتب $x_1 < x_2 < \dots < x_n$ شده است (رابطه ۴):

$$\omega(x) = [F(x)(1 - F(x))]^{-1} \quad (4)$$

روش خودکار انتخاب آستانه مورد استفاده در این مطالعه به شرح زیر است:

(۱) سری اولیه دبی‌های اوج سیلاب، در گام اول با در نظر گرفتن آستانه‌ای معادل صدک ۸۰ام از سری داده‌های جریان استخراج می‌گردد. طبق مطالعات قبلی، این مقدار صدک برای شناسایی تمام وقایع سیل برای حوضه‌هایی با ویژگی‌های مختلف مناسب در نظر گرفته شده است (Brunner et al., 2019; Solari et al., 2017). استقلال اوج‌های سیل با استفاده از معیارهای استقلال ارائه شده در معادله (۱) بررسی می‌گردد. سپس، مجموعه‌ای از مقادیر اوج‌های مستقل $\{P_i; i = 1, \dots, n_p\}$ به ترتیب صعودی مرتب می‌شوند، به عبارت دیگر $P_1 \leq \dots \leq P_{n_p}$.

(۲) از سری‌های اوج P_i ، یک زیر سری $\{P_{i_k}; k = 1, \dots, n_u\}$ ، که آستانه‌های کاندید محسوب می‌شوند، با حذف مقادیر تکراری ($n_u \leq n_p$) استخراج می‌گردد. از توزیع پارتو تعمیم یافته برای برآزش نمونه متناظر به هر آستانه کاندید استفاده و سپس آماره AD برای هر آستانه محاسبه می‌گردد. آستانه‌ای که با کمترین مقدار آماره‌های AD متناظر باشد، به عنوان آستانه بهینه انتخاب می‌گردد. بر اساس مطالعات پیشین، طول نمونه سیل تعیین شده متناظر با آستانه بهینه باید از تعداد سال‌های ثبت‌شده بیشتر باشد (Lang et al., 1999; Durocher et al., 2018).

روش‌های اعتبارسنجی

برای ارزیابی قابل قبول بودن سری‌های اوج سیلاب انتخاب شده با روش‌های فوق، از آزمون τ کندال و شاخص پراکندگی، I_d (نسبت واریانس به میانگین) استفاده می‌شود (Cunnane, 1979; Lang et al., 1999). آزمون τ کندال که ضریب همبستگی رتبه‌ای کندال نیز نامیده می‌شود، برای تأیید استقلال سری‌های اوج مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای سری‌های اوج $\{P_i; i = 1, \dots, n_p\}$ این آزمون به منظور تشخیص وابستگی سریالی مرتبه اول به کار گرفته شده است. آماره‌های τ کندال به صورت رابطه (۵) تعریف می‌شوند:

$$\tau = \frac{2 \sum_{i=1}^{n_p-2} \sum_{j=i+1}^{n_p-1} \text{sign}(P_i - P_j) * \text{sign}(P_{i+1} - P_{j+1})}{(n_p - 1)(n_p - 2)} \quad (5)$$

در این جا، $\text{sign}(\cdot)$ تابع علامت است. مقادیر آماره τ می‌تواند از -۱ تا ۱ متغیر باشد. مقادیر مطلق آماره τ بزرگتر، وابستگی قوی‌تری به سری اوج نشان می‌دهند.

معمولاً فرض می‌شود که توزیع تعداد اوج‌ها در سال از توزیع پواسون پیروی می‌کند. استفاده از شاخص پراکندگی برای آزمایش کفایت توزیع پواسون توسط (Cunnane, 1979) توصیه شده است. از آن جایی که میانگین و واریانس در توزیع پواسون برابر هستند، می‌توان از نسبت واریانس مشاهده شده به میانگین مشاهده شده تعداد اوج‌ها در سال به عنوان آماره آزمون استفاده نمود (یعنی، شاخص پراکندگی). برای تعداد سالانه سیل $\{m_i; i = 1, \dots, Y\}$ ، شاخص پراکندگی به صورت رابطه (۶) تعریف می‌گردد:

$$I_d = \frac{\sum_{i=1}^Y \left(m_i - \frac{1}{Y} \sum_{i=1}^Y m_i \right)^2}{\sum_{i=1}^Y m_i} \quad (6)$$

که در آن، Y تعداد سال‌های ثبت شده و I_d شاخص پراکندگی است که هر چه مقدار آن به یک نزدیک‌تر باشد، دنباله به توزیع پواسون نزدیک‌تر است.

تعیین ویژگی‌های سیلاب

برای به دست آوردن سری‌های زمانی سیل، یک روش عمومی خودکار برای شناسایی تاریخ‌های شروع و پایان سیل با حداقل دخالت انسان توسعه داده شده است. برای به دست آوردن حجم سیل و هیدروگراف، از روش منحنی فروکش اصلی استفاده می‌شود (Carlotto & Chaffe 2019). بخش فرعی زیر، فرآیند تعیین ویژگی‌های سیلاب را با استفاده از روش‌های پیش‌گفته تشریح می‌کند و شکل (۲)، نمودارهای شماتیک مربوط به تعیین ویژگی‌های سیلاب (تاریخ‌های شروع و پایان، دبی اوج، حجم و مدت‌زمان) را نشان می‌دهد.

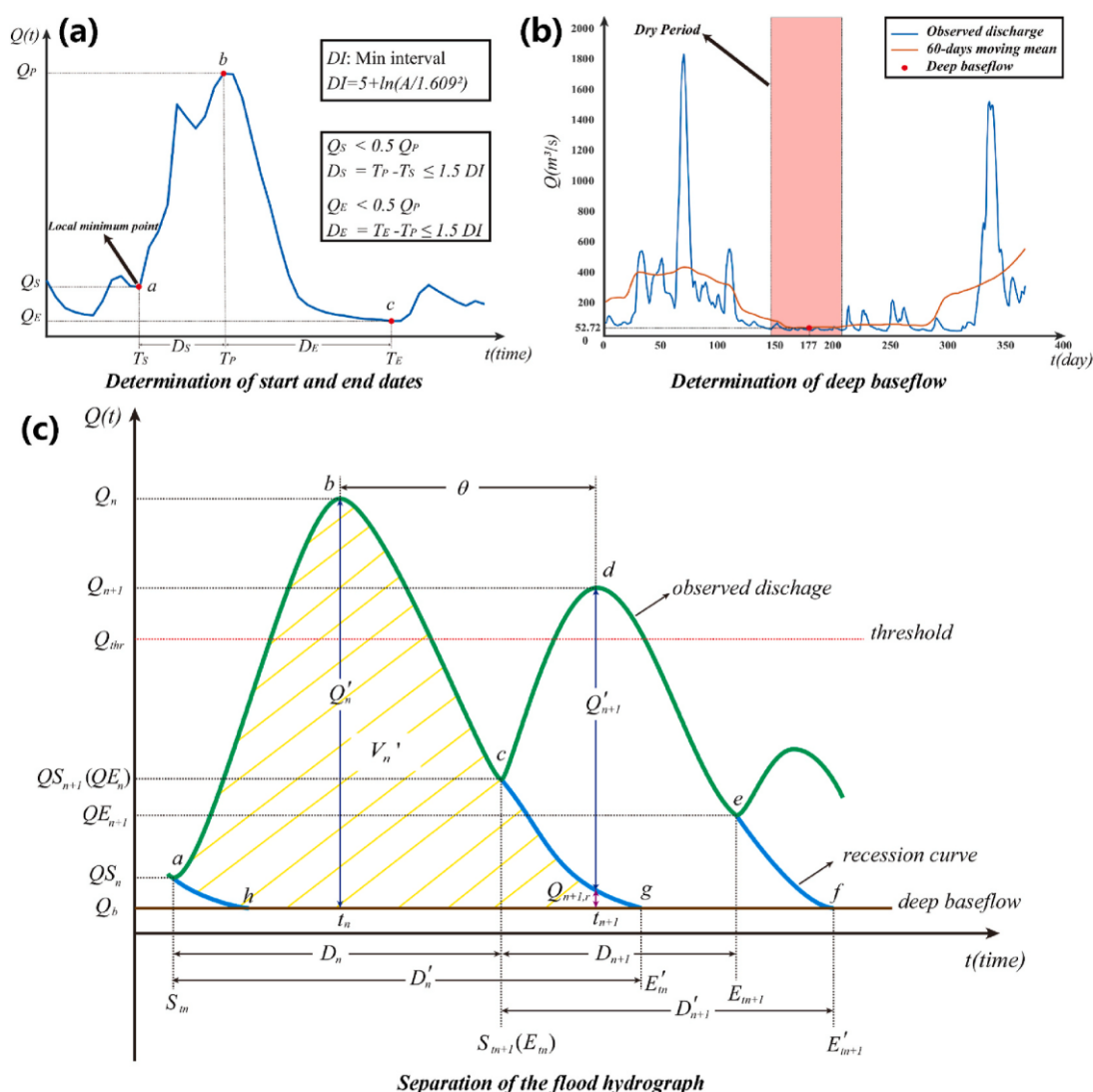
تعیین تاریخ‌های آغاز و پایان

در این مطالعه، یک رویکرد کلی برای تعیین تاریخ شروع و پایان دوره‌های سیل با ارجاع به مطالعات قبلی توسعه داده شده است (Nadarajah & Shiau 2005; Vittal et al., 2015; Claps & Laio 2003; Ombadi, Nguyen, Sorooshian & Hsu, 2018; Yue,)

2000). با در نظر گرفتن تمام جریان‌ها در بازه b برابر حداقل فاصله قبل از اوج، تاریخ شروع یک رخداد سیل به عنوان زمانی تعریف می‌شود که دبی برای اولین بار به کمتر از a برابر دبی اوج برسد و در آن نقطه، کمینه محلی باشد (رابطه ۷) (شکل ۳a).

$$Q_S \leq aQ_P \text{ and } T_P - T_S \leq b \left(5 + \ln \left(\frac{A}{1.6092} \right) \right) \quad (7)$$

که در آن، Q_P و Q_S به ترتیب دبی اوج سیل و جریان مربوط به تاریخ شروع سیل، T_P و T_S به ترتیب تاریخ اوج سیل و تاریخ شروع رویداد سیل، a و b پارامترهای تجربی هستند و a باید در محدوده $(0, 1)$ و b باید در محدوده $(1, 2)$ باشد. عرض بازه بین نقطه اوج و نقطه شروع باید تا حد امکان کوتاه باشد و از b برابر حداقل فاصله زمانی لازم برای مستقل نگه داشتن دو اوج متوالی کمتر باشد.



شکل ۳- فلوچارت شماتیک جدا سازی هیدروگراف سیلاب و تعیین ویژگی‌های سیلاب (زمان‌های شروع و پایان، اوج، حجم و دوام). (a) تعیین تاریخ‌های شروع و پایان (b) تعیین جریان پایه عمیق؛ (c) جداسازی هیدروگراف سیلاب

Fig. 3. Schematic diagrams for separation of the flood hydrograph and determination of flood characteristics (start/end dates, peak, volume, and duration). (a) Determination of start and end dates; (b) determination of deep baseflow; (c) separation of the flood hydrograph (Zhang et al., 2021)

بر اساس مطالعات قبلی، مقادیر $a = 0.5$ و $b = 1.5$ در معادله (۷) برای تعیین نقطه شروع رویداد سیل برای حوضه‌هایی با ویژگی‌های مختلف مناسب می‌باشند (Brunner et al., 2019). پارامتر $1/5$ تضمین می‌کند که نقاط شروع واقعی اکثریت قریب به اتفاق رویدادهای سیل در دوره زمانی گنجانده شده و با استفاده از معادله (۷) قابل بازیابی هستند. تاریخ پایان سیل با استفاده از روشی مشابه با تاریخ شروع تعیین می‌شود (رابطه ۸):

$$Q_E \leq aQ_P \text{ and } T_E - T_P \leq b \left(5 + \ln \left(\frac{A}{1.609^2} \right) \right) \quad (8)$$

که در آن، T_P و T_E به ترتیب تاریخ پایان سیل و دبی مربوطه هستند. در مورد رویکرد فوق‌الذکر برای تعیین تاریخ شروع و پایان وقایع سیل، باید به چند نکته کلیدی توجه شود. اولاً، باید تأکید شود که این روش صرف نظر از اینکه سیل تک قله‌ای یا چند قله‌ای باشد، قابل اجرا است. برای مثال، در شکل (۳a)، نقاط شروع و پایان به دست آمده را می‌توان برای سیلاب‌های چند اوجی نیز به طور دقیق شناسایی کرد. دوم، اگر هیدروگراف جریان در حداقل بازه زمانی $1/5$ ، کاملاً یکنواخت باشد، نقطه شروع (پایان) به عنوان نقطه حداقل جریان تعریف می‌شود.

تحلیل منحنی فروکش اصلی

پس از تعیین تاریخ شروع و پایان وقایع سیل، هیدروگراف‌های اولیه سیل از هیدروگراف دبی مشاهده‌ای استخراج می‌شوند. با این حال، روند فروکش کردن یک رویداد سیل همیشه به جریان پایه کاهش نمی‌یابد، یعنی سیل دوم قبل از اینکه روند فروکش کردن سیل اول به جریان پایه کاهش یابد، رخ خواهد داد (شکل ۳c). این نشان می‌دهد که T_E ممکن است تاریخ پایان واقعی یک رویداد سیل نباشد. بنابراین، برای حل این مسئله و تعیین تاریخ پایان واقعی و سایر ویژگی‌های سیل مانند حجم سیل، باید روش‌هایی برای جداسازی هیدروگراف سیل اتخاذ شود. در این مطالعه، روش منحنی فروکش اصلی به کار گرفته شد که یک مدل مفهومی ذخیره حوضه آبریز با مکانیسمی فیزیکی برای نمایش رابطه‌ی دبی-ذخیره است (Duncan, 2019).

تحلیل منحنی فروکش اصلی، یک روش گرافیکی برای جداسازی هیدروگراف است که با استخراج چندین منحنی در یک دوره زمانی گسترده، بر تغییرپذیری موجود در هر دوره فروکش انفرادی، غلبه می‌کند (Tallaksen, 1995). برای تعیین منحنی فروکش اصلی، از روش نوار تطبیقی استفاده می‌شود که یک روش گرافیکی مبتنی بر همپوشانی منحنی‌ها است که در آن فروکش‌های انفرادی رسم و تنظیم می‌شوند تا یک منحنی فروکش واحد را تشکیل دهند که نماینده یک سری داده‌های طولانی است (Beven et al., 2011; Lamb & Keith, 1997; Carlotto & Chaffe, 2019). علاوه بر این، یک روش خودکار برای به دست آوردن منحنی فروکش اصلی، بدون دخالت انسان اتخاذ شده است (Nathan & McMahon, 1990; Carlotto & Chaffe, 2019). چهار روش منحنی فروکش اصلی زیر، برای به دست آوردن منحنی فروکش استفاده شده‌اند:

(۱) معادله نمایی مایلت (Hall, 1968) فرض می‌کند که رابطه تخلیه-ذخیره خطی است ($S = kQ$)، بنابراین منحنی فروکش را می‌توان با یک مدل نمایی به صورت رابطه (۹) توصیف کرد:

$$Q_t = Q_0 e^{-\frac{1}{k}t} \quad (9)$$

که در آن، Q_t دبی در زمان t ، Q_0 دبی اولیه و k پارامتر است.

(۲) کوتان (Coutange, 1948) طبق رابطه (۱۰) در نظر می‌گیرد که $\frac{dQ}{dt} = -aQ^b$ که جواب تحلیلی آن وقتی $b \neq 1$ به صورت زیر داده می‌شود:

$$Q_t = [Q_0^{1-b} - (1-b)at]^{1/(1-b)} \quad (10)$$

که در آن، a و b پارامترهایی هستند که باید تعیین شوند. وقتی $b = 1$ ، جواب تحلیل همان معادله (۹) است.

(۳) ویتنبرگ (Wittenberg, 1999) نیز طبق رابطه (۱۱) فرض می‌کند که $S = aQ^b$ و هنگامی که $b \neq 1$ باشد، راه‌حل تحلیلی را می‌توان به شکل زیر نوشت:

$$Q_t = Q_0 \left[1 + \frac{(1-b)Q_0^{(1-b)}}{ab} t \right]^{1/(1-b)} \quad (11)$$

که در آن، a و b پارامترهایی هستند که باید تعیین شوند. وقتی $b = 1$ ، جواب تحلیل همان معادله (۹) است. (۴) علاوه بر سه روش پارامتری، یک روش ناپارامتری که از درون‌یابی اسپلاین مکعبی برای داده‌های منحنی فروکش اصلی استفاده می‌کند نیز در این مطالعه به کار گرفته شده است، این روش نیاز ندارد که رابطه ذخیره - تخلیه از پیش فرض شود (Carlotto & Chaffe, 2019). به طور کلی، روش‌های ناپارامتری فرایند فروکش را بهتر از روش‌های پارامتری برازش می‌دهند، اما اشکال اساسی آن‌ها ناتوانی در برون‌یابی داده‌های منحنی فروکش اصلی است.

تعریف جریان پایه عمیق

جریان پایه یک جزء ذاتی مهم جریان رودخانه است. در طول فصل خشک سال، دبی جریان رودخانه کاملاً از جریان پایه تأمین می‌گردد (Tallaksen, 1995; Smakhtin, 2001). با این حال، تعریف دقیق جریان پایه یا تفکیک قابل اعتماد آن از جریان رودخانه دشوار است (Nathan & McMahon, 1990). روش‌های قطعه‌بندی فعلی اغلب عینی نیستند زیرا جریان‌های پایه را نمی‌توان مستقیماً اندازه‌گیری کرد (Duncan, 2019)؛ در عوض، جریان پایه عمیق به عنوان میانگین مقدار دبی در دوره خشک یک سال تعریف شد که یک مقدار ایستا است. جریان پایه عمیق را می‌توان با محاسبه مقدار میانگین حداقل یک پنجره متحرک سالانه ۶۰ روزه از داده‌های جریان روزانه رودخانه به دست آورد (شکل ۳b).

جداسازی هیدروگراف سیلاب

ویژگی‌های سیل (اوج، حجم و مدت) را می‌توان متعاقباً با جداسازی هیدروگراف سیل تعیین کرد. در شکل (۳c)، خط سبز رنگ نشان‌دهنده دبی مشاهده شده، خط آبی پررنگ نشان‌دهنده فرایند فروکش گسترده با استفاده از روش منحنی فروکش اصلی و خط قهوه‌ای رنگ نشان‌دهنده جریان پایه عمیق است. برای اولین سیلاب در نمودار، a نقطه شروع، c نقطه پایانی خام، g نقطه پایانی اصلاح‌شده، منحنی ah فرایند فروکش گسترده آخرین سیل، و cg فرایند رگرسیون سیل فعلی است. Q'_n اوج سیلاب، V'_n حجم سیلاب، که ناحیه احاطه شده توسط $abcgha$ (ناحیه هاشور خورده زرد) است و مدت سیل با D'_n بیان می‌شود. معادلات به شرح روابط (۱۲، ۱۳ و ۱۴) هستند:

$$Q'_n = Q_n - Q_b \quad (12)$$

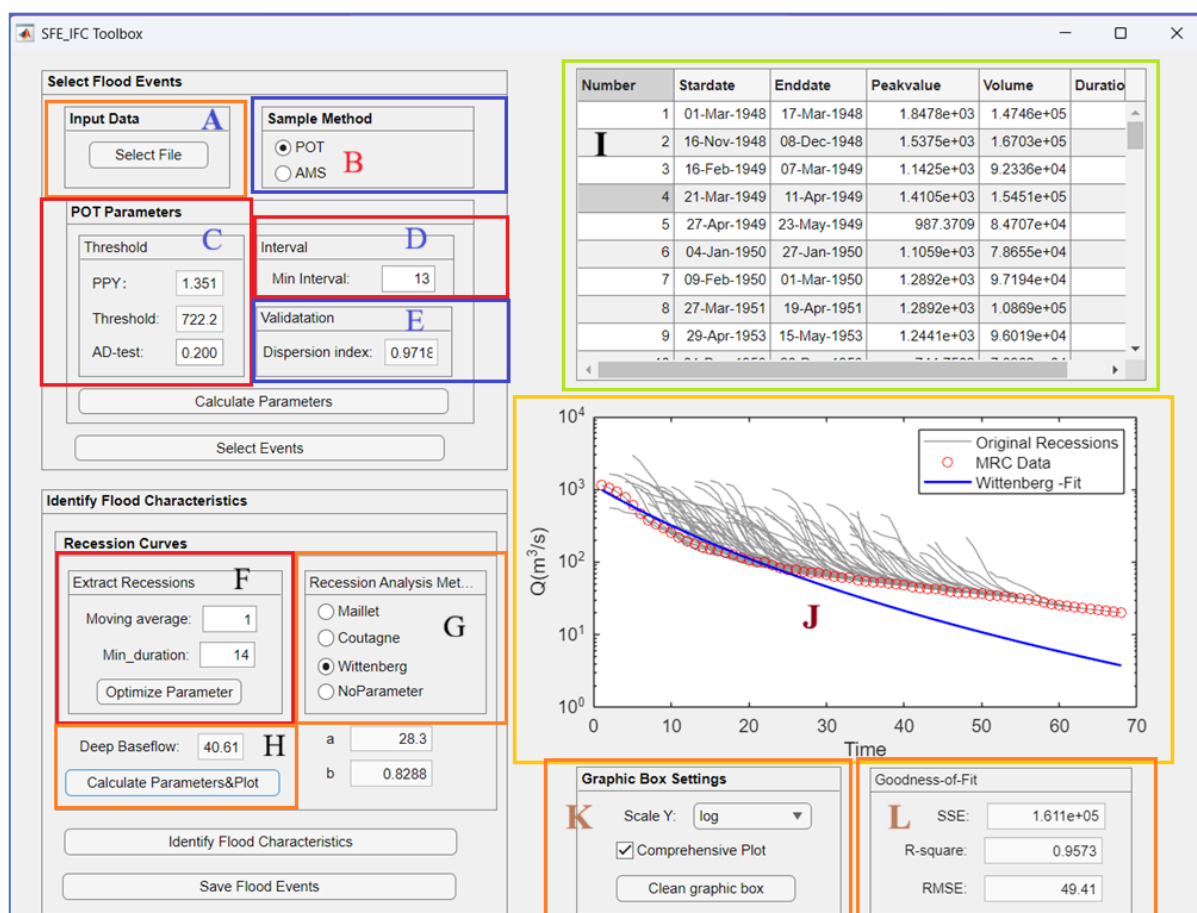
$$D'_n = E'_{tn} - S_{tn} \quad (13)$$

$$V'_n = \int_{t_c}^{t_a} (Q(t) - Q_b) d(t) - \int_{t_a}^{t_h} (R(t) - Q_b) d(t) + \int_{t_c}^{t_g} (R(t) - Q_b) d(t) + \quad (14)$$

که در آن، $Q(t)$ دبی مشاهده شده و $R(t)$ منحنی فروکش اصلی است.

معرفی رابط کاربری گرافیکی

یک جعبه ابزار متلب (SFE_IFC) برای انجام خودکار این روش توسط ژانگ و همکاران (Zhang et al., 2021) توسعه داده شده و یک رابط کاربری گرافیکی برای آن ساخته شده است. رابط کاربری گرافیکی برای انتخاب رویدادهای سیل و شناسایی ویژگی‌های سیل در شکل ۴ نمایش داده شده است. توابع و رویه‌های این جعبه‌ابزار به تفصیل ارائه شده است. این جعبه ابزار شامل چهار جزء اصلی است: پنل انتخاب رویداد سیل، پنل تعیین ویژگی‌های سیل، پنجره‌های نمودار و پنجره‌های جدول. هر مورد در جعبه ابزار در زیر توضیح داده شده است. سمت چپ جعبه ابزار، ناحیه عملکردی و سمت راست، ناحیه ارائه نتایج است. مازول انتخاب رویداد سیل شامل سه بخش است: ورودی داده‌ها، روش نمونه‌گیری و پارامترهای POT.



شکل ۴- رابط کاربری گرافیکی برای انتخاب رویدادهای سیل و شناسایی ویژگی‌های سیل

Fig. 4. GUI for selecting flood events and identifying flood characteristics (Zhang et al., 2021)

انتخاب فایل داده (A): در این قسمت می‌توان یک فایل جریان روزانه رودخانه را در هر پوشه‌ای از کامپیوتر انتخاب نمود، که باید با فرمت xls یا xlsx باشد. داده‌های جریان رودخانه متعاقباً نمایش داده می‌شوند.

روش نمونه‌گیری (B): دو روش نمونه‌گیری انتخاب شده است. روش POT در بخش قبلی تشریح شده است. از آنجایی که روش AMS نسبتاً ساده است و این کار عمدتاً مبتنی بر مدل POT است، روش AMS در این جا معرفی نشده است.

پارامترهای آستانه (C): وقتی دکمه محاسبه پارامترها را در پنل پارامترهای POT فشار داده می‌شود، آستانه بهینه انتخاب می‌شود و پارامترهای مربوطه در پنل ارائه می‌شوند که شامل اوج‌ها در سال، آستانه بهینه و مقدار آماره AD است.

معیارهای استقلال (D): حداقل فاصله روزهایی که اوج‌های سیل را مستقل از هم می‌کند، در این پنل ارائه شده است و روش متناظر با آن در بخش معیارهای استقلال معرفی شده است.

نتیجه اعتبارسنجی (E): شاخص پراکندگی ذکر شده در بخش روش‌های اعتبارسنجی، پس از تعیین آستانه بهینه محاسبه می‌گردد. با فشردن دکمه انتخاب رویدادها، تاریخ‌های شروع و پایان رویدادهای سیل محاسبه می‌شوند و ویژگی‌های خام سیل با استفاده از روش مرسوم شرح داده شده، در جدولی در قسمت بالای سمت راست جعبه ابزار ارائه می‌شوند. پس از انتخاب رویدادهای سیل با استفاده از مدل POT، ویژگی‌های سیل مربوطه با استفاده از روش ذکر شده، شناسایی می‌شوند. پنل ویژگی‌های سیل شناسایی شده در جعبه ابزار SFE_IFC (شکل ۳) شامل چهار جزء اصلی است: استخراج فروکش‌ها، روش‌های منحنی فروکش اصلی، جریان پایه عمیق و ذخیره نتایج.

استخراج فروکش‌ها (F): شاخص پراکندگی پس از تعیین آستانه بهینه محاسبه می‌گردد. در این جعبه ابزار، یک روش خودکار برای استخراج فروکش‌ها اتخاذ شده است (Carlotto & Chaffe, 2019). برای کاهش نویز داده‌های جریان رودخانه، یک میانگین متحرک سه نقطه‌ای اعمال شده است. تعداد دفعات اعمال روش میانگین متحرک سه نقطه‌ای را می‌توان از پیش تعیین کرد (مقدار پیش‌فرض ۱ است). حداقل مدت زمان دوره‌های افت جریان (فروکش) را می‌توان با استناد به پژوهش کارلوت و چافه (Carlotto & Chaffe, 2019) و براساس رفتار داده‌های مشاهده‌ای جریان رودخانه تعریف کرد. در این مطالعه، حداقل مدت دوره‌های افت جریان به عنوان کمترین مدتی تعریف می‌شود که اطمینان دهد میزان افت کمتر از ۱۰۰ باشد؛ این مدت باید بزرگ‌تر یا مساوی پنج روز باشد.

روش تحلیل فروکش (E): در این پنل، امکان انتخاب چهار روش منحنی فروکش اصلی فراهم است. در ادامه، پارامتر متناظر این روش قرار دارد که با استفاده از نظریه درست‌نمایی بیشینه، برآورد می‌شود.

جریان پایه عمیق (F): جریان پایه عمیق را می‌توان با اعمال روش مطرح شده در بخش تعریف جریان پایه عمیق استخراج کرد. پس از تعیین همه پارامترها، می‌توان دکمه تشخیص ویژگی‌های سیلاب را کلیک کرد تا هیدروگراف سیل جدا شود. نتایج در جدول بخش بالایی سمت راست جعبه ابزار نمایش داده خواهند شد. نتایج پس از آن می‌توانند با کلیک بر دکمه ذخیره رویدادهای سیلابی در پوشه جاری به صورت یک فایل اکسل ذخیره شوند. نتایج، از جمله جدول ویژگی‌های سیل و هیدروگراف سیل، در سمت راست جعبه ابزار SFE_IFC نمایش داده می‌شوند.

پنجره جدول (I): این جدول، نتایج مربوط به ویژگی‌های سیل را نمایش می‌دهد که شامل تعداد رویدادهای سیل، تاریخ‌های شروع، پایان، دبی اوج، حجم و مدت زمان هستند. هنگامی که روی یک سطر در جدول کلیک شود، هیدروگراف سیل متناظر در پنجره نمودار ترسیم می‌شود.

پنجره نمودار (J): این بخش، پنجره اصلی نمایش خروجی‌های گرافیکی است.

تنظیمات جعبه گرافیکی (K): انواع مختلف مقیاس محور عمودی (خطی و لگاریتمی) را می‌توان برای منحنی‌های فروکش انتخاب کرد. پس از کلیک بر دکمه پاک کردن جعبه گرافیکی، پنجره نمودار پاک می‌شود.

نیکویی برازش (L): این پنل، نتایج شاخص‌های نیکویی برازش (GOF) مربوط به منحنی‌های فروکش مختلف برای داده‌های گسسته منحنی فروکش اصلی را ارائه می‌دهد که شامل مجموع مربعات خطا (SSE)، مقدار ضریب تعیین (R-square) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) می‌شود (Carlotto & Chaffe, 2019).

نتایج و بحث

برای هر دو ایستگاه هیدرومتری، شاخص‌های τ و I_d نتوانستند فرض صفر را در سطح معنی‌داری ۵٪ رد کنند (جدول ۱). این نتیجه نشان می‌دهد که رویدادهای سیل مستقل از یکدیگر بوده و توزیع پارتو تعمیم یافته برازش خوبی برای سری‌های اوج (دبی پیک) این دو ایستگاه دارد.

جدول ۱- پارامترهای آماری برای ایستگاه‌های دبی‌سنجی رودخانه کاجو

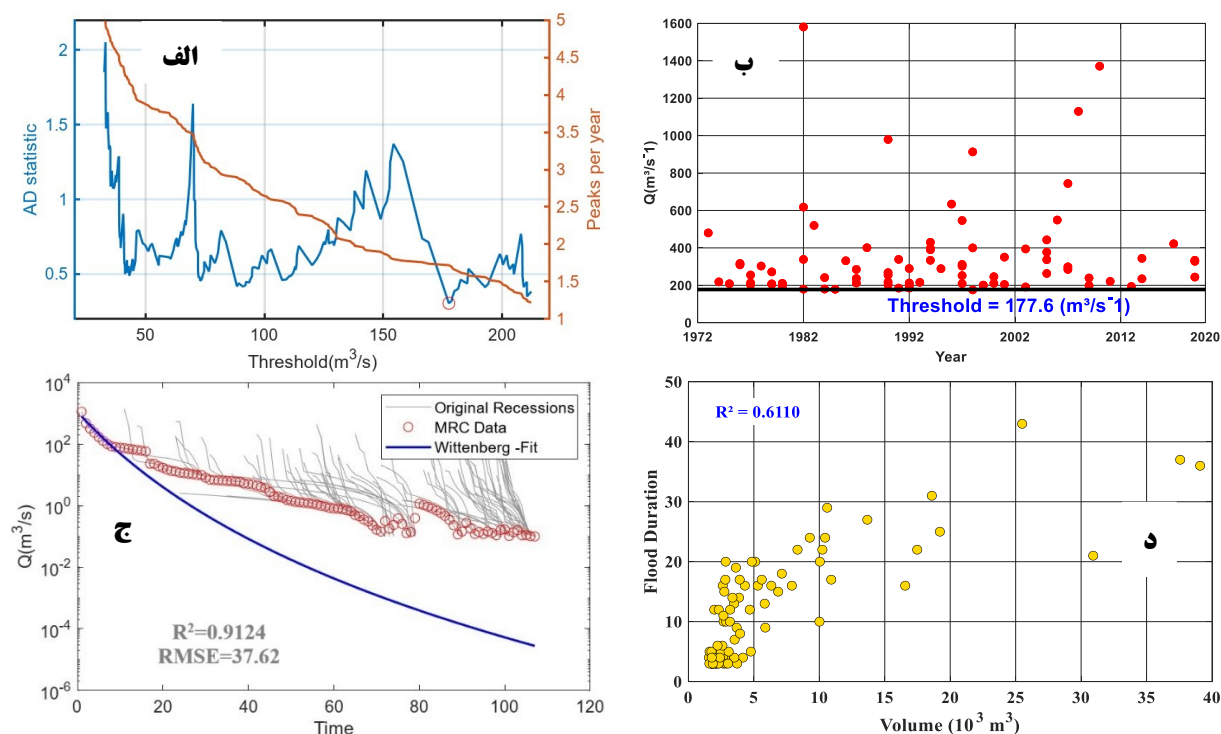
Table 1- Statistical Parameters for the Kajuh River Discharge-Gauging Stations

ایستگاه Gauge	Threshold (m ³ /s)	AD Statistic	PPY	I_d	I_d Confidence Interval	τ	τ Confidence Interval
Pirsohrab پیرسهراب	177.6	0.0304	1.719	1.004	[1.3920, 0.6080]	0.1268	[0.2742, -0.0206]
Chandokan چندوکان	52	0.374	2.099	1.037	[2.0174, 0.8117]	-0.1165	[0.0151, -0.2481]

شکل ۵ و ۶ نتایج حاصل از اجرای جعبه ابزار SFE_IFC به ترتیب بر روی داده‌های ایستگاه‌های پیرسهراب و چندوکان را نمایش می‌دهند. فرایند انتخاب یک آستانه بهینه در شکل (۵ الف) و (۶ الف) نشان داده شده است. با افزایش آستانه کاندید، مقدار آماری AD تغییرات پیچیده‌ای را نشان داده و مقدار اوج سالانه کاهش می‌یابد. دایره توخالی قرمز رنگ نشان‌دهنده آستانه بهینه است. مقدار آستانه سیلاب برای ایستگاه پیرسهراب و چندوکان به ترتیب ۱۷۷/۶ و ۵۲ مترمکعب بر ثانیه تعیین گردیده است. ایستگاه چندوکان در منطقه مرتفع‌تر و بالادست حوضه آبریز رودخانه کاجو قرار داشته و طبیعی است که از آستانه پایین‌تری برخوردار باشد؛ بر عکس، ایستگاه پیرسهراب در پایین دست حوضه، منطقه پست و کم ارتفاع جلگه دشتیاری قرار داشته و از آستانه بالاتری برخوردار است. شکل (۵ ب) و (۶ ب) سری‌های اوج به دست آمده از مدل POT در این رویکرد را نشان می‌دهد. تعداد رویدادهای سیل در دوره مورد مطالعه (۱۹۷۲-۲۰۲۲) برای ایستگاه‌های پیرسهراب و چندوکان به ترتیب ۸۲ و ۱۰۲ مورد بوده است.

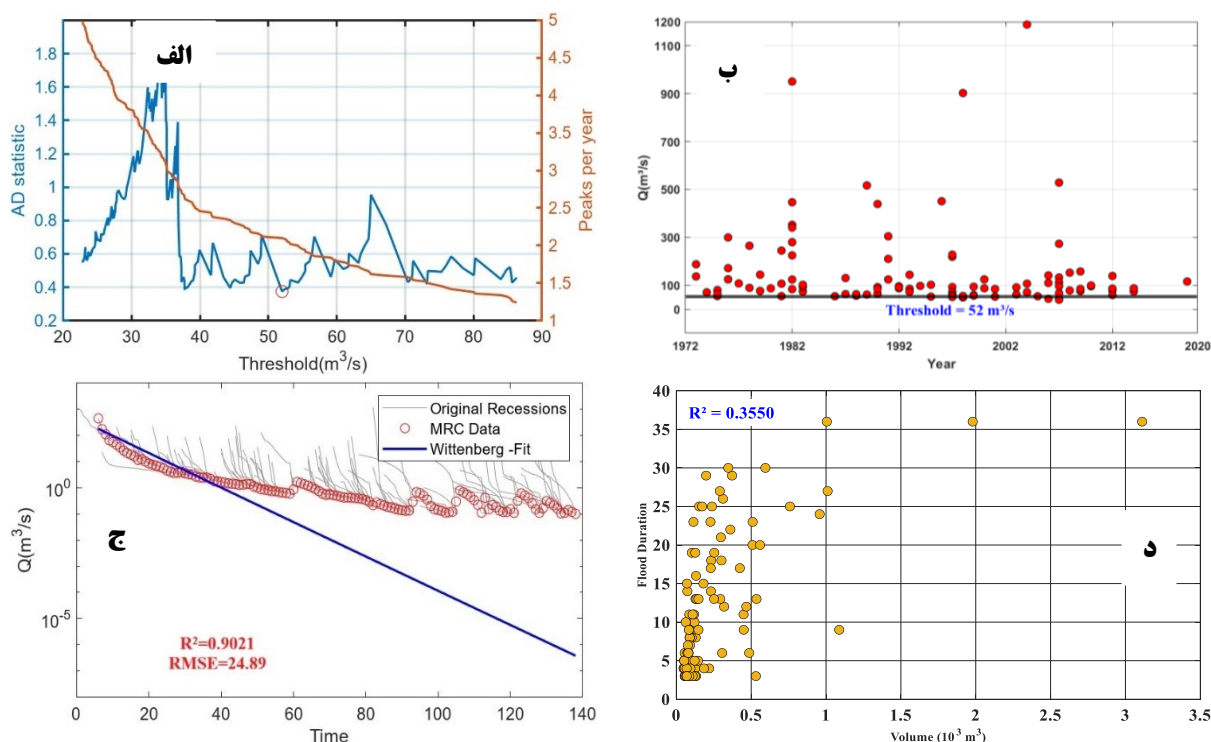
به منظور دستیابی به ویژگی‌های دقیق‌تر سیل، از روش خودکار منحنی فروکش اصلی برای قسمت‌بندی هیدروگراف سیل استفاده شده است. شکل‌های (۵ ج) و (۶ ج) منحنی فروکش اصلی حاصل از به کارگیری روش نوار تطبیقی و روابط تحلیلی معادله ویتنبرگ را نشان می‌دهد. دایره‌های توخالی قرمز رنگ نشان‌دهنده داده‌های گسسته منحنی فروکش اصلی حاصل از روش نوار تطبیقی، و خط آبی نشان‌دهنده منحنی فروکش اصلی جریان حاصل از روش ویتنبرگ است. مقادیر ضریب تعیین (R^2)، برای دو ایستگاه بیش از ۰/۹ بود که این نتایج نشان می‌دهد که منحنی فروکش اصلی می‌تواند فرایندهای فروکش یا اُفت جریان را به خوبی برازش دهند.

علاوه بر این، ضریب همبستگی پیرسون بین ویژگی‌های مختلف سیلاب محاسبه و نمایش داده شده است. شکل (۵ د) و (۶ د)، نمودارهای پراکندگی ویژگی‌های سیل را نشان می‌دهد. نقاط توپر نشان‌دهنده ویژگی‌های سیل به دست آمده از روش پیشنهادی معرفی شده در بخش ۲-۲ هستند. ضریب همبستگی بین دوام (تداوم) و حجم سیلاب در قالب ضریب تعیین نمایش داده است. ضریب همبستگی بین دوام و حجم سیلاب در ایستگاه پیرسهراب، ۰/۷۱۸۷ می‌باشد که به عبارتی حجم سیلاب حدود ۶۱٪ از تغییرات دوام سیلاب را تبیین می‌کند. بنابراین حجم سیلاب عامل کلیدی در تعیین دوام سیلاب تلقی می‌گردد. با این حال، ۳۹٪ از تغییرات دوام سیلاب توسط عوامل دیگری مانند ویژگی‌های حوضه، ویژگی‌های بارش، مدیریت رواناب و غیره کنترل می‌گردد. در ایستگاه چندوکان، ضریب همبستگی بین دوام و حجم سیلاب، ۰/۵۹۵۸ می‌باشد که به عبارتی حجم سیلاب حدود ۳۶٪ از تغییرات دوام سیلاب را تبیین می‌کند. سیلاب‌های با حجم زیادتر، زمان بیشتری برای تخلیه یا عبور از یک مقطع دارند و بنابراین دوام سیلاب را افزایش می‌دهند. میانگین دوام رویدادهای سیل در ایستگاه پیرسهراب و چندوکان تقریباً یکسان و برابر ۱۲ روز است.



شکل ۵- نتایج حاصل از اجرای جعبه ابزار SFE_IFC بر روی ایستگاه پیرسهراب. (الف) مقادیر آماره اندرسون- دارلینگ (AD) و میانگین تعداد اوج‌های سالانه متناظر با آستانه‌های کاندید مختلف. دایره توخالی قرمز نشان‌دهنده آستانه بهینه است. (ب) سری‌های اوج به دست آمده از مدل POT؛ (ج) نتیجه برازش فرایند فروکش با استفاده از روش ویتنبرگ. R^2 نشان‌دهنده ضریب تعیین و RMSE نمایانگر جذر میانگین مربعات خطا می‌باشد. (د) نمودار پراکندگی بین مدت زمان و حجم سیل.

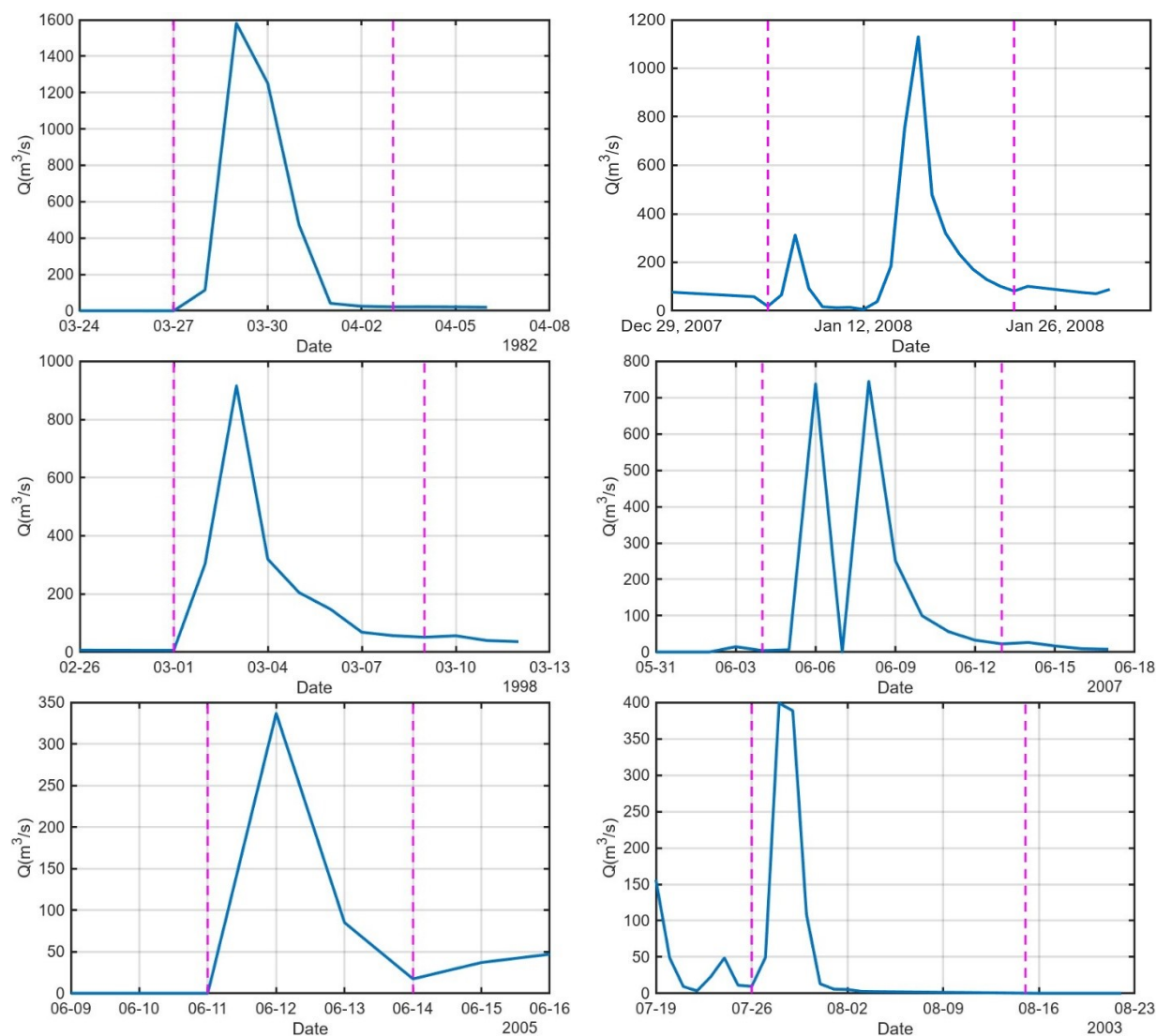
Fig. 5. Results from Pirsohrab gauge driving the SFE_IFC toolbox. (a) The AD statistics and the mean numbers of PPY corresponding to the different candidate thresholds. The red hollow circle represents the optimal threshold; (b) the peaks series from the POT model; (c) the result of fitting the recession process by Wittenberg method. The R^2 represents the coefficient of determination and the RMSE means Root Mean Squared Error; (d) scatter plot between duration and volume.



شکل ۶- نتایج حاصل از اجرای جعبه ابزار SFE_IFC بر روی ایستگاه چندوکان. (سایر موارد مشابه توضیحات شکل ۵ می‌باشد).

Fig. 6. Results from Chandokan gauge driving the SFE_IFC toolbox. (The other items are similar to the description of Fig. 5)

هیدروگراف سیل پردازش شده از خروجی جعبه ابزار SFE_IFC به دست آمده است. برای هر ایستگاه، شش رویداد سیل به طور تصادفی انتخاب شده‌اند (شکل ۷ و ۸). حوضه آبریز رودخانه کاجو دارای دو رژیم بارش متفاوت می‌باشد. بنابراین تعداد ۳ رویداد برای رژیم بارش مدیترانه‌ای و ۳ رویداد برای رژیم بارش موسمی تابستانه انتخاب شده است. بررسی این هیدروگراف‌های سیل مشاهده شده که تاریخ شروع شناسایی شده برای رویدادهای سیل عموماً با نقطه آغاز افزایش سیل مطابقت دارد، و منحنی فروکش اصلی حاصل از روابط تحلیلی ویتنبرگ، فرایند فروکش جریان را به طور رضایت‌بخشی برازش می‌کند. روش پیشنهادی برای هر دو نوع سیل تک اوجی و چند اوجی عملکرد خوبی را نشان می‌دهد. در مجموع، این نتایج نشان می‌دهد که رویکرد خودکار ارائه شده در این مطالعه می‌تواند به طور مؤثری هیدروگراف‌های سیل را استخراج و در نهایت به ویژگی‌های دقیق‌تری از سیل دست یابد.

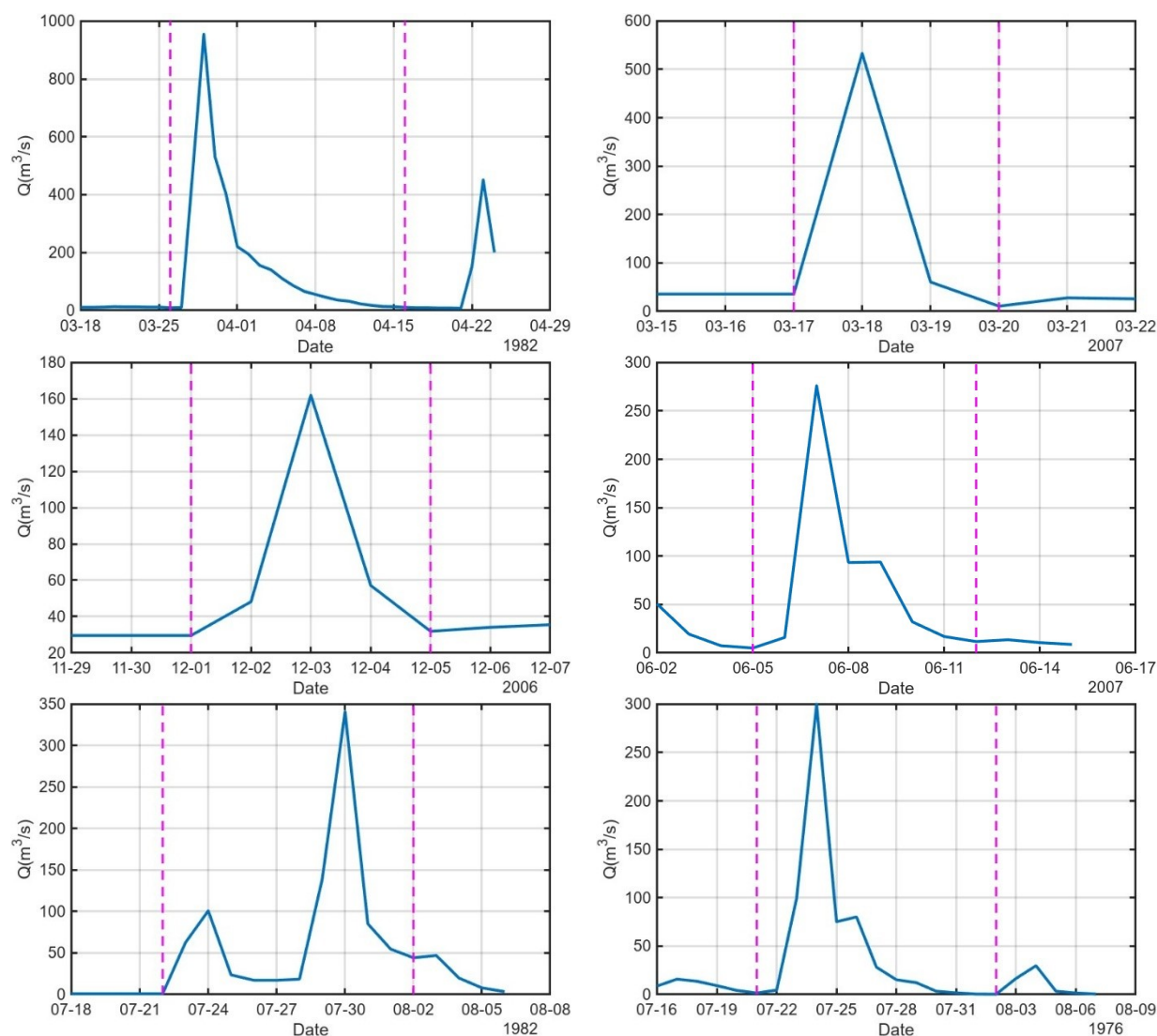


شکل ۷- نمونه‌های از هیدروگراف‌های مربوط به رویدادهای سیل در ایستگاه پیرسهراب. چهار رویداد سیل با برچسب‌های الف، ب، ج و د نشان داده شده‌اند.

Fig. 7. Examples of hydrographs for flood events at the Pirsahrab station. Four flood events, labeled a, b, c, and d, are shown.

از آنجایی که مدل POT می‌تواند اطلاعات بیشتری را از فرآیندهای سیل نسبت به روش سری بیشینه سالانه (AMS) ثبت کند، به طور گسترده‌ای در نمونه‌برداری سیل مورد استفاده قرار می‌گیرد (Lang et al., 1999). در این مطالعه، مقادیر میانگین تعداد اوج‌های سالانه، حول عدد ۲ نوسان داشت که با نتایج پژوهش‌های پیشین همخوانی دارد (Claps & Laio, 2003). در مورد شاخص پراکندگی، مقدار به دست آمده برای هر دو ایستگاه آب‌سنجی به عدد ۱ نزدیک بود و درون محدوده اطمینان ۹۵٪ قرار گرفت. در این مطالعه، یک روش عمومی خودکار برای تعیین ویژگی‌های سیل بررسی شد. نتایج تحلیل همبستگی ویژگی‌های سیل (شکل ۴ و ۵ قسمت د) نمونه‌های هیدروگراف رویدادهای سیل (شکل ۶ و ۷) اثبات کردند که روش تعیین کلی ارائه شده در این مطالعه کارآمد و معقول است. تحلیل همبستگی به عنوان یک روش جایگزین برای بررسی ویژگی‌های سیل مورد استفاده قرار گرفت، چرا که

دستیابی به ویژگی‌های واقعی سیل دشوار است. در مقایسه با سایر روش‌های ارائه شده توسط پژوهشگران (Nadarajah & Shiau، 2005; Daneshkhah, Remesan, Chareabgoun & Holman, 2016; Liu et al., 2020)، این روش فروکش سیل و جریان پایه عمیق را نیز لحاظ می‌کند.

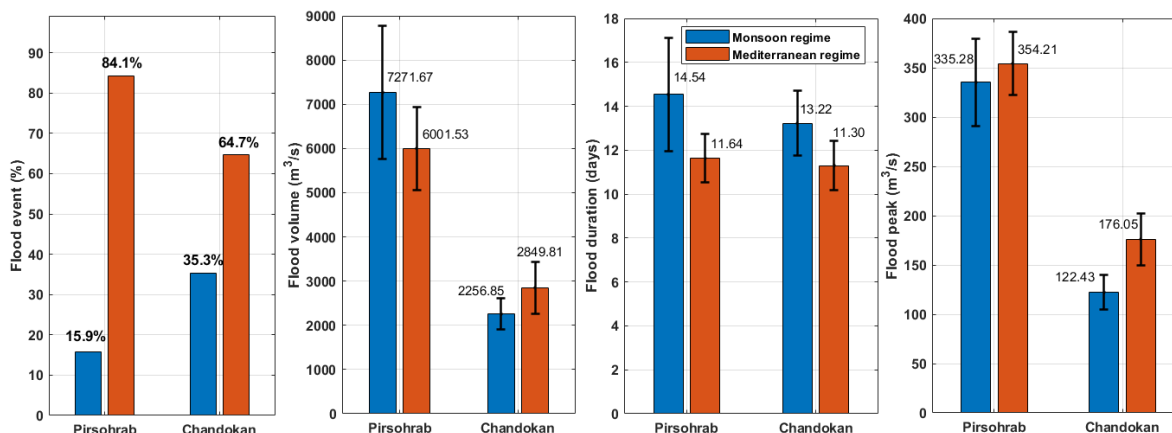


شکل ۸- نمونه‌های از هیدروگراف‌های مربوط به رویدادهای سیل در ایستگاه چندوکان. چهار رویداد سیل با برچسب‌های الف، ب، ج و د نشان داده شده‌اند.

Fig. 8. Examples of hydrographs for flood events at the Chandokan station. Four flood events, labeled a, b, c, and d, are shown.

همچنان که در شکل ۷ و ۸ مشاهده می‌شود، تاریخ شروع شناسایی شده برای رویداد سیل عموماً با نقطه آغاز افزایش سیل مطابقت دارد و روش منحنی فروکش اصلی فرآیند اُفت جریان را به خوبی برازش می‌کند. جداسازی جریان پایه چالش برانگیز است زیرا نمی‌توان آن را مستقیماً اندازه‌گیری کرد و می‌تواند برای گروه‌های ذینفع مختلف معانی متفاوتی داشته باشد (Smakhtin, 2001). بنابراین، در این مطالعه به بررسی عمیق این موضوع پرداخته نشده است. به طور جایگزین، جریان پایه عمیق به عنوان

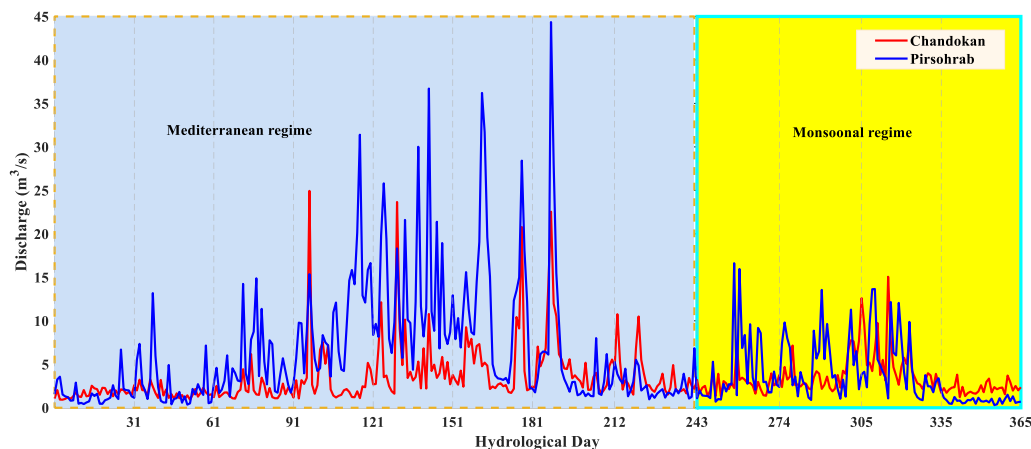
میانگین مقدار دبی در دوره خشک یک سال تعریف شده که یک مقدار ایستا است. البته نتایج حاصل از تحلیل هیدروگراف سیل (شکل ۷ و ۸) نشان داد که این ساده‌سازی تأثیر قابل توجهی بر نتایج ویژگی سیل و تحلیل بعدی سیل نداشته است. یکی از یافته‌های قابل توجه در این مطالعه این بود که فراوانی رویدادهای سیل در رژیم بارش مدیترانه‌ای (فصل سرد سال) بسیار بیشتر از رژیم بارش مونسونی (تابستانه) بود (شکل ۹). در ایستگاه پیرسهراب و چندوکان، به ترتیب ۸۴/۱٪ و ۶۴/۷٪ از رویدادهای سیل در رژیم بارندگی فصل سرد سال رخ داده است. از نظر ویژگی‌های حجم و دوام رویدادهای سیلاب برتری با رژیم بارش مونسونی بوده است؛ هرچند تفاوت‌ها اندک می‌باشد. از نظر ویژگی اوج سیلاب نیز برتری با رژیم بارش مدیترانه‌ای می‌باشد.



شکل ۹- مقایسه ویژگی‌های سیل (فراوانی رخداد، حجم، دوام و اوج) در رژیم‌های هیدرولوژیکی متفاوت رودخانه کاجو

Fig. 9. Comparison of flood characteristics (event frequency, volume, duration, and peak) in different hydrological regimes of the Kajo River

در این پژوهش، رژیم بارش مدیترانه‌ای (دوره سرد سال) از شروع سال هیدرولوژیکی (اول مهر) تا پایان اردیبهشت و رژیم بارش مونسونی از خرداد ماه تا پایان سال هیدرولوژیکی لحاظ شده است. علیرغم وجود سد مخزنی زیردان بر روی رودخانه کاجو، فراوانی رویدادهای سیلابی به ویژه در رژیم مدیترانه‌ای در قسمت‌های پایاب حوضه (ایستگاه پیرسهراب) بسیار بالا می‌باشد. این رویدادهای سیلابی از نظر ویژگی‌های اوج و حجم با رویدادهای سیلابی حوضه‌های پُرآب ایران در جنوب غرب (مانند، کارون و کرخه) قابل مقایسه بوده و لازم است اقدام‌های کنترلی در راستای ذخیره‌سازی آب ناشی از سیلاب در حوضه آبریز کاجو صورت گیرد.



شکل ۱۰- هیدروگراف رودخانه کاجو در دو رژیم هیدرواقليمی شامل مدیترانه‌ای (مهر تا اردیبهشت) و مونسونی (خرداد تا شهریور)

Fig. 10. Kajo River hydrograph in the two hydroclimatic regimes: Mediterranean (Oct-May) and Monsoonal (Jun-Sep)

نتیجه گیری

این مطالعه، با به کارگیری یک چارچوب کلی از رویه‌های خودکار مبتنی بر مدل POT و روش منحنی فروکش اصلی (MRC)، به انتخاب رویدادهای سیل و استخراج ویژگی‌های کلیدی آن (مدت، حجم و اوج) در حوضه آبریز رودخانه کاجو پرداخته است. جعبه ابزار SFE_IFC در محیط MATLAB با قابلیت اجرای خودکار و رابط کاربری گرافیکی، امکان پردازش کارآمد داده‌های جریان روزانه را فراهم کرد. نتایج حاصل از دو ایستگاه هیدرومتری پیرسهراب (پایاب کاجو) و چندوکان (سرآب کاجو) نشان داد که روش پیشنهادی حتی در شرایط هیدرولوژیکی پیچیده و متغیر این حوضه، قادر به استخراج عینی و دقیق هیدروگراف‌های سیل و ویژگی‌های مرتبط است. بررسی‌ها حاکی از آن بود که آستانه بهینه سیلاب در ایستگاه چندوکان (بالادست) برابر با ۵۲ مترمکعب بر ثانیه و در ایستگاه پیرسهراب (پایاب) برابر با ۱۷۷/۶ مترمکعب بر ثانیه است که نشان‌دهنده تأثیر معنادار موقعیت توپوگرافی و هیدرولوژیکی بر رفتار سیل‌خیزی حوضه می‌باشد. علاوه بر این، تحلیل ویژگی‌های سیلاب در دو رژیم بارشی غالب حوضه (مدیترانه‌ای و مونسونی) نشان داد که حدود ۸۴/۱ درصد از سیلاب‌های ایستگاه پیرسهراب و ۶۴/۷ درصد از سیلاب‌های ایستگاه چندوکان در دوره سرد سال (رژیم مدیترانه‌ای) رخ داده‌اند. با این حال، سیلاب‌های مربوط به رژیم مونسونی از نظر حجم و مدت زمان غالباً بزرگ‌تر بوده‌اند. همبستگی قوی بین حجم و مدت سیلاب (ضریب تعیین حدود ۰/۶۱ در ایستگاه پیرسهراب و ۰/۳۶ در ایستگاه چندوکان) گویای آن است که حجم سیلاب عامل تعیین‌کننده‌ای در تداوم رویدادهای سیلابی این حوضه محسوب می‌شود.

با توجه به بزرگی و فراوانی قابل توجه سیلاب‌های ثبت‌شده در حوضه رودخانه کاجو، که حتی با حوضه‌های پرآبی؛ نظیر کارون و کرخه قابل مقایسه است، و نیز تأثیرپذیری بالای منطقه از دو سامانه بارشی متفاوت، لزوم توجه جدی به مدیریت و کنترل سیلاب در این حوضه بیش از پیش احساس می‌شود. وجود سد زردان در بالادست اگر چه تا حدودی جریان را تنظیم می‌کند، اما سیلاب‌های بزرگ به ویژه در بخش‌های پایاب حوضه (مانند محدوده ایستگاه پیرسهراب) همچنان رخ می‌دهند و خسارات اقتصادی و زیست محیطی قابل توجهی به همراه دارند. از این رو، اجرای اقدامات تکمیلی مانند احداث سازه‌های ذخیره‌سازی سیلاب، توسعه سیستم‌های هشدار سریع، و به کارگیری روش‌های مدیریت یکپارچه حوضه آبریز در کنار بهره‌گیری از ابزارهای خودکار پایش و تحلیل، می‌تواند در کاهش ریسک سیل و بهره‌وری از منابع آب ناشی از سیلاب مؤثر واقع شود. به عنوان یک پیشنهاد اجرایی، احیاء و بهسازی سامانه‌های بومی کنترل سیلاب با رویکرد تلفیق دانش سنتی و فناوری‌های نوین پیشنهاد می‌گردد. در بخش بالا دست حوضه (محدوده ایستگاه چندوکان)، توسعه سامانه‌های دربند با به کارگیری مصالح نوین و طراحی بهینه‌شده می‌تواند ضمن کنترل سیلاب‌های کوهستانی، به حفظ خاک و توسعه پوشش گیاهی کمک نماید. در بخش پایین دست حوضه (محدوده ایستگاه پیرسهراب)، لایروبی، مرمت و حصارکشی هوتک‌های موجود و احداث هوتک‌های جدید با عمق و ظرفیت مناسب، همراه با سامانه‌های دگار برای کشت سیلابی، می‌تواند نقش مؤثری در ذخیره‌سازی سیلاب‌های فصلی، تأمین آب مورد نیاز جوامع محلی و کاهش خطر سیلاب داشته باشد. این سامانه‌ها ضمن حفظ منابع طبیعی و پایداری محیط زیست، انگیزه بهره‌برداران را در مدیریت مشارکتی سیلاب افزایش می‌دهند.

در مجموع، روش خودکار معرفی شده در این تحقیق به عنوان یک ابزار استاندارد و قابل تعمیم، قابلیت به کارگیری در حوضه‌های مختلف با شرایط هیدرواقليمی گوناگون را داراست و می‌تواند دقت و سرعت تحلیل‌های مرتبط با سیل را بهبود بخشد. با این حال، وابستگی نتایج به کیفیت و پیوستگی داده‌های ورودی، نیاز به کالیبراسیون پارامترهای آستانه در حوضه‌های متفاوت، و نیز ساده‌سازی‌های انجام شده در تخمین جریان پایه از جمله محدودیت‌هایی هستند که در مطالعات آتی می‌توانند مورد توجه قرار گیرند. توسعه الگوریتم‌های تلفیقی با داده‌های بارش و مدل‌های هیدرولوژیکی، و نیز بررسی تأثیر تغییرات اقلیمی بر ویژگی‌های سیلاب در حوضه‌های مشابه، از جمله زمینه‌های پژوهشی پیشنهادی برای تکمیل یافته‌های حاضر است.

تعارض منافع

نویسندگان اعلام می کنند که هیچ گونه تعارض منافی در ارتباط با این پژوهش وجود ندارد.

مشارکت نویسندگان

فاطمه گنجی گوهری در گردآوری داده ها و مدیریت داده ها، تحلیل و نوشتن پیش نویس نقش داشت. حمید نظری پور (نویسنده مسئول) طراحی روش شناسی، تحلیل، ویرایش نهایی و نظارت بر پژوهش را بر عهده داشت. محمدرضا پودینه و محسن حمیدیان پور در تحلیل داده ها و بازبینی محتوا مشارکت کردند. رضا تیموری در پیش پردازش داده ها نقش ایفا نمود و علیرضا قائمی در تحلیل های تکمیلی و ویرایش نهایی مقاله مشارکت داشت.

حامی مالی

حمایت مالی این پژوهش از طرف بنیاد ملی علم ایران (INSF) در قالب حمایت از رساله دکتری نویسنده اول برگرفته شده از طرح شماره ۴۰۴۴۳۳۴ انجام شده است.

سپاسگزاری

نویسندگان صمیمانه از آقای Zhang Qin، از دانشگاه ووهان (چین)، به پاس ابداع جعبه ابزار SFE_IFC، به اشتراک گذاری سخاوتمندانه و عمومی نسخه نرم افزاری آن و نظارت بر فرایند تجزیه و تحلیل داده ها سپاسگزاری می کنند. از شرکت سهامی آب منطقه ای استان سیستان و بلوچستان به خاطر تأمین رایگان داده های پژوهش سپاسگزاری می گردد. از داوران ناشناس نشریه جغرافیا و مخاطرات محیطی به خاطر ارائه نظرهای علمی و ساختاری تشکر و قدردانی می شود.

References

- Adhikari, P., Yang, H., Douglas, K. R., Kirschbaum, D. B., Gourley, J., Adler, R., & Brakenridge, G. R. (2010). A digitized global flood inventory (1998–2008): Compilation and preliminary results. *Natural Hazards*, 55(2), 405–422. <https://doi.org/10.1007/s11069-010-9537-2>
- Aissia, M. A., Ben Chebana, F., Ouarda, T. B. M. J., Roy, L., Desrochers, G., & Chartier, I. (2012). Multivariate Analysis of flood characteristics in a climate change context of the watershed of the Baskatong Reservoir, Province of Qu'ebec, Canada. *Hydrological Processes*, 261, 130–142. <https://doi.org/10.1002/hyp.8117>
- Arciniega-Esparza, S., Breña-Naranjo, J. A., Pedrozo-Acuña, A., & Appendini, C. M. (2017). HYDRORECESSION: A Matlab toolbox for streamflow recession analysis. *Computers & Geosciences*, 98, 87–92. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2016.10.005>
- Aryanmanesh, J., Nazaripour, H., Mahmoodi, P., & Khosravi, P. (2024). Reconstruction of Missing Daily Streamflow Data using the MissForest Algorithm in Southern Baluchestan Basin, Iran. *Journal of Watershed Management Research*, 15(2), 49–64. [In Persian] <https://doi.org/10.61186/jwmr.15.2.49>
- Bernardara, P., Mazas, F., Kergadallan, X., & Hamm, L. (2014). A two-step framework for over-threshold modelling of environmental extremes. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 14(3), 635–647. <https://doi.org/10.5194/nhess-14-635-2014>
- Beven, K., Smith, P. J., & Wood, A. (2011). On the colour and spin of epistemic error (and what we might do about it). *Hydrology and Earth System Sciences*, 15(10), 3123–3133. <https://doi.org/10.5194/hess-15-3123-2011>
- Blöschl, G., Hall, J., Viglione, A., Perdigão, R. A., Parajka, J., Merz, B., ... & Živković, N. (2019). Changing climate both increases and decreases European river floods. *Nature*, 573(7772), 108–111. <https://doi.org/10.1038/s41586-019-1495-6>

- Brunner, M. I., Furrer, R., Sikorska, A. E., Viviroli, D., Seibert, J., & Favre, A. C. (2018). Synthetic design hydrographs for ungauged catchments: a comparison of regionalization methods. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 32(7), 1993-2023. <https://doi.org/10.1007/s00477-018-1523-3>
- Brunner, M. I., Hingray, B., Zappa, M., & Favre, A. C. (2019). Future trends in the interdependence between flood peaks and volumes: Hydro-climatological drivers and uncertainty. *Water Resources Research*, 55(6), 4745-4759. <https://doi.org/10.1029/2019WR024701>
- Carlotto, T., & Chaffe, P. L. B. (2019). Master recession curve parameterization tool (MRCptool): different approaches to recession curve analysis. *Computers & Geosciences*, 132, 1-8. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2019.06.016>
- Choulakian, V., & Stephens, M. A. (2001). Goodness-of-fit tests for the generalized Pareto distribution. *Technometrics*, 43(4), 478-484. <https://doi.org/10.1198/00401700152672573>
- Claps, P., & Laio, F. (2003). Can continuous streamflow data support flood frequency analysis? An alternative to the partial duration series approach. *Water Resources Research*, 39(8). <https://doi.org/10.1029/2002WR001868>
- Cunnane, C. (1979). A note on the Poisson assumption in partial duration series models. *Water Resources Research*, 15(2), 489-494. <https://doi.org/10.1029/WR015i002p00489>
- Daneshkhah, A., Remesan, R., Chatrabgoun, O., & Holman, I. P. (2016). Probabilistic modeling of flood characterizations with parametric and minimum information pair-copula model. *Journal of Hydrology*, 540, 469-487. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2016.06.044>
- Davison, A. C., & Smith, R. L. (1990). Models for exceedances over high thresholds. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, 52(3), 393-425. <https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1990.tb01796.x>
- De Bruijn, J. A., de Moel, H., Jongman, B., de Ruiter, M. C., Wagemaker, J., & Aerts, J. C. (2019). A global database of historic and real-time flood events based on social media. *Scientific Data*, 6(1), 311. <https://doi.org/10.1038/s41597-019-0326-9>
- Duan, Q., Schaake, J., Andréassian, V., Franks, S., Goteti, G., Gupta, H. V., ... & Wood, E. F. (2006). Model Parameter Estimation Experiment (MOPEX): An overview of science strategy and major results from the second and third workshops. *Journal of Hydrology*, 320(1-2), 3-17. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.07.031>
- Duncan, H. P. (2019). Baseflow separation—A practical approach. *Journal of Hydrology*, 575, 308-313. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.05.040>
- Durocher, M., Burn, D. H., & Ashkar, F. (2019). Comparison of estimation methods for a nonstationary index-flood model in flood frequency analysis using peaks over threshold. *Water Resources Research*, 55(11), 9398-9416. <https://doi.org/10.1029/2019WR025305>
- Durocher, M., Mostofi Zadeh, S., Burn, D. H., & Ashkar, F. (2018). Comparison of automatic procedures for selecting flood peaks over threshold based on goodness-of-fit tests. *Hydrological Processes*, 32(18), 2874-2887. <https://doi.org/10.1002/hyp.13223>
- Güngör, M. N., & Ozkaya, A. (2025). Baseflow index estimation using digital and minima methods in the Büyük Menderes Basin. *Sustainable Water Resources Management*, 11(6), 129. <https://doi.org/10.1007/s40899-025-01304-6>
- Harville, D. A. (1977). Maximum likelihood approaches to variance component estimation and to related problems. *Journal of the American Statistical Association*, 72(358), 320-338. <https://doi.org/10.2307/2286796>
- Helfer, F., Bernardi, F., De Barros, C. A. P., Allasia, D. G., Minella, J. P. G., Tassi, R., & Scariot, N. (2025). Enhanced baseflow separation in rural catchments: event-specific calibration of recursive digital filters with tracer-derived data. *Hydrology and Earth System Sciences*, 29(23), 6959-6984. <https://doi.org/10.5194/hess-29-6959-2025>

- Heo, J. H., Shin, H., Nam, W., Om, J., & Jeong, C. (2013). Approximation of modified Anderson–Darling test statistics for extreme value distributions with unknown shape parameter. *Journal of Hydrology*, 499, 41–49. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2013.06.008>
- Jeong, D. I., Sushama, L., Khaliq, M. N., & Roy, R. (2014). A copula-based multivariate analysis of Canadian RCM projected changes to flood characteristics for northeastern Canada. *Climate Dynamics*, 42(7), 2045–2066. <https://doi.org/10.1007/s00382-013-1851-4>
- Karahacane, H., Meddi, M., Chebana, F., & Saaed, H. A. (2020). Complete multivariate flood frequency analysis, applied to northern Algeria. *Journal of Flood Risk Management*, 13(4), e12619. <https://doi.org/10.1111/jfr3.12619>
- Kauffeldt, A., Wetterhall, F., Pappenberger, F., Salamon, P., & Thielen, J. (2016). Technical review of large-scale hydrological models for implementation in operational flood forecasting schemes on continental level. *Environmental Modelling & Software*, 75, 68–76. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2015.09.009>
- Lamb, R., & Beven, K. (1997). Using interactive recession curve analysis to specify a general catchment storage model. *Hydrology and Earth System Sciences*, 1(1), 101–113. <https://doi.org/10.5194/hess-1-101-1997>
- Lang, M., Ouarda, T. B., & Bobée, B. (1999). Towards operational guidelines for over-threshold modeling. *Journal of Hydrology*, 225(3–4), 103–117. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(99\)00167-5](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(99)00167-5)
- Liang, B., Shao, Z., Li, H., Shao, M., & Lee, D. (2019). An automated threshold selection method based on the characteristic of extrapolated significant wave heights. *Coastal Engineering*, 144, 22–32. <https://doi.org/10.1016/j.coastaleng.2018.12.001>
- Liu, Y. R., Li, Y. P., Ma, Y. A., Jia, Q. M., & Su, Y. Y. (2020). Development of a Bayesian-copula-based frequency analysis method for hydrological risk assessment—The Naryn River in Central Asia. *Journal of Hydrology*, 580, 124349. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.124349>
- Mazas, F., & Hamm, L. (2011). A multi-distribution approach to POT methods for determining extreme wave heights. *Coastal Engineering*, 58(5), 385–394. <https://doi.org/10.1016/j.coastaleng.2010.12.003>
- Mediero, L., Jim' Enez-Alvarez, A., & Garrote, L. (2010). Design flood hydrographs from the relationship between flood peak and volume. *Hydrology and Earth System Sciences*, 14(12), 2495–2505. <https://doi.org/10.5194/hess-14-2495-2010>
- Moradi, M., & Ranjbar Saadat Abadi, A. (2020). A Synoptic-Dynamic Investigation of the Flood in Sistan and Baluchestan and the Heavy Snowfall in Gilan in winter 2020. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 9(3), 227–243. <https://doi.org/10.22067/geoh.2020.67338.1000>
- Mostofizadeh, S., Durocher, M., Burn, D. H., & Ashkar, F. (2019). Pooled flood frequency analysis: a comparison based on peaks-over-threshold and annual maximum series. *Hydrological Sciences Journal*, 64(2), 121–136. <https://doi.org/10.1080/02626667.2019.1577556>
- Nadarajah, S., & Shiau, J. T. (2005). Analysis of extreme flood events for the Pachang River, Taiwan. *Water Resources Management*, 19(4), 363–374. <https://doi.org/10.1007/s11269-005-2073-2>
- Nathan, R. J., & McMahon, T. A. (1990). Evaluation of automated techniques for base flow and recession analyses. *Water Resources Research*, 26(7), 1465–1473. <https://doi.org/10.1029/WR026i007p01465>
- Nazaripour, H. (2015). Development of a New Comprehensive Multivariate Aggregate Drought Index (ADI) based on Principal Component Analysis (PCA) for Hydro- Meteorological Droughts Assessment in the Southeast of Iran (Case Study: Pishin Dam Basin). *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 4(3), 91–112. <https://doi.org/10.22067/geo.v4i3.31626>
- Oktaviana, P. P., Syafei, A. D., Kuswanto, H., & Hermana, J. (2025). Temporal Probability Analysis of Flood Occurrence Using Peak Over Threshold Method for Extreme Rainfall Events. In *BIO Web of Conferences* (Vol. 157, p. 11002). EDP Sciences. <https://doi.org/10.1051/bioconf/202515711002>

- Ombadi, M., Nguyen, P., Sorooshian, S., & Hsu, K. L. (2018). Developing intensity-duration-frequency (IDF) curves from satellite-based precipitation: Methodology and evaluation. *Water Resources Research*, 54(10), 7752-7766. <https://doi.org/10.1029/2018WR022929>
- Önöz, B., & Bayazit, M. (2001). Effect of the occurrence process of the peaks over threshold on the flood estimates. *Journal of Hydrology*, 244(1-2), 86-96. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(01\)00330-4](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(01)00330-4)
- Qiu, L., Du, Z., Zhu, Q., & Fan, Y. (2017). An integrated flood management system based on linking environmental models and disaster-related data. *Environmental Modelling & Software*, 91, 111-126.
- Ribatet, M., Sauquet, E., Grésillon, J. M., & Ouarda, T. B. (2007). A regional Bayesian POT model for flood frequency analysis. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 21(4), 327-339. <https://doi.org/10.1007/s00477-006-0068-z>
- Smakhtin, V. U. (2001). Low flow hydrology: a review. *Journal of Hydrology*, 240(3-4), 147-186. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(00\)00340-1](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(00)00340-1)
- Solari, S., & Losada, M. A. (2012). A unified statistical model for hydrological variables including the selection of threshold for the peak over threshold method. *Water Resources Research*, 48(10). <https://doi.org/10.1029/2011WR011475>
- Solari, S., Egüen, M., Polo, M. J., & Losada, M. A. (2017). Peaks Over Threshold (POT): A methodology for automatic threshold estimation using goodness of fit p-value. *Water Resources Research*, 53(4), 2833-2849. <https://doi.org/10.1002/2016WR019426>
- Sujono, J., Shikasho, S., & Hiramatsu, K. (2004). A comparison of techniques for hydrograph recession analysis. *Hydrological Processes*, 18(3), 403-413. <https://doi.org/10.1002/hyp.1247>
- Tallaksen, L. M. (1995). A review of baseflow recession analysis. *Journal of Hydrology*, 165(1-4), 349-370. [https://doi.org/10.1016/0022-1694\(94\)02540-R](https://doi.org/10.1016/0022-1694(94)02540-R)
- Tanoue, M., Hirabayashi, Y., & Ikeuchi, H. (2016). Global-scale river flood vulnerability in the last 50 years. *Scientific Reports*, 6(1), 36021. <https://doi.org/10.1038/srep36021>
- Tosunoglu, F., Gürbüz, F., & İspirli, M. N. (2020). Multivariate modeling of flood characteristics using Vine copulas. *Environmental Earth Sciences*, 79(19), 459. <https://doi.org/10.1007/s12665-020-09199-6>
- Vittal, H., Singh, J., Kumar, P., & Karmakar, S. (2015). A framework for multivariate data-based at-site flood frequency analysis: Essentiality of the conjugal application of parametric and nonparametric approaches. *Journal of Hydrology*, 525, 658-675. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.04.024>
- Wittenberg, H. (1999). Baseflow recession and recharge as nonlinear storage processes. *Hydrological Processes*, 13(5), 715-726. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-1085\(19990415\)](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-1085(19990415))
- Yue, S. (2000). The bivariate lognormal distribution to model a multivariate flood episode. *Hydrological Processes*, 14(14), 2575-2588. [https://doi.org/10.1002/1099-1085\(20001015\)](https://doi.org/10.1002/1099-1085(20001015))
- Zeng, S., Du, H., & Xia, J. (2020). Development of an interface-oriented add-in modeling framework for integrated water system simulation and its application. *Environmental Modelling & Software*, 134, 104840. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2020.104840>
- Zhang, Q., Zhang, L., She, D., Wan, S., Wang, G., & Zeng, S. (2021) Automatic procedure for selecting flood events identifying flood characteristics from daily streamflow data. *Environmental Modelling and Software*, 145, 105180. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2021.105180>



Prioritization of Flood Potential in Sub-Basins Flowing from the Northern and Southern Slopes to Tabriz Metropolis Using SWARA-MABAC Methods and Morphometric Indices

Mohammad Hossein Rezaei Moghaddam ^{1*}, Shahram Roostaei ¹,
Tohid Rahimpour ¹, Abdolhamid Sartipi ¹

¹ Department of Geomorphology, Faculty of Planning and Environmental Sciences, University of Tabriz, Tabriz, Iran

ARTICLE INFO

ABSTRACT

Article History:

Received: 24 February 2026

Revised: 28 April 2026

Accepted: 30 April 2026

Available Online:

03 May 2026

Keywords:

Flood Susceptibility

Morphometric Analysis

Multi-Criteria Decision Making (MCDM)

Drainage Network

Tabriz Metropolitan Area

On the northern and southern slopes of Tabriz, several small and large drainage basins direct their runoff toward the city. Urban expansion toward the outlets of these basins, together with extensive land-use changes and modifications to natural watercourses in recent decades, has increased the risk of flooding. This study aimed to evaluate and prioritize the flood-susceptibility potential of drainage basins draining into the metropolitan area of Tabriz using morphometric analyses and multi-criteria decision-making (MCDM) models. To this end, the morphometric characteristics of the northern and southern basins—including basin area, number of streams, drainage density, stream frequency, drainage texture, drainage intensity, circularity ratio, form factor, compactness coefficient, basin relief, and ruggedness number—were extracted using a Geographic Information System (GIS). The SWARA method was then applied to determine the weights of the criteria affecting flood susceptibility, followed by the MABAC model to rank the basins based on their flood-susceptibility potential. The results revealed that among the northern basins, Basin N1 exhibited the highest flood susceptibility, with a final weight of 0.206. Similarly, among the southern basins, Basin S6 was identified as the most sensitive unit, with a weight of 0.366. These basins mainly owe their high flood-susceptibility potential to larger area, high drainage density, and steep slopes.

* Corresponding author: Mohammad Hossein Rezaei Moghaddam

E-mail address: rezmogh@tabrizu.ac.ir

How to cite this article: Rezaei Moghaddam, M. H., Roostaei, S., Rahimpour, T., & Abdolhamid, A. (2026). Prioritization of Flood Potential in Sub-Basins Flowing from the Northern and Southern Slopes to Tabriz Metropolis Using SWARA-MABAC Methods and Morphometric Indices. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 15(2), 27-43. <https://doi.org/10.22067/geoe.2026.98037.1655>



©2026 The author(s). This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

Extended Abstract

Introduction

Several small and large drainage basins flow toward the city of Tabriz. The city's expansion toward the outlets of these basins, along with extensive land-use changes and the alteration of natural watercourses over recent decades, has increased the flood hazard. During precipitation events, these basins collect and convey rainfall-derived waters that manifest as surface runoff and ephemeral flows within the basins. Subsequently, following the steep and generally uniform topographic gradient of the slopes, these flows are directed downstream toward lower-lying areas and the urban extent of Tabriz. Meanwhile, the rapid and unregulated physical expansion of the Tabriz metropolis toward the outlets of these basins, together with the continuous intensification of construction activities—including residential and commercial buildings as well as transportation networks—within and across the corridors of secondary watercourses, and without adequate consideration of hydrological and geomorphological constraints in urban planning and design processes, has substantially increased the risk of various hydro-geomorphological hazards. These hazards include sudden and destructive flash floods as well as unstable slope movements in the affected areas.

Material and Methods

The study area of the present research comprises the basins toward the metropolitan area of Tabriz. Tabriz, the capital of East Azerbaijan Province, is located at geographical coordinate's $38^{\circ} 02' - 38^{\circ} 10'$ north latitude and $46^{\circ} 11' - 46^{\circ} 23'$ east longitude, with a mean elevation of approximately 1366 m above sea level. According to records from the synoptic meteorological station at Tabriz International Airport, the city's mean annual precipitation during the period 1992–2024 is approximately 255 mm.

In the present study, a Digital Elevation Model (DEM) with a spatial resolution of 12.5 meters was employed to delineate the catchment areas of the region and to calculate their morphometric parameters. Subsequently, two different methods were employed for data analysis: (1) the MABAC model and (2) the SWARA model. The Multi-Attributive Border Approximation area Comparison (MABAC) method was introduced by Pamučar and Čirović in 2015. This method is among the most recent multi-criteria decision-making (MCDM) techniques and is widely used for ranking alternatives. The SWARA model is applied as a multi-criteria decision-making technique to calculate the weights of criteria and sub-criteria.

Results and Discussion

In the present study, the morphometric characteristics of the northern and southern basins of Tabriz were analyzed, including parameters such as basin area, stream number, drainage density, stream frequency, drainage texture, drainage intensity, circularity ratio, form factor, compactness coefficient, relief, and ruggedness number. These parameters were extracted using a Geographic Information System (GIS). The research findings indicate that the morphometric characteristics of drainage basins play a decisive role in intensifying or mitigating flood susceptibility. In this regard, criteria such as basin area, stream density, and elevation were identified as the most influential factors affecting runoff generation and the occurrence of flash floods. The results obtained from the SWARA model for criteria weighting reveal that parameters related to basin size and shape (e.g., basin area, compactness coefficient, and circularity ratio), as well as drainage network characteristics (such as drainage density and stream number), contribute most significantly to increased flood susceptibility.

Conclusion

This study was conducted with the aim of assessing and prioritizing the flood susceptibility potential of basins into the metropolitan area of Tabriz, through the integration of morphometric analysis and the combined application of the MABAC and SWARA multi criteria decision making methods. Basin prioritization using the MABAC model indicated that Basin N1, located on the northern slopes of Tabriz, was identified as the most flood-prone basin, with the highest final weight (0.206). This basin, due to a combination of relatively large area, high drainage density, and considerable slope, provides favorable

conditions for rapid runoff generation and an increased flood hazard. In contrast, basins with negative final weights (such as Basins 2 and 4 in the northern sector) exhibit lower flood susceptibility, which is mainly attributed to moderating morphological characteristics such as elongated basin shape and low drainage density. In the southern sector, Basin N6 ranked first with a final weight of 0.366. The predominance of this basin is primarily due to its larger area, significant elevation differences, and high drainage density, all of which are key factors contributing to increased runoff volume and flow velocity. These findings indicate that even in semi-arid climatic regions, the presence of large and steep mountainous basins can significantly intensify the risk of flash floods, particularly during wet seasons. From an applied perspective, the results of this research can serve as an effective tool for urban, environmental, and watershed managers and planners. The proposed prioritization facilitates the optimal allocation of resources and the implementation of both structural and non-structural measures—such as the construction of sediment retention dams, land-use pattern modification, conservation and restoration of vegetation cover, and the design of early warning systems—in high-risk basins. Particularly in light of the rapid and unregulated physical expansion of Tabriz toward the outlets of these basins, the incorporation of hydrological and geomorphological considerations into urban development plans and the enforcement of construction controls within stream buffer zones are increasingly imperative. In conclusion, this study confirms the effectiveness of integrating Geographic Information Systems (GIS), quantitative morphometric analyses, and multi-criteria decision-making methods in basin-scale natural hazard assessment. It is recommended that future studies enhance model accuracy and reliability by incorporating hydro climatic parameters (such as rainfall intensity and duration), anthropogenic factors (including land-use change and building density), and higher-resolution datasets. Such an approach would not only contribute to improved flood risk management in the metropolitan area of Tabriz but could also serve as a methodological framework for other cities located adjacent to mountainous drainage basins.

Acknowledgements

We are grateful to all the scientific consultants of this paper.



اولویت بندی سیل خیزی زیر حوضه‌های جاری از دامنه‌های شمالی و جنوبی به کلان شهر تبریز با استفاده از روش های SWARA-MABAC و شاخص های مورفومتری

محمدحسین رضائی مقدم^{۱*}، شهرام روستائی^۱، توحید رحیم پور^۱، عبدالحمید سرتیپی^۱

^۱ گروه ژئومورفولوژی، دانشکده برنامه‌ریزی و علوم محیطی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخچه مقاله: تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۲/۰۵ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۲/۰۸ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۲/۱۰	در دامنه‌های شمالی و جنوبی تبریز، حوضه‌های آبریز کوچک و بزرگی وجود دارند که جریان آب آن‌ها به سوی شهر هدایت می‌شود. گسترش و توسعه شهر در جهت خروجی این حوضه‌ها، همراه با تغییرات گسترده در کاربری اراضی و دست‌کاری مسیرهای طبیعی عبور آب طی چند دهه اخیر، موجب افزایش خطر وقوع سیلاب شده است. این پژوهش با هدف ارزیابی و اولویت‌بندی پتانسیل سیل‌خیزی حوضه‌های آبریز منتهی به کلان‌شهر تبریز با استفاده از تحلیل‌های مورفومتری و مدل‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره انجام شده است. بدین منظور، ابتدا ویژگی‌های مورفومتری حوضه‌های شمالی و جنوبی تبریز شامل پارامترهای مساحت، تعداد آبراهه، تراکم زهکشی، فراوانی آبراهه، بافت زهکشی، شدت زهکشی، نسبت دایره‌ای، نسبت شکل‌پذیری، ضریب فشردگی، اختلاف ارتفاع و عدد ناهمواری با استفاده از سیستم اطلاعات جغرافیایی استخراج شدند. سپس با به‌کارگیری روش SWARA وزن معیارهای مؤثر در سیل‌خیزی تعیین گردید. در ادامه، با استفاده از مدل MABAC، حوضه‌های آبریز بر اساس پتانسیل وقوع سیل اولویت‌بندی شدند. نتایج نشان داد که در بین حوضه‌های شمالی، حوضه N1 با وزن نهایی ۰/۲۰۶ بالاترین پتانسیل سیل‌خیزی را دارا می‌باشد. در بین حوضه‌های جنوبی نیز حوضه S6 با وزن ۰/۳۶۶ به‌عنوان حساس‌ترین حوضه شناسایی شد. این حوضه‌ها عمدتاً به دلیل دارا بودن مساحت بزرگ‌تر، تراکم زهکشی بالا و شیب تند، از پتانسیل سیل‌خیزی بالایی برخوردار هستند.
کلمات کلیدی: سیل‌خیزی تحلیل مورفومتری مدل‌های چندمعیاره تصمیم‌گیری (MCDM) شبکه زهکشی کلان‌شهر تبریز	

مقدمه

سیلاب‌ها از مهم‌ترین و فراوان‌ترین مخاطرات در کشور محسوب می‌شوند که همه ساله خسارت‌های زیادی را بر جای می‌گذارند (Rezaei Moghaddam & Rahimpour, 2024). این پدیده در طول تاریخ تأثیرات عمیق اجتماعی، اقتصادی و زیست‌محیطی را در سراسر جهان به جا گذاشته است (Haltas, Yildirim, Oztas & Demir, 2021). بر اساس گزارش سازمان جهانی بهداشت، بین سال‌های ۱۹۹۸ تا ۲۰۱۷، بیش از ۲ میلیارد نفر از مردم تحت تأثیر سیلاب‌ها قرار گرفته‌اند (Özay &

پایین دست ایفا می‌کنند. هر زیر حوضه به دلیل مورفومتری زهکشی متنوع، تأثیر متمایزی بر روی کانال اصلی دارند (Ozdemir & Bird, 2009). تجزیه و تحلیل مورفومتری رویکردی مؤثر برای درک ویژگی‌های هیدرولوژیکی حوضه‌ها ارائه می‌دهد (Perucca et al., 2019; Angilieri, 2011; Prakash et al., 2014; Taib et al., 2024). و بینش‌هایی در مورد جنبه‌های مختلف سیستم زهکشی آن ارائه دهند (Aher, Adinarayana & Gorantiwar, 2014; Taib et al., 2024). تحلیل مورفومتری، ویژگی‌های فیزیکی یک حوضه آبریز را بازتاب می‌دهد و عمدتاً به جنبه‌های خطی، سطحی و توپوگرافی طبقه‌بندی می‌شود (Shekar & Mathew, 2024). این پارامترها به طور مستقیم یا غیرمستقیم بر رفتار رواناب تأثیر می‌گذارند و این امر آن‌ها را برای اولویت‌بندی حوضه‌های آبریز ارزشمند می‌سازد (Mohammed et al., 2025).

تحقیقات متعددی در ارتباط با موضوع تحقیق در مناطق مختلف جهان انجام شده است که به برخی از تازه‌ترین آن‌ها اشاره می‌شود. رضائی مقدم و همکاران (Rezaei Moghaddam, Hejazi, Valizadeh Kamran & Rahimpour, 2020a) زیرحوضه‌های حوضه آبریز الوندچای را از نظر حساسیت سیل‌خیزی اولویت‌بندی کردند. ایشان ۲۲ پارامتر ژئومورفومتریک را در سه گروه ویژگی‌های شبکه زهکشی، شکل حوضه و خصوصیات برجستگی استخراج کردند. سپس با روش وزن‌دهی SWARA اهمیت نسبی هر پارامتر را برای ۱۵ زیرحوضه تعیین نمودند. نتایج نشان داد زیرحوضه‌های ۳، ۱، ۴ و ۲ به ترتیب دارای بیشترین وزن نهایی (۰/۱۴۲، ۰/۱۲۲، ۰/۰۹۱ و ۰/۰۸۷) بوده و در گروه با حساسیت بالای سیل‌خیزی قرار می‌گیرند. سهیل و محمود (Sohail & Mahmood, 2024) با به کارگیری رویکرد رتبه‌بندی ژئومورفومتری، حساسیت به سیلاب در حوضه رودخانه جهلم واقع در کشور پاکستان را مدل‌سازی کردند. در این تحقیق ویژگی‌های ژئومورفومتری ۵۷ زیرحوضه و ارتباط آن‌ها با استعداد سیل‌خیزی بررسی شدند. نتایج نشان داد که ویژگی‌های ژئومورفومتری از حوضه‌ای به حوضه دیگر متفاوت است. همچنین نتایج نشان داد که مساحت یک زیرحوضه به طور مستقیم بر حساسیت سیل‌خیزی آن تأثیر می‌گذارد، به‌طوری‌که زیرحوضه‌های کوچک‌تر آسیب‌پذیرتر هستند و پارامترهای ژئومورفومتریک مانند شیب، توپوگرافی و زمین‌شناسی حوضه، الگوی زهکشی را کنترل می‌کنند. رضائی مقدم و همکاران (Rezaei Moghaddam, Rajabi, Rahimpour & Farazian, 2025) پتانسیل سیل‌خیزی حوضه آبریز قلعه‌چای در عجب‌شیر را با ترکیب روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره و GIS بررسی کردند. یازده معیار مؤثر ارزیابی شد و وزن‌دهی معیارها با ANP نشان داد لیتولوژی، شیب و پوشش گیاهی بیشترین نقش را دارند. برای اولویت‌بندی سیل‌خیزی واحدهای هیدرولوژیک از مدل MABAC استفاده شد. نتایج نهایی نشان داد سه واحد A2، B2 و C1 بیشترین خطر سیل‌خیزی را دارند و حدود ۳۰ درصد حوضه (معادل ۱۲۵ کیلومتر مربع) را شامل می‌شوند؛ مناطقی که به دلیل شیب زیاد و پوشش گیاهی کم مستعد تولید رواناب و وقوع سیل هستند. محمد و همکاران (Mohammed et al., 2025) در تحقیقی آسیب‌پذیری زیرحوضه بشیلو در اتیوپی را در برابر سیل و با استفاده از تحلیل مورفومتریک ارزیابی کردند. ۱۹ پارامتر مورفومتریک با استفاده از یک مدل رقومی ارتفاعی (DEM) با قدرت تفکیک ۱۲/۵ متر و در نرم‌افزار ArcGIS استخراج شد. ده زیرحوضه بر اساس مقادیر پارامتر ترکیبی (CP) آن‌ها اولویت‌بندی شدند. نتایج نشان داد که ۳ زیرحوضه آسیب‌پذیری بالایی از نظر خطر سیل قرار دارند. بررسی پیشینه تحقیق نشان می‌دهد مطالعات زیادی در زمینه پتانسیل سیل‌خیزی و تحلیل مورفومتری حوضه‌های آبریز در نقاط مختلف جهان انجام گرفته است. نتایج این مطالعات بر نقش تعیین‌کننده پارامترهایی مانند شکل و شیب حوضه، تراکم زهکشی و مساحت حوضه در شدت سیلاب‌ها تأکید دارد. در مجموع، پژوهش‌های گذشته بر اهمیت تحلیل کمی ویژگی‌های مورفومتری در پیش‌بینی خطر سیل و برنامه‌ریزی مدیریتی تأکید دارند؛ با این حال، اکثر این تحقیقات در مناطق غیرشهری انجام شده و کمتر به تعامل مستقیم بین ساخت‌وساز انسانی و ویژگی‌های طبیعی حوضه در مناطق کوهستانی شهری پرداخته‌اند. نوآوری این پژوهش در تمرکز بر تحلیل مورفومتری حوضه‌های آبریز در دامنه‌های شمالی و جنوبی تبریز است که به طور مستقیم بر کلان‌شهر تبریز اشراق دارند. بر خلاف مطالعات پیشین که عموماً در مناطق طبیعی یا نیمه‌شهری صورت گرفته‌اند، این تحقیق با رویکرد تلفیقی ژئومورفولوژی - شهرسازی، به بررسی چگونگی تأثیر فرایندهای مورفومتری بر افزایش خطر سیلاب در

محدوده‌ای با توسعه شهری سریع می‌پردازد. استفاده همزمان از داده‌های رقومی ارتفاعی (DEM)، شاخص‌های مورفومتری و تحلیل‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره، جنبه‌ای نو و کاربردی برای مدیریت پایدار مناطق کوه‌پایه‌ای شهری ایجاد می‌کند.

منطقه مورد مطالعه

محدوده مورد مطالعه پژوهش حاضر حوضه‌های آبریز منتهی به کلان‌شهر تبریز است. شهر تبریز به عنوان مرکز استان آذربایجان شرقی در مختصات جغرافیایی $38^{\circ} 02'$ تا $38^{\circ} 10'$ عرض شمالی و $46^{\circ} 11'$ تا $46^{\circ} 23'$ طول شرقی واقع شده و ارتفاع متوسط آن از سطح دریا ۱۳۶۶ متر می‌باشد (شکل ۱). متوسط بارندگی سالانه این شهر طبق آمار ایستگاه سینوپتیک واقع در فرودگاه بین‌المللی تبریز و بین سال‌های ۱۹۹۲ تا ۲۰۲۴ حدود ۲۵۵ میلی‌متر می‌باشد. تبریز در گوشه شرقی دشت رسوبی همواری با شیب متوسط به سوی دریاچه ارومیه گسترده شده است. در شمال آن کوه‌های عون بن علی، بهلول و بابا باغی و در جنوب آن توده آتشفشانی سهند قرار دارد. به واسطه همین کوه‌ها، حوضه‌های آبریز کوچک و بزرگی به سمت شهر زهکشی می‌شوند. توسعه و گسترش شهر به سمت خروجی این حوضه‌ها و تغییرات گسترده کاربری اراضی و دست‌کاری مسیل‌های عبور آب طی چند دهه گذشته، خطر وقوع سیل را افزایش داده است.

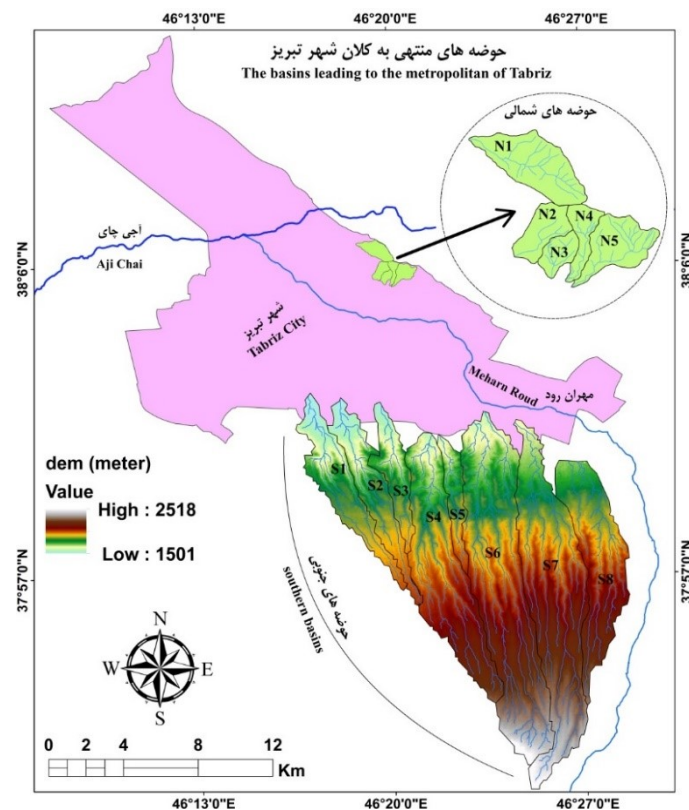
مواد و روش‌ها

این پژوهش با روش توصیفی - تحلیلی و با هدف ارزیابی پتانسیل سیل‌خیزی و اولویت‌بندی حوضه‌های آبریز منتهی به کلان‌شهر تبریز انجام شده است و در زمره تحقیقات کاربردی قرار می‌گیرد. در تحقیق حاضر از مدل رقومی ارتفاعی (DEM) با قدرت تفکیک مکانی ۱۲/۵ متر جهت استخراج حوضه‌های آبریز منطقه و محاسبه پارامترهای مورفومتری حوضه‌ها استفاده شده است (جدول ۱). در ادامه دو روش مختلف برای تجزیه و تحلیل داده‌ها مورد استفاده واقع شده است: ۱- مدل SWARA، ۲- مدل MABAC.

جدول ۱- پارامترهای مورفومتری و فرمول محاسبه آن‌ها

Table 1- Morphometric parameters and their calculation formulas

منبع Reference	فرمول Formula	پارامتر Parameter
Horton (1945)	$Fs = Nu/A$ تعداد کل آبراهه‌های حوضه آبریز A = مساحت حوضه آبریز	فراوانی آبراهه (Stream frequency)
Horton (1945)	$Dd = Lu/A$ طول کل آبراهه‌های حوضه آبریز	تراکم زهکشی (Drainage density)
Horton (1945)	$Dt = Nu/P$ P = محیط حوضه آبریز	بافت زهکشی (Drainage texture)
Schumm (1956)	$Di = Fs/Dd$	شدت زهکشی (Drainage intensity)
Horton (1945)	$Cc = 0.2812 \times P/A^{0.5}$	ضریب فشردگی (Compactness coefficient)
Singh & Singh (2017)	$Rc = 4 \times 3.14 A/P^2$	نسبت مدور بودن (Circularity ratio)
Horton (1945)	$Ff = A/Lb^2$ $Bh = h_{max} - h_{min}$	ضریب شکل (Form factor)
Schumm (1956)	h_{max} = حداکثر ارتفاع حوضه آبریز h_{min} = حداقل ارتفاع حوضه آبریز	اختلاف ارتفاع حوضه (Relief)
Strahler (1964)	$Rn = Bh \times Dd$	عدد ناهمواری (Ruggedness number)



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

Fig. 1. Geographical location of the study area

مدل SWARA

این مدل به عنوان یک تکنیک تحلیل تصمیم گیری چندمعیاره برای محاسبه وزن معیارها و زیرمعیارها استفاده می شود. مراحل تعیین وزن معیارها و زیرمعیارها با استفاده از این مدل به این صورت می باشد: ۱- ایجاد یک مدل تصمیم گیری بر اساس رابطه بین پارامترها. در این مرحله معیارهای مورد استفاده بر اساس اهمیت مورد انتظارشان در ارتباط با مسئله مورد بررسی به صورت نزولی مرتب می شوند. ۲- محاسبه مقدار S_j معیارها. از معیار دوم شروع می شود، پاسخ دهنده اهمیت نسبی معیار j را در ارتباط با معیار قبلی ($j-1$) بیان می کند و این کار را برای هر معیار تکرار می کند.

$$S_j = \frac{\sum_{i=1}^n A_i}{n} \quad (1)$$

که در آن n تعداد کارشناسان؛ A_i رتبه های ارائه شده توسط کارشناسان برای هر پارامتر و z نشان دهنده تعداد پارامترها می باشد. ۳- محاسبه ضریب K_j . به منظور تعیین ضریب K_j ، یک واحد به مقادیر S_j معیارها اضافه می شود.

$$K_j = \begin{cases} 1 & j = 1 \\ S_j + 1 & j > 1 \end{cases} \quad (2)$$

۴- وزن مجددی q_j از رابطه زیر محاسبه می شود: مقدار Q_j برای معیار اول همیشه عدد یک خواهد بود.

$$q_j = \begin{cases} 1 & j = 1 \\ \frac{k_j - 1}{k_j} & j > 1 \end{cases} \quad (3)$$

۵- وزن نسبی معیارها از طریق رابطه (۴) به دست می آید: در این مرحله وزن اولیه هر معیارها (Q_j) در مجموع وزن های اولیه تقسیم می گردد.

$$W_j = \frac{q_j}{\sum_{j=1}^n q_j} \quad (4)$$

که در آن W_j نشان دهنده وزن نسبی معیار j و n نشان دهنده تعداد کل معیارها می باشد (Keršuliene, Zavadskas & Turskis, 2010).

مدل MABAC

روش مقایسه چندشاخصه محدوده تقریبی مرزها یا MABAC^۱ به وسیله پاموکار و سیروپچ در سال ۲۰۱۵ ارائه شد. این روش جزو جدیدترین تکنیک‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره است که جهت رتبه‌بندی گزینه‌ها استفاده می‌شود (Rezaei Moghaddam & Rahimpour, 2025). گام‌های اجرای این روش به صورت زیر است: ۱- تعیین معیارها و گزینه‌های پژوهش و تشکیل ماتریس تصمیم. معیارهایی که برای ارزیابی پتانسیل سیل‌خیزی مورد بررسی قرار گرفته‌اند، عبارت‌اند از: مساحت، تعداد آبراهه، تراکم زهکشی، فراوانی آبراهه، بافت زهکشی، شدت زهکشی، نسبت دایره‌ای، نسبت شکل‌پذیری، ضریب فشردگی، اختلاف ارتفاع و عدد ناهمواری. حوضه‌های آبریز واقع در شمال و جنوب تبریز نیز گزینه‌های پژوهش می‌باشند. ۲- نرمال‌سازی ماتریس تصمیم. این فرایند با هدف یکسان‌سازی مقیاس معیارها و فراهم کردن امکان مقایسه دقیق میان آن‌ها انجام می‌شود. نرمال‌سازی موجب می‌گردد داده‌ها در یک بازه مشخص (اغلب بین ۰ تا ۱) قرار گیرند. ۳- وزن‌دار کردن ماتریس تصمیم نرمال شده. در این مرحله وزن معیارها از طریق روش‌هایی همچون ANP، AHP، ANP، آنتروپی شانون و یا SWARA به دست می‌آید. ۴- تعیین مرز ناحیه شباهت ماتریس. در این مرحله برای هر معیار یک مرز ناحیه شباهت مشخص می‌شود. در این بخش از رابطه‌ی (۵) بهره گرفته می‌شود:

$$g_j = \left(\prod_{i=1}^m \hat{f}_{ij} \right)^{1/m}; j = 1, \dots, n \quad (5)$$

که در آن $\hat{f}_{ij}$ عناصر ماتریس وزنی و m تعداد کل گزینه‌های تحقیق می‌باشد. پس از محاسبه مقادیر مرز ناحیه شباهت ماتریس، یک ماتریس $n \times 1$ تشکیل می‌شود. ۵- محاسبه فاصله گزینه‌ها تا مرز ناحیه شباهت. با توجه به مقادیر مرز ناحیه شباهت ماتریس و مقادیر وزنی ماتریس نرمال شده هر معیار، فاصله گزینه‌ها تا مرز ناحیه شباهت از طریق رابطه (۶) به دست می‌آید.

$$q_{ij} = \hat{f}_{ij} - g_j; i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, n \quad (6)$$

۶- رتبه‌بندی گزینه‌ها. در این مرحله امتیاز نهایی هر گزینه مشخص و جهت رتبه‌بندی به ترتیب نزولی مرتب می‌شوند (Pamučar & Ćirović, 2015). گزینه‌ای که بیشترین مقدار را داشته باشد به‌عنوان بهترین گزینه انتخاب شده و رتبه یک را کسب می‌کند.

نتایج و بحث

مساحت حوضه آبریز (A) نشان‌دهنده منطقه کل محصور در مرز حوضه آبریز است و نقش حیاتی در تعیین حجم رواناب ایفا می‌کند (Mohammed et al., 2025). یک حوضه وسیع‌تر معمولاً بارش بیشتری را دریافت می‌کند که منجر به دبی اوج بالاتر و افزایش رواناب می‌شود (Abdeta, Tesemma, Tura & Atlabachew, 2020; Shekar & Mathew, 2024). نتایج بررسی مساحت حوضه‌های مورد مطالعه نشان داد که در دامنه‌های شمالی، حوضه N1 و در دامنه‌های جنوبی، حوضه S6 به ترتیب با ۱۲۲ هکتار و ۴۸ کیلومتر مربع بیشترین مساحت را دارند. تعداد آبراهه (Nu) بیشتر نشان دهنده نفوذپذیری کم حوضه آبریز می‌باشد (Shekar & Mathew, 2024). در منطقه مورد مطالعه حوضه N1 در دامنه‌های شمالی با ۲۳ آبراهه و حوضه S6 در دامنه‌های جنوبی با ۱۱۶ آبراهه بیشترین آبراهه‌ها را داشته‌اند که بیانگر پتانسیل بالای این حوضه‌ها در تولید رواناب می‌باشد. بر اساس نظر هورتون (Horton, 1945)، مقادیر بالای تراکم زهکشی (Dd) معمولاً در مناطق کوهستانی با پوشش گیاهی پراکنده مشاهده می‌شود، در حالی که مقادیر پایین‌تر Dd از ویژگی‌های مناطق با خاک‌های نفوذپذیر و پوشش گیاهی انبوه است. فراوانی آبراهه (Fs) پارامتری کلیدی در تحلیل پویایی سیلاب است. این شاخص با تراکم زهکشی (Dd) هم‌بستگی مثبت دارد، زیرا افزایش Dd معمولاً با افزایش تعداد کانال‌های آبراهه همراه است. مقادیر بالای فراوانی آبراهه بیانگر رواناب زیاد و تراکم بالای زهکشی است (Rezaei Moghaddam et al., 2020a). بافت زهکشی (Dt) یکی از پارامترهای مهم ژئومورفولوژی بوده و به فاصله نسبی بین آبراهه‌ها اشاره دارد (Bisht, Chaudhry, Sharma & Soni, 2018). مقادیر بالاتر بافت زهکشی نشان دهنده ظرفیت نفوذپذیری کم و در نتیجه افزایش پتانسیل رواناب می‌باشد (Rezaei Moghaddam et al., 2020a). شدت زهکشی (Di) نسبت مقادیر فراوانی آبراهه

به تراکم زهکشی است. این پارامتر اطلاعاتی در مورد تراکم آبراهه‌ها نسبت به مساحت حوضه ارائه می‌دهد، به‌طوری‌که مقادیر بالاتر نشان‌دهنده سیستم زهکشی متراکم‌تری است که می‌تواند منجر به افزایش رواناب در هنگام رویدادهای بارندگی شدید شود (Mohammed et al., 2025). نسبت دایره‌ای (Rc) معمولاً برای طبقه‌بندی مرحله تکامل ژئومورفیک یک حوضه آبریز استفاده می‌شود. مقادیر پایین‌تر Rc نشان‌دهنده توپوگرافی کشیده‌تر و جوان‌تر است، درحالی‌که مقادیر بالاتر نشان‌دهنده شکل بالغ و دایره‌ای‌تر است. حوضه N3 در دامنه‌های شمالی با مقدار ۰/۶۹ بیشترین مقدار این پارامتر را داشته است. در دامنه‌های جنوبی نیز حوضه S4 با ۰/۳۱ بیشترین مقدار را دارد. نسبت شکل‌پذیری (Ff) یک پارامتر هندسی است که برای توصیف شکل یک حوضه آبریز به کار می‌رود. مقدار پایین‌تر Ff معمولاً نشان‌دهنده حوضه‌ای با شکل کشیده‌تر است که عموماً با رواناب کندتر و احتمال کمتر وقوع سیل مرتبط است. در مقابل، مقدار بالاتر Ff نشان‌دهنده حوضه‌ای با شکل مدورتر است که مستعد رواناب سریع‌تر و خطرات سیل بالاتر است (Duressa et al., 2024). مقادیر این پارامتر برای حوضه‌های شمالی بین ۰/۵۶-۰/۶۹ و برای حوضه‌های جنوبی ۰/۴۶-۰/۳۴ بوده است. ضریب فشردگی (Cc) پارامتر کلیدی دیگری است که شکل حوضه را منعکس می‌کند. اگر ضریب فشردگی برابر با ۱ باشد، به این معنی است که حوضه آبریز شکل دایره‌ای کامل دارد. مقادیر بزرگ‌تر از ۱ نشان‌دهنده کشیدگی حوضه هستند. حوضه‌های دایره‌ای از حساسیت بالایی نسبت به سیل‌خیزی برخوردارند (Rezaei Moghaddam, 2020b). اختلاف ارتفاع کلی حوضه (H) به عنوان تفاوت بین بالاترین و پایین‌ترین ارتفاعات درون یک حوضه آبریز تعریف می‌شود. مقادیر بالاتر H عموماً نشان‌دهنده شیب‌های تندتر و پتانسیل بیشتر برای فرسایش خاک، رواناب سطحی و انتقال رسوب است (Mohammed et al., 2025). بررسی تغییرات ارتفاعی حوضه‌های مورد نشان می‌دهد که در حوضه‌های دامنه‌های شمالی، حوضه شماره N5 با ۳۶۸ متر بیشترین اختلاف ارتفاع بین پست‌ترین و بلندترین نقطه حوضه را داشته است. در دامنه‌های جنوبی نیز حوضه S6 با ۹۲۷ متر بیشترین مقدار به خود اختصاص داده است. عدد ناهمواری (Rn) که حاصل ضرب اختلاف ارتفاع حوضه و تراکم زهکشی است، معیاری تلفیقی از ناهمواری زمین و پتانسیل فرسایش و سیل ارائه می‌دهد (Mohammed et al., 2025). این پارامتر پیچیدگی ساختاری و اختلاف ارتفاع یک حوضه را با ترکیب شیب و دامنه ارتفاعی کمی‌سازی می‌کند (Melton, 1957). مقادیر بالاتر این پارامتر نمایانگر زمین‌های بسیار ناهموار و پرشیب است که این امر موجب افزایش رواناب سطحی، کاهش نفوذپذیری و افزایش احتمال وقوع سیلاب‌های ناگهانی می‌شود (Rai, Chandel, Mishra & Singh, 2018; Sutradhar & Mondal, 2023).

جدول ۲- خصوصیات مورفومتری حوضه‌های جنوبی

Table 2- Morphometric characteristics of the southern basins

پارامتر Parameter	حوضه S1 Basin S1	حوضه S2 Basin S2	حوضه S3 Basin S3	حوضه S4 Basin S4	حوضه S5 Basin S5	حوضه S6 Basin S6	حوضه S7 Basin S7	حوضه S8 Basin S8
Basin area (km ²)	14	12.8	8	30	5.5	48	42	23
Stream number	22	20	14	45	11	116	49	44
Drainage density	2.07	1.95	1.87	2.03	2	2.12	2.16	2
Stream frequency	1.57	1.56	1.75	1.5	2	2.41	1.16	1.91
Drainage texture	0.76	0.68	0.72	1.29	0.65	2.62	1.05	1.42
Drainage intensity	0.75	0.8	0.93	0.73	1	1.13	0.53	0.95
Circularity ratio	0.21	0.19	0.27	0.31	0.24	0.30	0.24	0.30
Form factor	0.40	0.41	0.44	0.36	0.46	0.34	0.35	0.38
Compactness coefficient	2.18	2.35	1.93	1.79	2.03	1.8	2.02	1.81
Relief (meter)	469	475	396	600	379	927	795	565
Ruggedness number	0.97	0.92	0.74	1.21	0.75	1.96	1.71	1.13

برای تعیین وزن معیارهای تحقیق از روش SWARA بهره گرفته شد. در این روش، وزن هر پارامتر متناسب با میزان تأثیر آن بر موضوع مطالعه تخصیص می‌یابد. از آنجا که پتانسیل سیل‌خیزی حوضه‌ها هدف اصلی پژوهش است، معیارهای کلیدی مؤثر بر این فرایند به عنوان عوامل تعیین‌کننده در نظر گرفته شدند.

بر این اساس، معیارهای مساحت، تعداد آبراهه، اختلاف ارتفاع کلی حوضه و تراکم زهکشی به دلیل اهمیت‌شان در سیل‌خیزی، بالاترین وزن را کسب کردند. سایر معیارها نیز با توجه به تأثیر کمترشان بر شکل‌گیری رواناب، وزن کمتری دریافت نمودند. در این بخش جهت تعیین وزن معیارها از نظرات چهار متخصص ژئومورفولوژی بهره گرفته شد (شکل ۲).

جدول ۳- خصوصیات مورفومتری حوضه‌های شمالی

Table 3- Morphometric characteristics of the northern basins

حوضه N5	حوضه N4	حوضه N3	حوضه N2	حوضه N1	پارامتر
Basin N5	Basin N4	Basin N3	Basin N2	Basin N1	Parameter
83	38	31	52	122	Basin area (Hectare)
16	9	7	4	23	Stream number
7	6.5	7.3	3.4	5.5	Drainage density
19	23	22	7	18	Stream frequency
3.5	2.5	3	1.2	4.5	Drainage texture
2.7	3.5	3	2	3.2	Drainage intensity
0.50	0.38	0.69	0.60	0.59	Circularity ratio
0.59	0.66	0.69	0.64	0.56	Form factor
1.41	1.64	1.21	1.28	1.31	Compactness coefficient
368	331	264	288	363	Relief (meter)
2.5	2.15	1.92	0.98	1.99	Ruggedness number

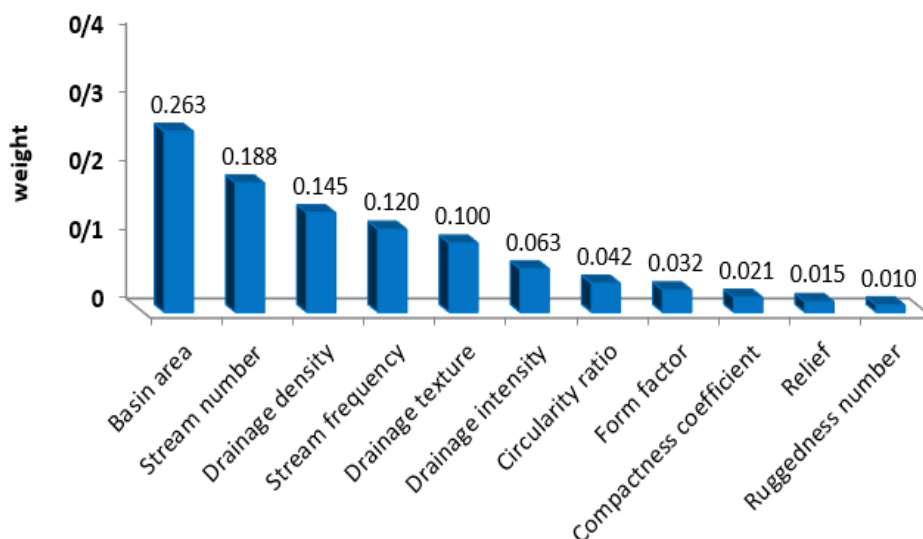
شکل ۲- وزن نسبی (W_j) معیارها با روش SWARA

Fig. 2. Criteria weighting using the SWARA method

در ادامه جهت اولویت‌بندی حوضه‌ها از مدل MABAC استفاده شده است. در تحقیق حاضر جهت ارزیابی معیارها نسبت به گزینه‌ها (حوضه‌های آبریز) از طیف ۹ تایی ساعتی در روش‌های AHP و ANP استفاده شده و ماتریس تصمیم تکمیل گردید (جدول ۴ و ۵).

جدول ۴- ماتریس تصمیم برای حوضه‌های شمالی

Table 4- Decision matrix of the northern basins

معیار Criteria	Basin area	Stream number	Drainage density	Stream frequency	Drainage texture	Drainage intensity	Circularity ratio	Form factor	Compactness coefficient	Relief	Ruggedness number
حوضه‌های شمال تبریز northern basins											
Basin N1	6	5	2	2	2	4	4	3	4	6	4
Basin N2	3	1	2	2	5	1	4	4	3	3	3
Basin N3	1	2	5	4	3	3	5	5	3	3	4
Basin N4	2	3	3	5	4	5	2	5	5	5	5
Basin N5	4	4	4	3	2	2	3	3	4	6	5

جدول ۵- ماتریس تصمیم برای حوضه‌های جنوبی

Table 5- Decision matrix of the southern basins

معیار Criteria	Basin area	Stream number	Drainage density	Stream frequency	Drainage texture	Drainage intensity	Circularity ratio	Form factor	Compactness coefficient	Relief	Ruggedness number
حوضه‌های جنوب تبریز southern basins											
Basin S1	4	4	5	4	5	3	2	4	5	4	4
Basin S2	4	3	2	3	5	3	2	5	6	4	3
Basin S3	3	2	2	4	4	4	4	5	3	3	3
Basin S4	5	5	5	3	3	2	6	3	3	5	5
Basin S5	2	2	3	5	6	5	3	6	4	3	3
Basin S6	7	8	6	7	3	7	5	2	3	9	7
Basin S7	6	7	7	3	4	2	3	2	4	7	6
Basin S8	5	5	4	5	3	5	5	4	3	5	5

در ادامه، با تکمیل ماتریس تصمیم، مقادیر آن نرمال‌سازی شد (جداول ۶ و ۷). در ادامه، مقادیر مرز ناحیه شباهت ماتریس (G) تعیین شد. در این مرحله، از میانگین حسابی برای مشخص کردن مرز ناحیه شباهت بهره گرفته شد (جداول ۸ و ۹). پس از تعیین این مقادیر، فاصله گزینه‌ها تا مرز ناحیه شباهت نیز محاسبه گردید. نتایج این محاسبات در جداول ۱۰ و ۱۱ آمده است.

جدول ۶- ماتریس نرمال شده برای حوضه‌های شمالی

Table 6- Normalized matrix of the northern basins

معیار Criteria	Basin area	Stream number	Drainage density	Stream frequency	Drainage texture	Drainage intensity	Circularity ratio	Form factor	Compactness coefficient	Relief	Ruggedness number
حوضه‌های شمال تبریز northern basins											
Basin N1	1	1	0	1	1	0.25	0.33	1	0.5	0	0.5
Basin N2	0.4	0	0	1	0	1	0.33	0.5	1	1	1
Basin N3	0	0.25	1	0.33	0.66	0.5	0	0	1	1	0.5
Basin N4	0.2	0.5	0.33	0	0.33	0	1	0	0	0.33	0
Basin N5	0.6	0.75	0.66	0.33	0	0.25	0.33	0	0.5	1	1

جدول ۷- ماتریس نرمال شده برای حوضه‌های جنوبی

Table 7- Normalized matrix of the southern basins

معیار Criteria	Basin area	Stream number	Drainage density	Stream frequency	Drainage texture	Drainage intensity	Circularity ratio	Form factor	Compactness coefficient	Relief	Ruggedness number
حوضه‌های جنوب تبریز southern basins											
Basin S1	0.28	0.33	0.6	0.75	0.33	0.8	1	0.5	0.33	0.83	0.75
Basin S2	0.28	0.16	0	1	0.33	0.8	1	0.25	0	0.83	1
Basin S3	0.14	0	0	0.75	0.66	0.6	0.5	0.25	1	1	1
Basin S4	0.42	0.5	0.6	1	1	1	0	0.75	1	0.66	0.5
Basin S5	0	0	0.2	0.5	1	0.6	0.25	1	0.33	0	0
Basin S6	1	1	0.8	1	0	1	0.75	0	0	1	1
Basin S7	0.57	0.83	1	0	0.33	0	0.25	0	0.33	0.66	0.75
Basin S8	0.42	0.5	0.4	0.5	0	0.6	0.75	0.5	0	0.33	0.5

جدول ۸- مقادیر مرز ناحیه شباهت ماتریس (G) برای حوضه‌های شمالی

Table 8- Values of the similarity area boundary matrix (G) for the northern basins

معیار Criteria	Basin area	Stream number	Drainage density	Stream frequency	Drainage texture	Drainage intensity	Circularity ratio	Form factor	Compactness coefficient	Relief	Ruggedness number
G	0.368	0.274	0.162	0.015	0.135	0.086	0.057	0.026	0.050	0.233	0.023

جدول ۹- مقادیر مرز ناحیه شباهت ماتریس (G) برای حوضه‌های جنوبی

Table 9- Values of the similarity area boundary matrix (G) for the southern basins

معیار Criteria	Basin area	Stream number	Drainage density	Stream frequency	Drainage texture	Drainage intensity	Circularity ratio	Form factor	Compactness coefficient	Relief	Ruggedness number
G	0.359	0.259	0.169	0.017	0.141	0.104	0.064	0.029	0.042	0.236	0.025

جدول ۱۰- مقادیر فاصله گزینه‌ها تا مرز ناحیه شباهت (q) برای حوضه‌های شمالی

Table 10- Values of distances of alternatives from the similarity area boundary (q) for the northern basins

معیار Criteria	Basin area	Stream number	Drainage density	Stream frequency	Drainage texture	Drainage intensity	Circularity ratio	Form factor	Compactness coefficient	Relief	Ruggedness number
حوضه‌های شمال تبریز northern basins											
Basin N1	0.158	0.102	-0.042	0.005	0.065	-0.007	-0.001	0.016	-0.002	-0.088	-0.001
Basin N2	0	-0.086	-0.042	0.005	-0.035	0.040	-0.001	0.005	0.014	0.057	0.007
Basin N3	-0.105	-0.039	0.078	-0.001	0.032	0.009	-0.015	-0.005	0.014	0.057	-0.001
Basin N4	-0.053	0.008	-0.002	-0.005	-0.001	-0.023	0.027	-0.005	-0.018	-0.039	-0.008
Basin N5	0.053	0.055	0.038	-0.001	-0.035	-0.007	-0.001	0.005	-0.002	0.057	-0.007

جدول ۱۱- مقادیر فاصله گزینه‌ها تا مرز ناحیه شباهت (q) برای حوضه‌های جنوبی

Table 11- Values of distances of alternatives from the similarity area boundary (q) for the southern basins

معیار Criteria	Basin area	Stream number	Drainage density	Stream frequency	Drainage texture	Drainage intensity	Circularity ratio	Form factor	Compactness coefficient	Relief	Ruggedness number
حوضه‌های جنوب تبریز southern basins											
Basin S1	-0.021	-0.008	0.023	0.001	-0.008	0.010	0.020	0.003	0	0.030	0.001
Basin S2	-0.021	-0.039	-0.049	0.003	-0.008	0.010	0.020	-0.002	-0.010	0.030	0.005
Basin S3	-0.059	-0.071	-0.049	0.001	0.025	-0.003	-0.001	-0.002	0.022	0.054	0.005
Basin S4	0.016	0.023	0.023	0.003	0.059	0.022	-0.022	0.008	0.022	0.005	-0.002
Basin S5	-0.096	-0.071	-0.025	-0.002	0.059	-0.003	-0.011	0.013	0	-0.091	-0.010
Basin S6	0.167	0.117	0.047	0.003	-0.041	-0.022	0.010	-0.008	-0.010	0.054	0.005
Basin S7	0.054	0.086	0.071	-0.007	-0.008	-0.041	-0.011	-0.008	0	0.005	0.001
Basin S8	0.016	0.023	0.001	-0.002	-0.041	-0.003	0.010	0.003	-0.010	-0.043	-0.002

در نهایت، وزن نهایی هر گزینه (S) محاسبه و حوضه‌ها بر این اساس رتبه‌بندی شدند. همان‌طور که در جدول ۱۲ مشاهده می‌شود، حوضه S6 نسبت به دیگر حوضه‌ها بالاترین وزن را به خود اختصاص داده است. این امر عمدتاً به دلیل برتری این حوضه در پارامترهایی همچون مساحت، تراکم آبراهه‌ها و دامنه تغییرات ارتفاعی است که همگی در افزایش پتانسیل سیل‌خیزی حوضه‌ها نقش به‌سزایی ایفا می‌کنند. حوضه‌های S4 و S7 نیز در رتبه‌های بعدی قرار دارند که بیانگر پتانسیل سیل‌خیزی بالای این حوضه‌ها می‌باشد.

جدول ۱۲- وزن نهایی گزینه‌ها و رتبه‌بندی حوضه‌های جنوبی

Table 12- Final weights of the options and ranking of the southern basins

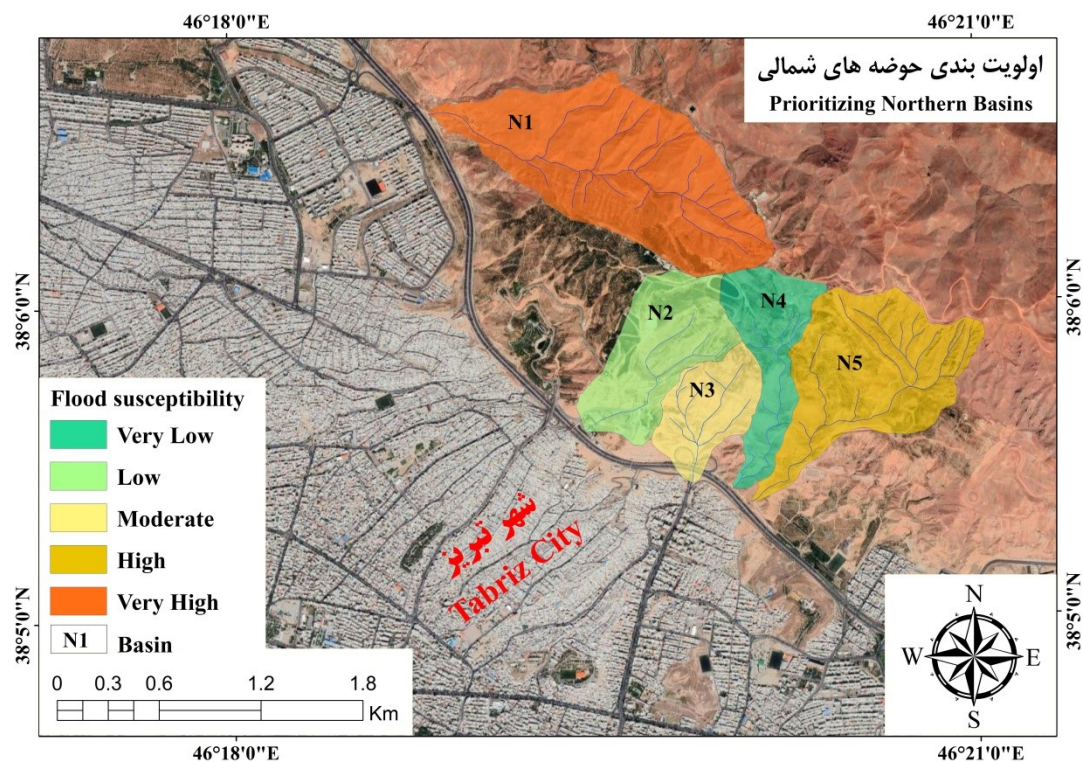
حوضه	وزن نهایی	رتبه
basin	Final weights	Rank
Basin S1	0.051	4
Basin S2	-0.062	6
Basin S3	-0.077	7
Basin S4	0.158	2
Basin S5	-0.236	8
Basin S6	0.366	1
Basin S7	0.144	3
Basin S8	-0.050	5

جدول ۱۳- وزن نهایی گزینه‌ها و رتبه‌بندی حوضه‌های شمالی

Table 13- Final weights of the options and ranking of the northern basins

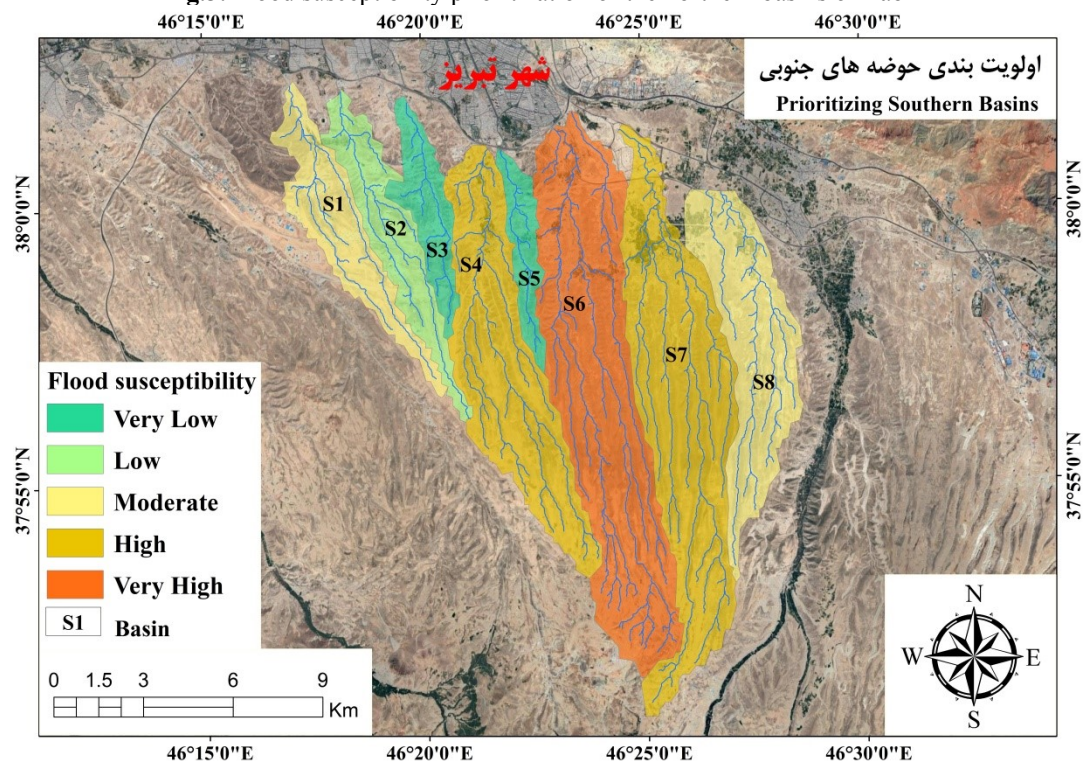
حوضه	وزن نهایی	رتبه
basin	Final weights	Rank
Basin N1	0.206	1
Basin N2	-0.035	4
Basin N3	0.024	3
Basin N4	-0.119	5
Basin N5	0.159	2

در حوضه‌های شمالی نیز، حوضه N1 در دامنه‌های شمالی با وزن نهایی ۰/۲۰۶ بالاترین رتبه را به خود اختصاص داده است. در نتیجه، این حوضه به عنوان حساس‌ترین حوضه از نظر پتانسیل سیل‌خیزی انتخاب شد.



شکل ۳- اولویت‌بندی سیل‌خیزی حوضه‌های شمال تبریز

Fig.3. Flood susceptibility prioritization of the northern basins of Tabriz



شکل ۴- اولویت‌بندی سیل‌خیزی حوضه‌های جنوب تبریز

Fig.4. Flood susceptibility prioritization of the southern basins of Tabriz

نتیجه‌گیری

این پژوهش با هدف ارزیابی و اولویت‌بندی پتانسیل سیل‌خیزی حوضه‌های آبریز منتهی به کلان‌شهر تبریز، با بهره‌گیری از تحلیل‌های مورفومتری و تلفیق روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره MABAC و SWARA انجام شد. یافته‌های تحقیق نشان می‌دهد که ویژگی‌های مورفومتری حوضه‌های آبریز نقش تعیین‌کننده‌ای در تشدید یا کاهش پتانسیل سیل‌خیزی ایفا می‌کنند. در این راستا، معیارهایی نظیر مساحت حوضه، تراکم آبراهه‌ها و اختلاف ارتفاع به عنوان مهم‌ترین عوامل مؤثر در تولید رواناب و وقوع سیلاب‌های ناگهانی شناسایی شدند. نتایج حاصل از مدل SWARA در تعیین وزن معیارها بیانگر آن است که پارامترهای مرتبط با اندازه و شکل حوضه (مانند مساحت، ضریب فشردگی و نسبت دایره‌ای) و نیز مشخصات شبکه زهکشی (نظیر تراکم آبراهه و تعداد آبراهه) بیشترین سهم را در افزایش حساسیت سیل‌خیزی دارند. این یافته با مطالعات پیشین در مناطق دیگر نیز همخوانی دارد و تأکید می‌کند که حوضه‌های کوچک‌تر با شیب‌های تند و شبکه زهکشی فشرده، به دلیل زمان تمرکز کوتاه‌تر و تولید رواناب سریع‌تر، آسیب‌پذیری بیشتری در برابر سیلاب‌های ناگهانی دارند. در مرحله اولویت‌بندی حوضه‌ها با استفاده از مدل MABAC، حوضه N1 در دامنه‌های شمالی تبریز با بالاترین وزن نهایی (۰/۲۰۶) به عنوان حساس‌ترین حوضه از نظر پتانسیل سیل‌خیزی شناسایی شد. این حوضه به دلیل ترکیبی از مساحت نسبتاً بزرگ، تراکم بالای آبراهه‌ها و شیب قابل‌توجه، شرایط مطلوبی برای تولید رواناب سریع و تشدید خطر سیل فراهم می‌کند. در مقابل، حوضه‌های با مقادیر منفی وزن نهایی (مانند حوضه‌های N2 و N4 در شمال) از پتانسیل سیل‌خیزی کمتری برخوردارند که عمدتاً ناشی از ویژگی‌های مورفولوژیکی تعدیل‌کننده مانند شکل کشیده و تراکم زهکشی پایین است. در بخش جنوبی نیز، حوضه S6 با وزن نهایی ۰/۳۶۶ در رتبه اول قرار گرفت. برتری این حوضه عمدتاً ناشی از وسعت بیشتر، اختلاف ارتفاع قابل‌توجه و تراکم بالای آبراهه‌هاست که همگی از عوامل کلیدی در افزایش حجم و سرعت رواناب محسوب می‌شوند. این نتیجه نشان می‌دهد که حتی در مناطق با اقلیم نیمه‌خشک، وجود حوضه‌های وسیع و پرشیب در ارتفاعات می‌تواند خطر سیل‌خیزی را به‌ویژه در فصل‌های بارشی تشدید کند. از دیدگاه کاربردی، یافته‌های این تحقیق می‌تواند به‌عنوان ابزاری کارآمد در دست مدیران و برنامه‌ریزان شهری و محیط‌زیست قرار گیرد. اولویت‌بندی ارائه‌شده امکان تخصیص بهینه منابع و اجرای اقدامات سازه‌ای و غیر سازه‌ای (مانند احداث بندهای رسوب‌گیر، اصلاح الگوی کاربری اراضی، حفظ و احیای پوشش گیاهی و طراحی سیستم‌های هشدار سریع) را در حوضه‌های پرخطر فراهم می‌کند. به ویژه با توجه به توسعه فیزیکی سریع و بی‌ضابطه شهر تبریز به سمت خروجی این حوضه‌ها، لزوم اعمال ملاحظات هیدرولوژیکی و ژئومورفولوژیکی در طرح‌های توسعه شهری و کنترل ساخت‌وساز در حریم آبراهه‌ها بیش از پیش احساس می‌شود. پیشنهاد می‌شود در مطالعات آتی، با افزودن معیارهای هیدرو اقلیمی (مانند شدت و مدت بارش) و انسانی (مانند تغییرات کاربری اراضی و تراکم ساخت‌وساز) و نیز استفاده از داده‌های با قدرت تفکیک بالاتر، دقت و قابلیت اطمینان مدل‌های ارزیابی افزایش یابد. چنین رویکردی نه تنها به مدیریت ریسک سیل در کلان‌شهر تبریز کمک خواهد کرد، بلکه می‌تواند الگویی برای سایر شهرهای واقع در مجاورت حوضه‌های آبریز کوهستانی باشد. یافته‌های این تحقیق با نتایج پژوهشگرانی همچون رحیم‌پور و همکاران (Rahimpour et al., 2023)، رضائی مقدم و همکاران (Rezaei Moghaddam & Rahimpour, 2023)، سهیل و محمود (Sohail & Mahmood, 2024) مطابقت دارد. پژوهشگران نام برده پیشنهاد کرده بودند که برای ارزیابی سیل‌خیزی و فرسایش خاک، می‌توان از ویژگی‌های مورفومتری حوضه‌های آبریز و رتبه‌بندی آن‌ها بر اساس میزان اهمیت‌شان با بهره‌گیری از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره استفاده کرد. نتایج این پژوهش نیز این رویکرد و یافته‌های آن محققان را تأیید می‌کند. از جمله محدودیت‌های تحقیق حاضر می‌توان به عدم وجود ایستگاه‌های باران‌سنجی در این مناطق اشاره کرد.

تعارض منافع

بنا بر اظهار نویسندگان این مقاله تعارض منافع ندارد.

References

- Abdeta, G. C., Tesemma, A. B., Tura, A. L., & Atlabachew, G. H. (2020). Morphometric analysis for prioritizing sub-watersheds and management planning and practices in Gidabo Basin, Southern Rift Valley of Ethiopia. *Applied Water Science*, 10(7), 1–15. <http://dx.doi.org/10.1007/s13201-020-01239-7>
- Aher, P. D., Adinarayana, J., & Gorantiwar, S. D. (2014). Quantification of morphometric characterization and prioritization for management planning in semi-arid tropics of India: a remote sensing and GIS approach. *Journal Hydrology*, 511, 850–860. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jhydrol.2014.02.028>
- Balcı, E., Bilgen, G., & Aksoy, S. H. (2024). Flood risk awareness and transportation mode choice in communities with varying flooding frequencies: The cases of Bozkurt, Kastamonu, Turkey and Malanday, Marikina, Philippines. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 113, 104819. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2024.104819>
- Bisht, S., Chaudhry, S., Sharma, S., & Soni, S. (2018). Assessment of flash flood vulnerability zonation through Geospatial technique in high altitude Himalayan watershed, Himachal Pradesh India. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 12, 35–47. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2018.09.001>
- Duressa, A. A., Feyissa, T. A., Tukura, N. G., Gudeta, B. G., Gechelu, G. F., & Bibi, T. S. (2024). Identification of soil erosion-prone areas for effective mitigation measures using a combined approach of morphometric analysis and geographical information system. *Result Engineering*, 21, 101712. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rineng.2023.101712>
- Haltas, I., Yildirim, E., Oztas, F., & Demir, I. (2021). A comprehensive flood event specification and inventory: 1930–2020 Turkey case study. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 56, 102086. <https://doi.org/10.1016/j.ijdr.2021.102086>
- Horton, R. E. (1945). Erosional development of streams and their drainage basins; hydrophysical approach to quantitative morphology. *Geological Society of America Bulletin*, 56(3), 275–370. [http://dx.doi.org/10.1130/0016-7606\(1945\)56\[275:edosat\]2.0.co;2](http://dx.doi.org/10.1130/0016-7606(1945)56[275:edosat]2.0.co;2)
- Keršulienė, V., Zavadskas, E. K., & Turskis, Z. (2010). Selection of rational dispute resolution method by applying new step-wise weight assessment ratio analysis (SWARA). *Journal of Business Economics and Management*, 11(2), 243–258. <https://doi.org/10.3846/jbem.2010.12>
- Melton, M. (1957). An analysis of the relation among elements of climate, surface properties and geomorphology. *Office of Naval Research Technical Report*, 11(99). New York
- Mohammed, J. A., Yimam, Z. A., Addissu, S., Endris, A., Haile, B., Ali, A., ... & Mohammed, Y. (2025). Identification and prioritization of flood-prone sub-watersheds using morphometric analysis and remote sensing in the Beshilo Sub-basin, Ethiopia. *Geocarto International*, 40(1), 2526503. <https://doi.org/10.1080/10106049.2025.2526503>
- Özay, B., & Orhan, O. (2023). Flood susceptibility mapping by best–worst and logistic regression methods in Mersin, Turkey. *Environmental Science and Pollution Research*, 30, 45151–45170. <https://doi.org/10.1007/s11356-023-25423-9>
- Ozdemir, H., & Bird, D. (2009). Evaluation of morphometric parameters of drainage networks derived from topographic maps and DEM in point of floods. *Environmental Geology*, 56(7), 1405–1415. <https://doi.org/10.1007/s00254-008-1235-y>
- Pamučar, D., & Ćirović, G. (2015). The selection of transport and handling resources in logistics centers using Multi-Attributive Border Approximation area Comparison (MABAC). *Expert Systems with Applications*, 42(6), 3016–3028. <http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2014.11.057>
- Perucca, L. P., & Angilieri, Y. E. (2011). Morphometric characterization of del Molle Basin applied to the evaluation of flash floods hazard, Iglesia Department, San Juan, Argentina. *Quaternary International*, 233(1), 81–86. <http://dx.doi.org/10.1016/j.quaint.2010.08.007>
- Prakash, K., Rawat, D., Singh, S., Chaubey, K., Kanhaiya, S., & Mohanty, T. (2019). Morphometric analysis using SRTM and GIS in synergy with depiction: a case study of the Karmanasa river basin, north central India. *Applied Water Science*, 9, 1–10. <http://dx.doi.org/10.1007/s13201-018-0887-3>
- Rahimpour, T., Rezaei Moghaddam, M. H., Hejazi, S., & Valizadeh Kamran, K. (2023). Analysis of hydrogeomorphic characteristics of sub-basins in terms of erosion sensitivity (Case study: Aland Chai

- basin, northwest of Iran). *Researches in Earth Sciences*, 14(3), 112-131. [In Persian] <https://doi.org/10.48308/esrj.2023.103507>
- Rai, P. K., Chandel, R. S., Mishra, V. N., & Singh, P. (2018). Hydrological inferences through morphometric analysis of lower Kosi river basin of India for water resource management based on remote sensing data. *Applied Water Science*, 8, 1-16. <https://doi.org/10.1007/s13201-018-0660-7>
- Rezaei Moghaddam, M. H., & Rahimpour, T. (2023). Ranking of the Siah Cheshmeh drainage basin in terms of flooding to manage flood hazards. *Environmental Management Hazards*, 10(1), 1-14. [In Persian] https://jhsci.ut.ac.ir/article_92612.html
- Rezaei Moghaddam, M. H., & Rahimpour, T. (2024). Preparation of flood hazard potential map using two methods: Frequency Ratio and Statistical Index (Case study: Aji Chai Basin). *Environmental Management Hazards*, 10(4), 291-308. [In Persian] <http://doi.org/10.22059/jhsci.2024.369163.803>
- Rezaei Moghaddam, M. H., Hejazi, A., Valizadeh kamran, K., & Rahimpour, T. (2020b). Flood Analysis of Subbasins Using WASPAS Model (Case Study: Aland Chai Basin, Northwest of Iran). *Journal of Hydrogeomorphology*, 7(24), 83-106. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/hyd.2020.39815.1534>
- Rezaei Moghaddam, M. H., Hejazi, S. A., Vlaizadeh Kamran, K., & Rahimpour, T. (2020a). Analysis of Hydrogeomorphic Properties of Aland Chai Basin to Prioritize Sub-Basins in terms of Flood Sensitivity. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 9(1), 61-83. [In Persian] <https://doi.org/10.22067/geo.v9i1.84675>
- Rezaei Moghaddam, M. H., Rajabi, M., Rahimpour, T., & Farazian, A. (2025). Flooding Assessment of Qaleh Chai basin Using MABAC Multi Criteria Decision Making Method. *Environmental Management Hazards*, 11(4), 323-337. [In Persian] https://jhsci.ut.ac.ir/article_100739.html?
- Rezaei Moghaddam, M. H., & Rahimpour, T. (2025). *Application of Multi-Criteria Decision Making Methods in Environmental Hazards Modeling*. University of Tabriz. [In Persian]
- Schumm, S. A. (1956) Evolution of drainage systems and slopes in badlands at Perth Amboy, New Jersey. *Geological Society of America Bulletin*, 67(5), 597-646. [http://dx.doi.org/10.1130/0016-7606\(1956\)67\[597:EODSAS\]2.0.CO;2](http://dx.doi.org/10.1130/0016-7606(1956)67[597:EODSAS]2.0.CO;2)
- Shekar, P. R., & Mathew, A. (2024). Morphometric analysis of watersheds: a comprehensive review of data sources, quality, and geospatial techniques. *Watershed Ecology Environment*, 6, 13-25. <http://dx.doi.org/10.1016/j.wsee.2023.12.001>
- Singh, N., & Singh, K. K. (2017). Geomorphological analysis and prioritization of sub- watersheds using Snyder's synthetic unit hydrograph method. *Applied Water Science*, 7(1), 275-283. <https://doi.org/10.1007/s13201-014-0243-1>
- Sohail, M., & Mahmood, S. (2024). Flood susceptibility modeling using geo-morphometric ranking approach in Jhelum River basin, Pakistan. *Natural Hazards Research*, 4(2), 187-193. <https://doi.org/10.1016/j.nhres.2023.11.004>
- Strahler, A. N. (1964). *Quantitative geomorphology of drainage basin and channel networks*. Handbook of Applied Hydrology.
- Sutradhar, S., & Mondal, P. (2023). Prioritization of watersheds based on morphometric assessment in relation to flood management: A case study of Ajay river basin, Eastern India. *Watershed Ecology and the Environment*, 5, 1-11. <https://doi.org/10.1016/j.wsee.2022.11.011>
- Taib, H., Hadji, R., Hamed, Y., Bensalem, M. S., Amamria, S., & Houda, B. (2024). Evaluation of relative tectonic activity in a semiarid basin: analysis of geomorphic indices and morphometric parameters in the Meskiana watershed. *Euro-Mediterranean Journal for Environmental Integration*, 36(3), 1-15. <https://doi.org/10.1007/s41207-023-00458-z>



Analysis of Early Warning Signals of Desertification Risk Using Time-Series of Remote Sensing-Based Indices (Case Study: Mashhad County, Razavi Khorasan Province, Iran)

Abdolhossein Boali¹, Morteza Akbari*¹

¹ Department of Desert and Arid Zones Management, Faculty of Natural Resources and Environment, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 22 February 2025

Revised: 13 May 2026

Accepted: 14 May 2026

Available Online:

14 May 2026

Keywords:

Desertification Early
Warning Signals

Remote Sensing Time-Series
Analysis

Vegetation Dynamics
Monitoring

Ecosystem Resilience

BFAST Algorithm

ABSTRACT

Desertification is one of the major challenges in arid and semi-arid regions of the world, exerting profound impacts on ecological sustainability, agriculture, and local livelihoods. This study aims to analyze early-warning signals of desertification risk using time-series remote sensing indices and field data in Mashhad County, Iran. For this purpose, the NDVI, NDSI, and TGSI indices were employed over the period 2005–2024. Satellite images, after geometric and radiometric corrections, were used alongside field observations for the required calculations. Breakpoint detection in the time series was performed using the BFAST software package, and statistical indicators (lag-1 autocorrelation, skewness, and standard deviation) were evaluated in R. To examine the breakpoint behavior, trends were analyzed for 100 pixels, including 50 degraded and 50 non-degraded pixels identified during field surveys. The results indicated that the main breakpoint occurred in 2013, coinciding with a sharp decline in vegetation cover and an increase in soil salinity. The NDVI, NDSI, and TGSI indices showed the strength of changes based on the Kendall's tau test as 0.71, 0.58, and 0.53, respectively. These differences highlight the prominent role of vegetation cover and soil salinity in driving desertification in the region. The findings further revealed that NDVI and NDSI, together with lag-1 autocorrelation, exhibited the highest efficiency in the early detection of ecosystem changes. Overall, the results underscore the importance of integrating remote sensing indices with statistical approaches to develop early-warning systems and support sustainable natural resource management for desertification control.

* Corresponding author: Morteza Akbari

E-mail address: m-akbari@um.ac.ir

How to cite this article: Boali, A., & Akbari, M. (2026). Analysis of Early Warning Signals of Desertification Risk Using Time Series of Remote Sensing Based Indices (Case Study: Mashhad County, Razavi Khorasan Province, Iran). *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 15(2), 44-62. <https://doi.org/10.22067/geoech.2026.97882.1652>



©2026 The author(s). This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

Extended Abstract

Introduction

Desertification is widely recognized as one of the most severe environmental challenges affecting arid and semi-arid regions across the globe, with far-reaching consequences for ecological stability, agricultural productivity, and human livelihoods. Driven by a complex interplay of climatic pressures such as declining precipitation, rising temperatures, and increased evapotranspiration and human-induced factors including overgrazing, deforestation, groundwater depletion, and unsustainable land-use practices, desertification has intensified in recent decades, particularly in the Middle East and Iran where fragile ecosystems are highly vulnerable to disturbance. According to global assessments, hundreds of millions of people are directly affected by land degradation, and billions more live in regions at risk, underscoring the urgent need for effective monitoring and early-warning systems. Traditional assessment methods, which often rely on static indicators, are insufficient for capturing the dynamic and nonlinear nature of ecosystem degradation. Consequently, remote sensing time-series analysis has emerged as a powerful tool for detecting subtle environmental changes before they evolve into irreversible degradation. Indices such as the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Normalized Difference Salinity Index (NDSI), and the Terrain Gradient Stability Index (TGSI) provide valuable insights into vegetation dynamics, soil salinity, and land surface conditions. When combined with statistical early-warning indicators such as lag-1 autocorrelation, skewness, and standard deviation these datasets can reveal critical slowing down, reduced resilience, and approaching ecological thresholds. Mashhad County, located in northeastern Iran, has experienced increasing environmental stress due to prolonged droughts, declining groundwater levels, and expanding agricultural and urban activities. These pressures make the region an ideal case study for evaluating early-warning signals of desertification using long-term remote sensing data and advanced statistical techniques.

Material and Methods

This study utilized a comprehensive time-series dataset of three remote sensing indices NDVI, NDSI, and TGSI spanning the period from 2005 to 2024 to assess early-warning signals of desertification in Mashhad County. In this study, Satellite images were used for calculations after being validated with reference data. The Breaks for Additive Seasonal and Trend (BFAST) algorithm was employed to decompose each time series into trend, seasonal, and abrupt change components, enabling the detection of structural breakpoints associated with ecosystem shifts. To evaluate early-warning indicators of declining resilience, three statistical metrics lag-1 autocorrelation, skewness, and standard deviation were calculated using the R statistical environment. These indicators are widely used to detect critical slowing down, a hallmark of systems approaching tipping points. A total of 100 representative pixels were selected for detailed analysis, including 50 degraded and 50 non-degraded sites identified through extensive field surveys. This sampling strategy allowed for a robust comparison between stable and vulnerable areas. In addition to temporal analysis, spatial patterns of change were examined across the entire study area to map the distribution and intensity of degradation processes. The integration of remote sensing indices, statistical early-warning metrics, and field-based validation provided a comprehensive framework for assessing both temporal dynamics and spatial heterogeneity of desertification risk.

Results and Discussion

The time-series analysis revealed a distinct and consistent breakpoint in NDVI and NDSI during the period 2013–2014, marking a critical transition in ecosystem behavior. This abrupt change corresponded to a sharp decline in vegetation cover and a significant increase in soil salinity, indicating a shift toward reduced ecosystem productivity and heightened degradation pressure. In contrast, TGSI did not exhibit a clear structural breakpoint, suggesting that this index may be less sensitive to short-term environmental fluctuations. Following the breakpoint, NDVI displayed a pronounced downward trend in degraded areas, while NDSI increased steadily, reflecting intensified salinization and reduced vegetation health. Non-degraded areas, however, maintained relatively stable trends throughout the study period, highlighting the contrasting resilience levels across the landscape.

Statistical early-warning indicators further supported these findings: lag-1 autocorrelation showed a strong and persistent increasing trend across all indices, with high positive Kendall's tau values, indicating reduced system resilience and approaching instability. Although skewness and standard deviation also exhibited occasional increases, their sensitivity and discriminatory power were notably weaker than that of autocorrelation. Spatial analysis revealed that the western and southern regions of Mashhad experienced the most significant changes in NDVI, NDSI, and TGSI, corresponding to areas with intensive agricultural activity, groundwater depletion, and higher exposure to climatic stress. Kendall's tau values of 0.71 for NDVI, 0.58 for NDSI, and 0.53 for TGSI underscore the dominant role of vegetation dynamics and soil salinity in driving desertification processes. These results align with previous studies demonstrating that increasing salinity, declining vegetation cover, and reduced ecological resilience are key precursors to land degradation in arid environments.

Conclusion

This study demonstrates that integrating remote sensing time-series indices with statistical early-warning indicators provides a robust and effective framework for detecting emerging desertification risks in arid and semi-arid regions. The identification of a major breakpoint in 2013–2014 highlights a critical shift toward ecological instability in Mashhad County, driven primarily by vegetation decline and increasing soil salinity. Among the indices analyzed, NDVI and NDSI exhibited the highest sensitivity to environmental changes, while lag-1 autocorrelation emerged as the most reliable early-warning metric, effectively capturing reduced ecosystem resilience prior to major transitions. Spatial analysis further revealed that the western and southern parts of Mashhad are the most vulnerable to degradation, emphasizing the need for targeted land management interventions in these areas. Overall, the findings underscore the importance of remote sensing-based early-warning systems for sustainable land management, enabling policymakers and environmental managers to implement timely mitigation strategies and prevent the progression of desertification. By providing a scientifically grounded approach to monitoring ecosystem health, this study contributes to the development of proactive management frameworks aimed at preserving ecological stability and supporting long-term environmental sustainability in vulnerable regions.



تحلیل سیگنال‌های پیش هشدار خطر بیابان‌زایی با استفاده از سری‌های زمانی شاخص‌های مبتنی بر سنجش از دور (مطالعه موردی: شهرستان مشهد، استان خراسان رضوی)

عبدالحسین بوعلی^۱، مرتضی اکبری^{۱*}

^۱ گروه مدیریت مناطق خشک و بیابانی، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، دانشگاه فردوسی، مشهد، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخچه مقاله: تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۲/۰۳ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۲/۲۴ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۲/۲۴	بیابان‌زایی یکی از چالش‌های اساسی در مناطق خشک و نیمه‌خشک جهان است که بر پایداری اکولوژیکی، کشاورزی و معیشت جوامع تأثیر عمیق می‌گذارد. این پژوهش با هدف تحلیل سیگنال‌های پیش‌هشدار خطر بیابان‌زایی با استفاده از سری‌های زمانی شاخص‌های سنجش از دوری و داده‌های میدانی در شهرستان مشهد انجام شد. برای این منظور، از شاخص‌های سنجش از دور NDVI، NDSI و TGSi طی دوره زمانی سال‌های ۲۰۰۵ تا ۲۰۲۴ میلادی استفاده گردید. در این پژوهش تصاویر ماهواره‌ای پس از صحت‌سنجی با داده‌های مرجع برای محاسبات مورد استفاده قرار گرفتند. تحلیل نقاط شکست سری‌های زمانی با استفاده از مدل BFAST و ارزیابی شاخص‌های آماری (خودهمبستگی lag-1، چولگی، انحراف معیار) در نرم افزار R انجام شد. در این پژوهش به منظور بررسی نقطه شکست، روند تغییرات در ۱۰۰ پیکسل شامل ۵۰ پیکسل مناطق تخریب یافته و ۵۰ پیکسل مناطق تخریب نیافته که در طی بازدید میدانی تعیین شده بود، انجام گرفت. نتایج نشان داد که نقطه شکست اصلی در سال ۲۰۱۳ رخ داد است، که با کاهش شدید پوشش گیاهی و افزایش شوری خاک همراه بود. به ترتیب شاخص‌های NDVI، NDSI و TGSi قدرت تغییرات را براساس آزمون آماری کندال تای ۰/۷۱، ۰/۵۸ و ۰/۵۳ نشان دادند. این اختلاف در مقادیر نشان داد که پوشش گیاهی و شوری خاک نقش برجسته‌ای در بیابان‌زایی منطقه ایفا می‌کنند. نتایج نشان داد که شاخص‌های NDVI و NDSI همراه با خودهمبستگی lag-1 بیشترین کارایی را در شناسایی زودهنگام تغییرات اکوسیستمی دارند. یافته‌ها اهمیت ترکیب شاخص‌های سنجش از دور با روش‌های آماری را در توسعه سیستم‌های هشدار سریع و مدیریت پایدار منابع طبیعی برای کنترل بیابان‌زایی نشان می‌دهد.
کلمات کلیدی: سیگنال‌های پیش‌هشدار بیابان‌زایی تحلیل سریهای زمانی سنجش از دور پایش پویایی پوشش گیاهی تاب‌آوری اکوسیستم مدل BFAST	

مقدمه

بیابان‌زایی یکی از چالش‌های اصلی محیط زیست و توسعه پایدار در اکثر نقاط جهان است که اثرات عمیقی بر اقتصاد، اجتماع و محیط زیست دارد (Pravalie, 2021). این فرآیند در طی زمان باعث کاهش تنوع زیستی، کاهش تولید محصولات کشاورزی، فرسایش خاک و تخریب اکوسیستم می‌شود. طبق آمار منتشر شده از سوی سازمان ملل متحد بیابان‌زایی بالقوه خطرناک‌ترین تهدید برای محیط‌های طبیعی و انسانی است که سبب تغییر معیشت و تنزل سطح زندگی انسان‌های فقیر جهان می‌شود (UNCCD, 1994). گزارشات رسمی نشان می‌دهند که بیش از ۲۵۲ میلیون نفر در جهان، به طور مستقیم متأثر از خطر بیابان‌زایی بوده و چندین میلیارد نفر نیز در بیش از صدها کشور دنیا در معرض ریسک این پدیده قرار دارند (Elnashar, Zeng, Wu, Gebretsadkan Gebremicael, 2016; UNCCD, 1994; Marie, 2022). بیابان‌زایی یکی از چالش‌های مهم و جدی در مناطق خشک و نیمه‌خشک، به ویژه در ایران و مناطق خاورمیانه، به شمار می‌رود که با توجه به شرایط آب و هوایی، به یک وضعیت نگران‌کننده تبدیل شده است (Liu et al., 2016a; Akbari, Ownegh, Asgari, Sadoddin & Khosravi, 2018). این پدیده که به دلایل متعددی نظیر کاهش بارش، تخریب جنگل‌ها، بی‌توجهی به مدیریت منابع آب، فعالیت‌های کشاورزی نامناسب و افتراق آب‌های مشترک با کشورهای همسایه در این مناطق ایجاد می‌شود، تأثیرات جدی بر سلامت اکوسیستم‌ها و روند توسعه پایدار دارد (Liu et al., 2024; Akbari & Noughani, 2018).

بیابان‌زایی یک فرآیند پویا و پیچیده است که تحت تأثیر عوامل اقلیمی و فعالیت‌های انسانی و غیره قرار دارد. بنابراین ارزیابی بیابان‌زایی با استفاده از مدل‌های مرسوم ممکن است نتواند این پیچیدگی را به طور کامل در نظر بگیرد (Boali, Asgari, Behbahani, 2024a; Salmanmahiny & Naimi, 2024a). با توجه به اهمیت بحران بیابان‌زایی و نیاز مبرم به راه‌حل‌های کارآمد برای مدیریت این مسئله، استفاده از سیستم‌های پیش‌بینی و پیش‌هشدار با تکیه بر فناوری‌های پیشرفته می‌تواند به عنوان یک ابزار مؤثر در این زمینه مطرح گردد (Boali et al., 2025; Akbari, Sarbazi, Sibevei & Fadaie, 2024). در این راستا می‌توان به شاخص‌های مبتنی بر داده‌های سنجش از دور اشاره نمود، که به صورت مؤثری به تحلیل و پیش‌بینی فرآیند بیابان‌زایی کمک می‌نمایند (Meng, Xin, Sen, 2021; Shengyu & Jiaqiang, 2021). دستورانی و جعفری (Dostorani & Jafari-Shelamzari, 2022) در پژوهشی به کارایی دو روش فازی و شاخص تلفیقی بیابان‌زایی (IDI¹) در شهرستان تربت حیدریه پرداختند. نتایج نشان داد روش فازی شدت بیابان‌زایی را سخت‌گیرانه‌تر برآورد می‌کند، درحالی‌که شاخص تلفیقی تمایل به بیش‌برآورد دارد اما دقت بیشتری نشان داده است. ارزیابی میدانی نیز دقت بالاتر شاخص تلفیقی را تأیید کرده و این روش برای تحلیل بیابان‌زایی منطقه پیشنهاد می‌شود. داوری و همکاران (Davari, Rashki, 2018; Akbari & Talebanfard, 2018). نیز به بررسی شاخص‌های مکانی و زمانی بیابان‌زایی در جنوب خراسان رضوی با استفاده از مدل IMDPA² پرداختند. نتایج نشان می‌دهد که ۷۷ درصد منطقه با شدت بیابان‌زایی شدید مواجه است، که عمدتاً ناشی از شاخص‌های کمبود بارش، تغییرات کاربری اراضی (کاهش مراتع و افزایش کشاورزی)، برداشت بی‌رویه از آب‌های زیرزمینی و فرسایش بادی است. استفاده از داده‌های سنجش از دور امکاناتی را ارائه می‌دهند که با استفاده از آن می‌توان به طور دقیق‌تری الگوها و تغییرات مرتبط با روند بیابان‌زایی را شناسایی کرده و راهکارهای مؤثری برای مقابله با این پدیده ارائه نمود (Guo et al., 2020). مطالعات نشان داده است که با استفاده از تصاویر سنجش از دور می‌توان شاخص‌های مختلفی مانند تراکم پوشش گیاهی، شوری سطح خاک، فرسایش سطحی، مقدار بارش و دیگر شاخص‌های وضعیت اکوسیستم را ارزیابی کرد (Wei, Wang & Han, 2020). استفاده از سری زمانی شاخص‌های سنجش از دور می‌تواند به شناسایی مناطقی که در معرض خطر بیابان‌زایی قرار دارند، کمک کند. با بررسی تغییرات زمانی این شاخص‌ها، می‌توان الگوهایی را شناسایی کرد و به عنوان سیگنال‌های پیش هشدار بیابان‌زایی در نظر گرفت (Alibakhshi, 2018).

1- Integrated Desertification Index

2- Iranian Model for Desertification Potential Assessment

2023). با توجه به پیچیدگی و چند عاملی بودن بیابان‌زایی، تحلیل و تفسیر این سیگنال‌ها می‌تواند به یک چالش بزرگ تبدیل شود. عوامل محیط زیستی، اقلیمی، زمین‌شناسی و فعالیت‌های انسانی می‌توانند تأثیرگذار باشند و موجب ایجاد الگوهای پیچیده‌ای در سیگنال‌های مورد بررسی شوند. به علاوه، تفسیر این سیگنال‌ها نیازمند استفاده از روش‌های تحلیلی پیشرفته و مدل‌های ریاضی مناسب است (Boali et al., 2025).

با وجود مطالعات متعدد در زمینه پایش بیابان‌زایی با استفاده از داده‌های سنجش‌ازدور، بیشتر پژوهش‌های پیشین تنها بر یک شاخص یا یک بُعد از تغییرات اکوسیستم تمرکز داشته‌اند و از تحلیل تلفیقی سیگنال‌های آماری در ابعاد مکانی و زمانی غفلت شده است. روش‌های موجود عمدتاً ماهیتی ایستا داشته و قادر به شناسایی تغییرات تدریجی تاب‌آوری اکوسیستم یا آشفته‌گی‌های اولیه پیش از گذارهای بحرانی نیستند (Boali et al., 2024a). علاوه بر این، کاربرد رویکردهای پیش‌هشدار در مقیاس‌های محلی و مناطق حساس بسیار محدود بوده و هنوز چارچوبی عملیاتی برای شناسایی زودهنگام روندهای بیابان‌زایی در این مناطق ارائه نشده است (Akbari & Noughani, 2024). این خلأ نشان می‌دهد که نیاز به رویکردی پویا، چندشاخصه و زمان‌مند وجود دارد تا بتواند علائم اولیه کاهش تاب‌آوری و آغاز بیابان‌زایی را با دقت بالاتری شناسایی کند.

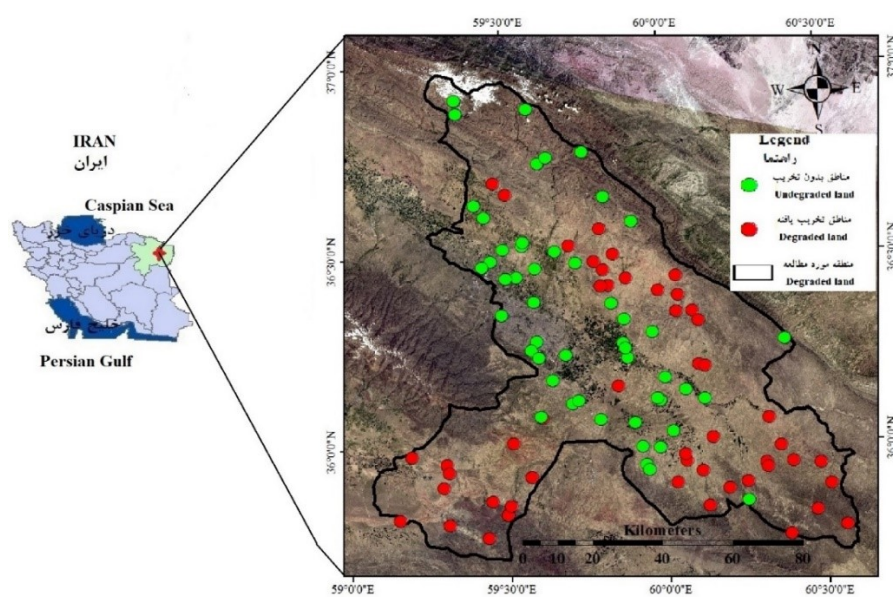
نتایج پژوهشگران بیانگر آن است که استفاده از شاخص‌های آماری برای تحلیل سیگنال‌های هشدار اولیه بسیار کاربردی بوده و این شاخص‌ها می‌توانند کاهش تاب‌آوری اکوسیستم را نشان دهند (Alibakhshi, Groen, Rautiainen & Naimi, 2017). در این راستا، کارسینبرگ و بیرکنز (Karsenberg & Bierkens, 2012)، به نتایج جالبی در مورد استفاده از واریانس مکانی و زمانی داده‌های سنجش از دوری در ارزیابی تغییرات محیط زیستی رسیدند. نتایج آن‌ها نشان داد که استفاده از این واریانس‌ها می‌تواند به عنوان سیگنال‌های هشدار اولیه در نظر گرفته شود. در مطالعه دیگر، نشان داده شد که استفاده از شاخص آماری ضریب تغییرات، می‌تواند به عنوان سیگنال هشدار اولیه تغییرات بحرانی در حوضه Ebro در کشور اسپانیا در نظر گرفته شود (Daas, 2018). همچنین برای ارزیابی تخریب سرزمین و بیابان‌زایی، از تغییرات مکانی داده‌های سنجش از دور به شکل شاخص انحراف استاندارد متحرک (MSDI) نیز نتایج موفقیت‌آمیزی در کشور چین به دست آمده است (Liu et al., 2018). در ایران نیز بوعلی و همکاران (Boali et al., 2025) به منظور ارزیابی سیگنال‌های هشدار اولیه برای فرسایش خاک در شمال شرق ایران از شاخص‌های آماری ضریب خود همبستگی، انحراف معیار و چولگی استفاده کردند.

نوآوری این پژوهش در ارائه یک چارچوب تحلیلی یکپارچه مبتنی بر سیگنال‌های پیش‌هشدار آماری است که نسبت به مطالعات پیشین چند وجه تمایز اصلی دارد. نخست، برخلاف پژوهش‌هایی که هر شاخص سنجش از دوری را به صورت مجزا بررسی کرده‌اند (Guo et al., 2020; Meng et al., 2021)، در این مطالعه تحلیل آماری مجموعه‌ای از شاخص‌های سنجش از دوری از نظر مکانی و زمانی در چارچوبی واحد به کار گرفته شده است. همچنین این پژوهش نخستین کاربرد عملی این چارچوب در مقیاس شهرستان مشهد است؛ منطقه‌ای که با وجود حساسیت بالا نسبت به بیابان‌زایی، تاکنون با رویکرد سیگنال‌های پیش‌هشدار مورد ارزیابی قرار نگرفته است. در این راستا، شهرستان مشهد به عنوان یکی از مناطق راهبردی شمال شرق ایران از نظر کشاورزی، منابع طبیعی و سکونتگاه‌های انسانی، طی دهه‌های اخیر با روند فزاینده بیابان‌زایی مواجه شده است (Akbari et al., 2024). این شهرستان در نواحی خشک و نیمه‌خشک قرار داشته و به دلیل ویژگی‌های خاص اقلیمی، از جمله کاهش بارندگی، افزایش دما و نوسانات شدید اقلیمی، از حساسیت بالایی نسبت به تخریب سرزمین برخوردار است. در این پژوهش، تحلیل سیگنال‌های پیش‌هشدار خطر بیابان‌زایی در شهرستان مشهد مورد بررسی قرار می‌گیرد. بدین منظور، از سری‌های زمانی شاخص‌های مبتنی بر سنجش از دور و داده‌های کمکی میدانی و مطالعات پیشین برای شناسایی الگوها و روندهای مرتبط با بیابان‌زایی استفاده می‌شود. نتایج این پژوهش ضمن کمک به درک بهتر پویایی بیابان‌زایی در منطقه، می‌تواند به عنوان ابزاری کارآمد در پشتیبانی از برنامه‌های مدیریتی، پایش زودهنگام و پیشگیری از گسترش بیابان‌زایی در شهرستان مشهد مورد استفاده قرار گیرد.

به طور کلی، این پژوهش با ارائه یک رویکرد تحلیلی جامع و نوآورانه مبتنی بر سیگنال‌های پیش‌هشدار، در پی ارتقای مدیریت پایدار سرزمین در مناطق حساس به تخریب اکوسیستم است.

منطقه مورد مطالعه

شهرستان مشهد با مساحتی معادل ۱۰۳۸۰ کیلومتر مربع یکی از شهرستان‌های استان خراسان رضوی در شمال شرق ایران می‌باشد که مرکز آن شهر مشهد است. این شهرستان در طول جغرافیایی $35^{\circ} 42'$ تا $36^{\circ} 59'$ و عرض جغرافیایی $59^{\circ} 30'$ تا $60^{\circ} 30'$ قرار گرفته است (شکل ۱). بخش‌های شمالی و جنوبی منطقه مورد مطالعه کوهستانی و بخش‌های شرقی و مرکزی آن به صورت دشت و هموار است. میزان بارش و دما در منطقه مورد مطالعه به ترتیب ۲۵۰ میلی‌متر و $15/7^{\circ}$ درجه سانتی‌گراد می‌باشد. وضعیت اقلیمی و بارش کم این شهرستان موجب شده که اکوسیستم حاکم بر منطقه از یک شرایط حساس و شکننده برخوردار باشد. این شهرستان از لحاظ پوشش گیاهی جزء نواحی ایرانی-تورانی بوده و رژیم رطوبتی و حرارتی خاک به ترتیب اریدیک و مزیک گزارش شده است (Memarian & Akbari, 2021).



(الف) (A)



(ب) (B)

شکل ۱- الف- موقعیت جغرافیایی شهرستان مشهد در استان خراسان رضوی. ب- تصاویری از کاربری‌های منطقه مورد مطالعه
Fig.1. A- Geographic location of Mashhad County in Khorasan Razavi Province. B- study area land uses

مواد و روش‌ها

داده‌های مورد استفاده

در این پژوهش از شاخص‌های سنجش از دوری $NDVI^1$ ، $NDSI^2$ و $TGSI^3$ به منظور بررسی روند تغییرات تخریب سرزمین استفاده شد. ما از تصاویر بازتاب سطحی ردیف ۱ لندست (۷،۵ و ۸) را انتخاب کردیم که اصلاحات جوی و هندسی و همچنین کالیبراسیون متقابل بین حسگرهای مختلف آن انجام شده است (Dwyer et al., 2018; Boali et al., 2025). این شاخص‌ها از سامانه گوگل ارث انجین با وضوح مکانی ۳۰ متر و وضوح زمانی ماهانه بین سال‌های ۲۰۰۵ تا ۲۰۲۴ میلادی به دست آمد. در این پلتفرم، داده‌های این سه ماهواره به صورت پیش‌پردازش شده (شامل اصلاحات جوی و هندسی) و با قابلیت مقایسه بین حسگرها در دسترس هستند. ما از سنجنده‌های مرتبط با این ماهواره‌ها (TM برای لندست ۵، ETM+ برای لندست ۷، و OLI/TIRS برای لندست ۸) که در گوگل ارث انجین بارگذاری شده‌اند، بهره برده‌ایم. هدف از این ترکیب، استفاده از طولانی‌ترین سری زمانی ممکن برای تحلیل روند تغییرات در دوره ۲۰۰۵ تا ۲۰۲۴ بوده است. روش انتخاب این تصاویر بر اساس میانگین هر ماه و حداقل پوشش ابری در منطقه مورد مطالعه بوده است. در رابطه با داده‌های میدانی و روش اعتبارسنجی، لازم به توضیح است که در این پژوهش، داده‌های ماهواره‌ای با داده‌های استخراج شده از منابع معتبر $Copernicus\ Global\ Land\ Cover^4$ و $Soil\ Grids^5$ به عنوان داده‌های مرجع مقایسه شده‌اند. این داده‌ها دارای قدرت تفکیک مکانی به ترتیب ۱۰۰ متر و ۲۵۰ متر می‌باشند و داده‌های این منابع به صورت سالانه به‌روزرسانی می‌شوند. این دو منبع به دلیل پوشش جهانی و دقت بالا، به عنوان مراجع اصلی برای سنجش صحت سنجی در مطالعات مشابه مورد استفاده قرار گرفته‌اند. با توجه به تفاوت در قدرت تفکیک مکانی و زمانی بین داده‌های لندست (۳۰ متر، ماهانه) و داده‌های مرجع $Copernicus$ و $SoilGrids$ ، ابتدا فرآیند تطابق‌سنجی با دقت انجام شد تا مقایسه‌ای معتبر صورت گیرد. برای همسان‌سازی تفکیک مکانی، داده‌های لندست به تفکیک مکانی داده‌های مرجع تجمیع مکانی^۶ شدند تا هر پیکسل مرجع نمایانگر میانگین ارزش پیکسل‌های متناظر لندست باشد. علاوه بر این، برای همسان‌سازی تفکیک زمانی نیز از درون‌یابی زمانی^۷ استفاده شد تا نزدیک‌ترین بازه زمانی داده‌های مرجع با داده‌های ماهانه لندست تطبیق پیدا کند. این مراحل سبب شد که هر دو مجموعه داده در یک مقیاس زمانی- مکانی قابل مقایسه قرار گیرند و اعتبار همبستگی محاسبه شده تضمین شود. برای ارزیابی کمی میزان تطابق بین داده‌های ماهواره‌ای مورد استفاده در این تحقیق و داده‌های مرجع در ۵۰ پیکسل، از شاخص‌های آماری ضریب تعیین (R^2) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) استفاده شده است.

تمامی تحلیل‌ها و آماده‌سازی تصاویر در نرم‌افزار آماری R و Google Earth Engine انجام شد (Gorelick et al., 2017). مجموعه مورد استفاده در این پژوهش شامل، مجموعه رستر برای تحلیل نقشه‌های رستر پایه و مجموعه rts برای تحلیل سری‌زمانی (Naimi & Araújo, 2016) و مدل BFAST^۸ نیز برای بررسی شکست در سری زمانی استفاده شد (Verbesselt & Herold, 2012). مجموعه Early Warnings و Spatial Warnings نیز برای بررسی سیگنال‌های هشدار اولیه اکوسیستم توسعه یافته است (Dakos, Carpenter, Nes & Scheffer, 2015).

1- Normalized Difference Vegetation Index

2- Normalized Difference Salinity Index

3- Topsoil Grain Size Index

4- <https://land.copernicus.eu/en/products/global-dynamic-land-cover>5- <https://soilgrids.org>

6- Spatial Aggregation

7- Temporal Interpolation

8- Breaks for Additive Seasonal and Trend

محاسبه و تحلیل شاخص‌های سنجش از دوری

سه شاخص سنجش از دوری به منظور تحلیل سیگنال‌های پیش هشدار خطر بیابان‌زایی استفاده شد (جدول ۱). محاسبه شاخص‌های TGSi، NDSi و NDVI با استفاده از روابط بین باندهای ماهواره لندست (۸،۷ و ۵) انجام شد. شاخص TGSi بیانگر وضعیت زبری و ترکیب ذرات سطحی خاک است و افزایش مقدار آن معمولاً نشان‌دهنده غلبه مواد درشت‌دانه، کاهش پوشش گیاهی و برهنگی بیشتر سطح می‌باشد (Xiao, Shen, Tateishi & Bayaer, 2006). چنین شرایطی اغلب با فرآیندهای بیابان‌زایی و تخریب سرزمین همزمان است، زیرا سطوح خشن و کم‌پوشش، بازتاب طیفی ویژه‌ای ایجاد می‌کنند. بنابراین TGSi بیشتر وضعیت سطح زمین را منعکس می‌کند تا نوع مشخصی از فرسایش (آبی یا بادی). شاخص NDVI نشان‌دهنده تراکم پوشش گیاهی است. براساس منابع محدوده ۰ تا ۰/۳ محدوده هشدار بیابان‌زایی این شاخص می‌باشد (Akbari & Noughani, 2024; Tucker, 1979). شاخص NDSi نیز شوری خاک را نشان می‌دهد و هر چه مقدار این شاخص بیشتر باشد نشان‌دهنده اراضی شور و بیابانی در منطقه است (Khan et al., 2005). در نهایت همبستگی بین شاخص‌های سنجش از دوری در نظر گرفته شده و داده‌های زمینی محاسبه شد. همبستگی بین شاخص‌ها با استفاده از معیارهای ریشه میانگین مربع خطا و ضریب تشخیص تعیین شد تا با اثبات داشتن همبستگی بالا، جهت بررسی تغییرات بیابان‌زایی استفاده شوند. همبستگی بین شاخص‌های مختلف سنجش از دور (NDVI, NDSi, TGSi) و داده‌های اعتبارسنجی (Copernicus Global Land Cover و Soil Grids) مورد تحلیل قرار گرفت. برای هر شاخص، مقدار میانگین آن شاخص برای پیکسل‌های واقع در هر کلاس کاربری اراضی یا منطقه مشخص (بسته به نوع داده اعتبارسنجی) محاسبه گردید. این مقادیر میانگین به عنوان نماینده‌های کمی برای هر دسته کیفی (کاربری اراضی) یا ویژگی کمی (مانند خصوصیات خاک) عمل کردند.

جدول ۱- مشخصات شاخص‌های سنجش از دوری

Table 1- haracteristics of Remote Sensing Indices

منبع Reference	RMSE	R ²	داده‌های اعتبارسنجی Validation Data	دامنه تغییرات Range	فرمول / رابطه Equation	شاخص‌ها Indices
Xiao et al., (2006)	2.86	0.69	Soil Grids	-0.5 to 0.2	$R - B / R + B + G$	TGSi
Dehni & Lounis, (2012)	2.54	0.73		-1 to +1	$R - NIR / R + NIR$	NDSi
Lamchin et al., (2015)	1.74	0.81	Copernicus Global Land Cover	-1 to +1	$NIR + R / NIR - R$	NDVI

بررسی نقاط شکست در سری زمانی شاخص‌های سنجش از دوری

در این پژوهش از مدل BFAST برای شناسایی زمان وقوع تغییرات ناگهانی (نقطه شکست) هر یک از شاخص‌های سنجش از دوری تأثیرگذار بر بیابان‌زایی در منطقه مورد مطالعه استفاده شد. نقطه شکست، در اینجا، به بزرگترین تغییر ناگهانی در سری زمانی شاخص‌ها بین سال‌های ۲۰۰۵ تا ۲۰۲۴ میلادی اشاره دارد که می‌تواند نشان‌دهنده تخریب سرزمین باشد. به منظور بررسی وقوع نقطه شکست، در ابتدا، نقشه ماهانه هر یک از شاخص‌های مورد بررسی در محیط گوگل ارث انجین تهیه و سپس سری زمانی شاخص‌ها به دو صورت مؤلفه روند و فصلی تجزیه شد. مؤلفه روند، نشان‌دهنده تغییرات طولانی مدت و مؤلفه فصلی تغییرات دوره‌ای و کوتاه مدت در داده‌ها را بررسی می‌کند. سپس در هر پیکسل در سطح منطقه، روند تغییرات با استفاده از مدل BFAST محاسبه شد (Verbesselt & Herold, 2012). در این پژوهش، ۱۰۰ نقطه مورد استفاده برای تحلیل، به صورت کاملاً تصادفی در محدوده مناطق تخریب‌یافته (۵۰ پیکسل) و تخریب‌نیافته (۵۰ پیکسل) تعیین شدند. این نقاط با استفاده از ابزار Random Sampling در محیط Google Earth Engine ایجاد شده‌اند و توزیع آن‌ها نماینده کل محدوده است. در این روش، هر نقطه متناظر با یک پیکسل ۳۰ متری لندست در نظر گرفته شده و هیچ میانگین‌گیری از چند پیکسل انجام نشده است.

همچنین برای جلوگیری از تداخل کاربری‌های نامرتبط با فرایند تخریب، پیش از تحلیل شاخص‌ها از لایه کاربری/پوشش اراضی جهت ماسک کردن مناطق شهری، پهنه‌های آبی، ارتفاعات سنگی و نواحی کوهستانی استفاده شد. بدین ترتیب محاسبات تنها بر روی کاربری‌های مستعد بیابان‌زایی شامل اراضی بایر، مراتع و پهنه‌های رسوبی انجام گرفت. این رویکرد موجب افزایش دقت و تفسیرپذیری نتایج و جلوگیری از ورود تغییرات غیرمرتبط به تحلیل شد. بنابراین واحدکاری تحلیل، پیکسل‌ها در کاربری‌های انتخاب شده بوده است و مقادیر شاخص‌ها به صورت مستقیم از همان پیکسل استخراج شده‌اند.

روش‌های کشف سیگنال‌های هشدار اولیه زمانی - مکانی

برای بررسی سیگنال‌های هشدار از آزمون آماری کندال تای بین هر شاخص سنجش از دوری و سری زمانی آن استفاده شد. کندال تای یک آزمون ناپارامتریک برای اندازه‌گیری ارتباط بین دو کمیت اندازه‌گیری شده است که بین مثبت ۱ تا منفی ۱ متغیر است (Alibakhshi et al., 2017). ارزش‌های کندال بزرگ‌تر به روندهای قوی‌تر اشاره دارد. تجزیه و تحلیل ارزش‌های کندال تای داده‌ها با استفاده از ۳ شاخص آماری ضریب خود همبستگی، چولگی و انحراف معیار انجام شد. این شاخص‌ها در پکیج Early Warning در محیط نرم افزاری R محاسبه شد.

نتایج نشان داد که اگر سیستم به تدریج به نقطه اوج نزدیک‌تر شود، افزایش قابل توجهی در ضریب خود همبستگی به وجود می‌آید که مدت‌ها قبل از وقوع انتقال بحرانی ایجاد می‌شود (Kefi et al., 2014). افزایش خودهمبستگی نشان‌دهنده این است که وضعیت یک سیستم بین مشاهدات متوالی مشابه‌تر می‌شود (Dakos et al., 2015) و می‌تواند به عنوان ساده‌ترین روش برای اندازه‌گیری انتقال بحرانی اکوسیستم تلقی شود. خودهمبستگی می‌تواند با در نظر گرفتن تأخیر زمانی مشخص محاسبه شود. بیشتر مطالعات مربوط به نشانگرهای پیشرو تا کنون اغلب از تأخیرهای زمانی یک مرحله‌ای استفاده کرده‌اند. بنابراین می‌توان آن را با استفاده از رابطه (۱) محاسبه کرد:

$$P_1 = \frac{E[(Z_t - \mu)(Z_{t+1} - \mu)]}{\delta_z^2} \quad (1)$$

که در آن E مقدار مورد انتظار است، μ میانگین و δ_z واریانس یک متغیر Z_t است.

نرخ بازگشت آهسته به یک حالت پایدار نیز می‌تواند باعث شود که سیستم در اطراف آن حالت گسترده‌تر حرکت کند و باعث افزایش واریانس در نوسانات قبل از یک گذار شود (Alibakhshi et al., 2017). واریانس دومین لحظه نسبت به میانگین یک توزیع است و می‌تواند به صورت انحراف معیار به صورت رابطه (۲) بیان شود:

$$SD = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (Z_t - \mu)^2} \quad (2)$$

به علاوه، به جز ضریب خود همبستگی و واریانس، افزایش عدم تقارن در نوسانات ممکن است به عنوان نتیجه‌ای از یک تعادل ناپایدار در نزدیکی به یک نقطه اوج رخ دهد (Boali et al., 2024a). در چنین مواردی می‌توان افزایش چولگی را مشاهده کرد. چولگی نقطه سوم استاندارد شده حول میانگین توزیع است و می‌توان آن را با رابطه (۳) محاسبه کرد:

$$SK = \frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \mu)^3}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - \mu)^2}} \quad (3)$$

قبل از تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی شاخص‌های سنجش از دوری، داده‌ها باید بی‌روند و هموار شوند تا اثر غیرثابت (غیر ساکن) در سری‌های زمانی حذف شود. روش‌های بی‌روند سازی داده‌ها که معمولاً مورد استفاده قرار می‌گیرند شامل فیلتر گاوسی، برازش لس، بی‌روند سازی خطی و تفاضل اول می‌باشند.

جهت بررسی تغییرات از پنجره متحرک که بین ۲۵٪ تا ۷۵٪ طول سری زمانی را در نظر می‌گیرد، استفاده شد. در این پژوهش سعی شد آن دسته از روش‌های بی‌روندسازی داده‌ها شناسایی شوند که به بهترین شکل، تغییرات شاخص‌ها را شناسایی می‌کنند؛ بنابراین، برای انتخاب بهترین اندازه پنجره متحرک، تجزیه و تحلیل حساسیت برای اندازه‌های مختلف پنجره‌های متحرک از ۲۵٪ تا ۷۵٪ طول سری زمانی استفاده شد. همچنین با استفاده از آزمون کندال تای قدرت تغییرات مکانی هر کی از شاخص‌های محیطی در نظر گرفته شده، در سطح منطقه بررسی شد. بر این اساس مناطقی که بیشترین تغییرات معنی‌دار پوشش گیاهی، شوری خاک و اندازه ذرات سطحی را داشته باشد، به عنوان مناطق تحت خطر تخریب شناسایی خواهد شد.

نتایج و بحث

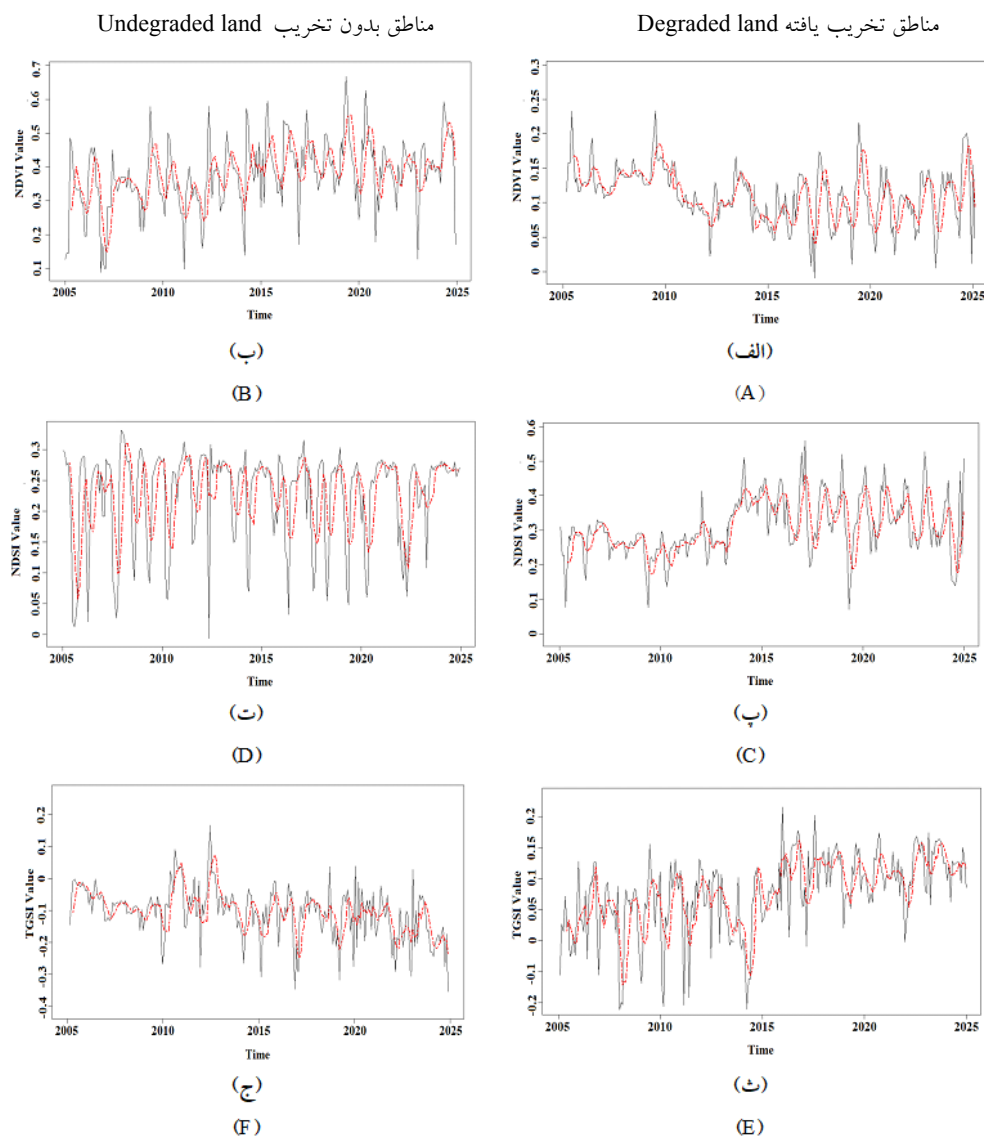
تحلیل زمانی سیستم هشدار اولیه بیابان‌زایی مبتنی بر شاخص‌های سنجش از دوری

روند تغییرات شاخص‌های محیطی در مناطق تخریب یافته و مناطق بدون تخریب در شکل ۲ نشان داده شده است. برجسته‌ترین نقطه شکست قابل توجه در شاخص‌های محیطی NDSI و NDVI در سال ۲۰۱۴ - ۲۰۱۳ نشان داده شد. در حالی که شاخص TGSi هیچ نقطه شکست قابل تشخیصی را نشان نداد (شکل ۲). سطح اطمینان نیز در مدل BFAST ۹۵٪ محاسبه شده است. پس از وقوع این نقطه شکست، در مناطق تخریب یافته تغییرات در شاخص‌های NDSI و NDVI به ترتیب افزایشی و کاهشی بود. در حالی که در مناطق بدون بیابان‌زایی روند تغییرات در کل دوره (۲۰۰۵ تا ۲۰۲۴) یکنواخت مشاهده شد (شکل ۲). پس از وقوع نقطه عطف افزایش شاخص NDSI نشان‌دهنده تشدید فرآیند شوری خاک پس از نقطه عطف است. این پدیده می‌تواند ناشی از عواملی چون تبخیر بالا، کاهش پوشش گیاهی و در نتیجه بالا آمدن آب‌های زیرزمینی شور به سطح، یا تشدید فرسایش و جابه‌جایی نمک‌ها در سطح خاک باشد (Boali, Bashari & Jafari, 2019; Dehni & Lounis, 2012). مشاهده روند کاهشی در شاخص NDVI نیز مؤید کاهش پوشش و سلامت گیاهان در این مناطق است. شوری خاک یکی از عوامل اصلی کاهش‌دهنده رشد و بقای گیاهان است، زیرا باعث اختلال در جذب آب و مواد مغذی و سمیت سلولی می‌شود (Akbari, Ownegh, Asgari, Sadoddin & Khosravi, 2016b; Lamchin et al., 2015).

با وجود توصیف روندهای مشاهده شده در شاخص‌های سنجش از دور، تحلیل عمیق‌تر ارتباط علی بین این تغییرات و فرآیندهای بیابان‌زایی ضروری است. نقاط شکست کلیدی شناسایی شده برای شاخص‌های NDSI و NDVI، صرفاً تغییرات زمانی نیستند، بلکه نشان‌دهنده یک نقطه عطف اکولوژیکی در منطقه هستند. افزایش شاخص شوری پس از این نقطه، به طور مستقیم با تشدید فرآیندهای بیابان‌زایی قابل تفسیر است. این افزایش عمدتاً ناشی از تنش‌های فزاینده بر اکوسیستم است: تبخیر بالا در اقلیم خشک، کاهش پوشش گیاهی (که خود پیامد تنش‌های محیطی و انسانی است)، و بالا آمدن آب‌های زیرزمینی شور. این پدیده‌ها به طور متقابل یکدیگر را تشدید کرده و منجر به تجمع نمک در سطح خاک، افزایش شوری و تشدید بیابان‌زایی می‌شوند. همزمان، کاهش معنی‌دار در شاخص NDVI در همین دوره، تأییدکننده اثرات شوری و سایر تنش‌های محیطی بر بقا و رشد گیاهان است. تمرکز بر این نقاط عطف و تحلیل علی تنش‌های محیطی و پاسخ اکولوژیکی پوشش گیاهی، به درک عمیق‌تری از دینامیک بیابان‌زایی کمک می‌کند و فراتر از توصیف روندها، به چرایی و چگونگی وقوع این فرآیندها می‌پردازد.

در مدل BFAST از پنجره‌های زمانی برای شناسایی تغییرات استفاده می‌کند. انتخاب اندازه این پنجره می‌تواند بر حساسیت و دقت تشخیص تغییرات تأثیر بگذارد. پنجره‌های کوچک‌تر ممکن است به تغییرات زود هنگام حساس‌تر باشند اما نویز بیشتری را نیز ثبت کنند، در حالی که پنجره‌های بزرگ‌تر تغییرات پایدارتر را شناسایی می‌کنند اما ممکن است تغییرات ناگهانی یا زود هنگام را نادیده بگیرند.

ما با آزمایش اندازه‌های مختلف پنجره و انتخاب اندازه‌ای که بهترین تعادل بین حساسیت به تغییرات معنی‌دار و مقاومت در برابر نویز را فراهم می‌کند، این حساسیت را تا حدی مدیریت کردیم. همچنین، استفاده از الگوریتم‌هایی که قادر به شناسایی چندین نقطه تغییر در طول زمان هستند (مانند BFAST Monitor) به کاهش تأثیر انتخاب یک اندازه پنجره ثابت کمک می‌کند. با این حال، اذعان داریم که بهینه‌سازی دقیق اندازه پنجره برای هر منطقه خاص می‌تواند نتایج را بهبود بخشد.



شکل ۲- سری زمانی سه شاخص سنجش از دور، شامل شاخص پوشش گیاهی نرمال شده (الف-ب)، شاخص شوری نرمال شده (پ-ت) و شاخص اندازه دانه‌های خاک سطحی (ث-ج). میانگین متحرک با گام زمانی ۳ در سری زمانی شاخص‌ها.

Fig. 2. Time series of three remote-sensing indices, including the Normalized Difference Vegetation Index (A–B), the Normalized Difference Salinity Index (C–D), and the Topsoil Grain Size Index (E–F). The 3-step moving average for each index is shown by the red line.

نتایج تحلیل سیگنال‌های پیش‌هشدار بیابان‌زایی در شکل ۳ نشان داده شده است. نتایج به دست آمده بیانگر آن است که شاخص آماری خودهمبستگی lag-1 در همه شاخص‌های سنجش از دور روند افزایشی بارز همراه با مقدار کندال تای مثبت و بالا دارد که نشان‌دهنده قدرت بالای این شاخص در نمایش سیگنال‌های زودهنگام تغییرات اکوسیستمی است. در سایر شاخص‌های آماری، چولگی و انحراف معیار اگر چه گاهی روندهای مثبت و مقادیر کندال تای متوسط را نشان می‌دهند، اما میزان تغییرات صعودی و قدرت تفکیک کنندگی آنها به وضوح کمتر از خودهمبستگی lag-1 است. شاخص آماری ضریب خودهمبستگی در اکثر پیکسل‌های بررسی شده روند تغییرات را به درستی نشان داد. زیرا این شاخص نه تنها به تغییرات متوسط و میانگین داده‌ها توجه می‌کند، بلکه الگوی زمانی تغییرات را نیز در نظر می‌گیرد (Alibakhshi et al., 2017)، بنابراین نسبت به دیگر شاخص‌های آماری به کار رفته (انحراف معیار و چولگی) عملکرد بهتری داشت.

در میان شاخص‌های سنجش از دوری، NDVI و NDSI روند صعودی مشهودی در شاخص‌های آماری خودهمبستگی lag-1 و انحراف معیار داشته‌اند. بنابراین، این شاخص‌ها به عنوان شاخص سنجش از دوری برتر در تحلیل سیگنال‌های هشداردهنده بیابان‌زایی شناخته شدند. معمولاً مشاهده می‌شود که بالا رفتن ضریب خودهمبستگی با افزایش تغییرپذیری (مانند انحراف معیار) و عدم تقارن (مانند چولگی) همراه است. اما این رابطه همیشه قطعی نیست، همان‌طور که در مقاله داکوس و همکاران (Dakos et al., 2015) بحث شده است، افزایش ضریب خودهمبستگی بدون افزایش تغییرپذیری و عدم تقارن ممکن است نشان‌دهنده بهبود احتمالی اکوسیستم باشد. به این معنا که سیستم علی‌رغم اختلالات گذشته، اکنون در حال تثبیت است. اما، افزایش هم‌زمان در تمام شاخص‌ها می‌تواند نشان‌دهنده کاهش تاب‌آوری و روندی به سمت ناپایداری یا فروپاشی یک اکوسیستم باشد. به طور کلی، عملکرد بهتر شاخص‌های NDVI و NDSI نسبت به دیگر شاخص‌ها می‌تواند به علل مختلفی از جمله حساسیت بیشتر به تغییرات محیطی و دقت و قابلیت تفسیر بالاتر آنها باشد (Carpenter, 2011).

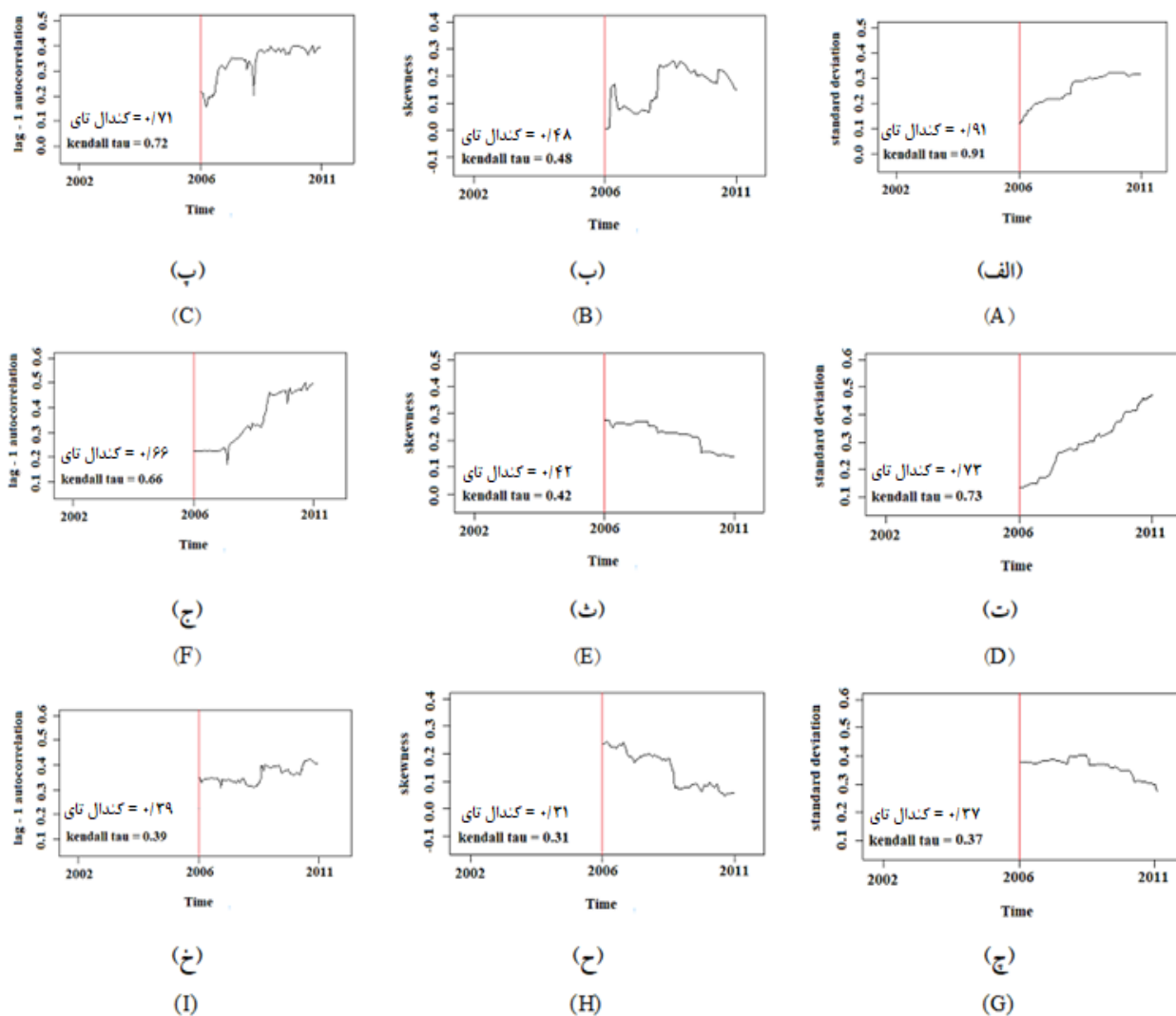
به طور کلی، نتایج نشان می‌دهد که افزایش هم‌زمان خودهمبستگی، تغییرپذیری و چولگی می‌تواند به عنوان مجموعه‌ای قدرتمند از شاخص‌های هشدار زودهنگام برای کاهش تاب‌آوری اکوسیستم‌ها عمل کند (Boali et al., 2025). چنین الگوهایی معمولاً بیانگر نزدیک شدن سیستم به یک نقطه گذار بحرانی هستند که در آن سرعت بازایی از اختلالات کاهش می‌یابد. هم‌راستا با این یافته‌ها، سیگنال‌های قوی‌تر و منسجم‌تر مشاهده شده در NDVI و NDSI نشان داد که این شاخص‌ها حساسیت بیشتری به تغییرات تدریجی اکولوژیکی دارند. این ویژگی موجب می‌شود که کارایی آنها در شناسایی سیگنال‌های هشداردهنده بیابان‌زایی در مناطق خشک بیشتر باشد (Dakos et al., 2015).

تحلیل مکانی سیستم هشدار اولیه مبتنی بر شاخص‌های سنجش از دوری

با تحلیل روند تغییرات مکانی شاخص‌های سنجش از دور در منطقه مورد مطالعه، نتایج نشان داد که بیشترین تغییرات معنی‌دار در شاخص‌های NDVI، NDSI و TGSI عمدتاً در نواحی غربی و جنوبی منطقه رخ داده است. این بیانگر تغییرات قابل توجه در پوشش گیاهی و سطح شوری خاک در این مناطق است که می‌تواند ناشی از فرآیندهایی مانند بیابان‌زایی شدید باشد. به ترتیب شاخص‌های NDVI، NDSI و TGSI قدرت تغییرات را براساس آزمون آماری کندال تای ۰/۷۱، ۰/۵۸ و ۰/۵۳ نشان دادند (شکل ۴). این اختلاف در مقادیر نشان داد که پوشش گیاهی و شوری خاک نقش برجسته‌ای در بیابان‌زایی منطقه ایفا می‌کنند.

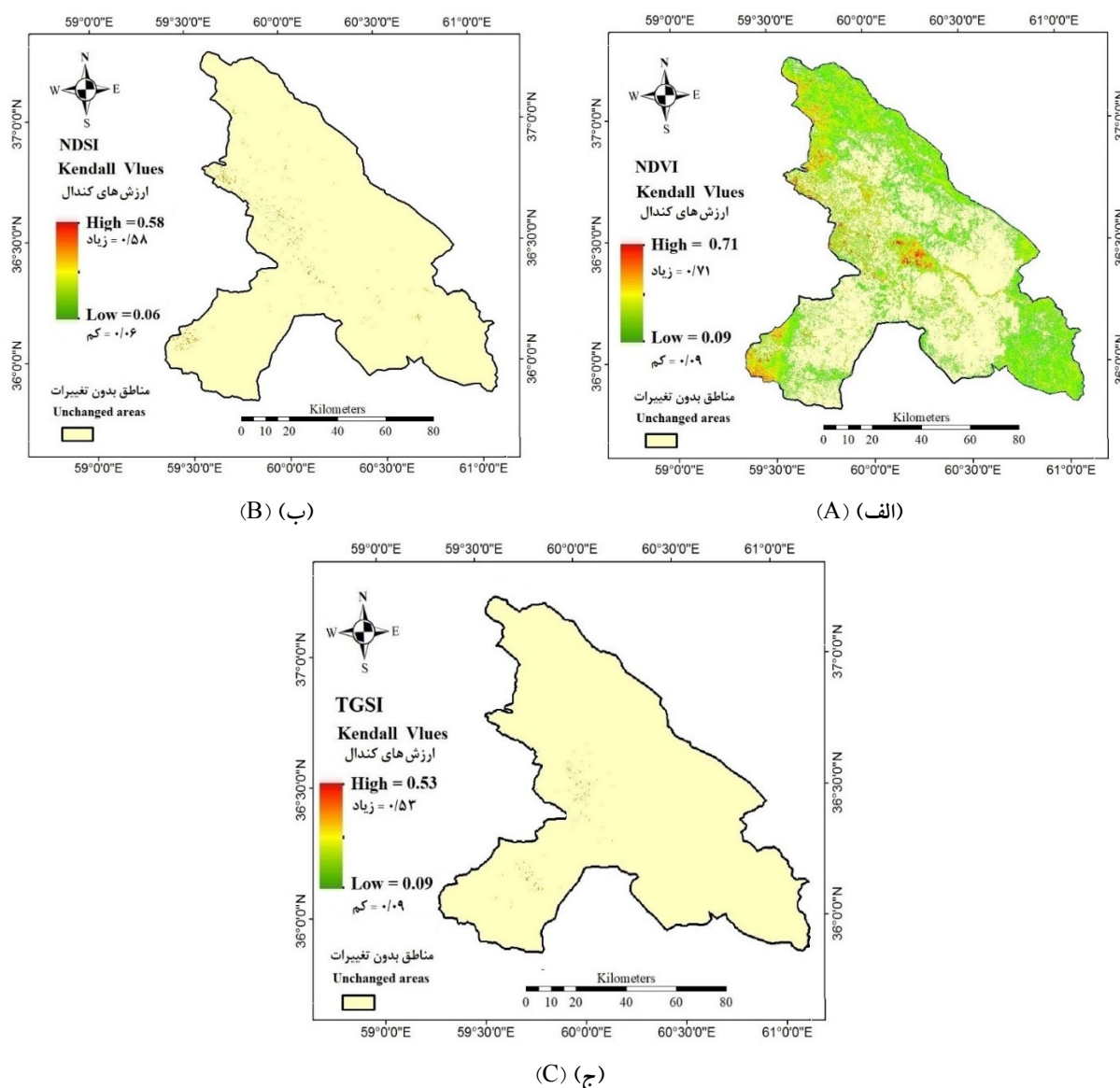
به طور کلی، تمرکز تغییرات در نواحی غربی و جنوبی مشهود با یافته‌های پژوهش‌های پیشین هم‌خوانی دارد؛ جایی که فشارهای انسانی و اقلیمی معمولاً شدت بیشتری داشته و مستعد بروز فرآیندهای بیابان‌زایی هستند (Akbari & Noughani, 2024). افزایش معنی‌دار شاخص‌های NDVI، NDSI و TGSI در این مناطق نشان می‌دهد که پوشش گیاهی و شوری خاک به عنوان مؤلفه‌های کلیدی، بیشترین حساسیت را نسبت به تغییرات اکولوژیکی از خود نشان داده‌اند. این الگوهای مکانی می‌تواند بیانگر کاهش تدریجی تاب‌آوری اکوسیستم و حرکت سیستم به سمت شرایط ناپایدار باشد (Boali et al., 2024b). در مجموع، این هم‌پوشانی مکانی بین

کاهش پوشش گیاهی، افزایش شوری و تغییرات در شاخص خاک در این مناطق، بیانگر تعامل پیچیده بین عوامل مختلف است. بنابراین، شناسایی این مناطق به عنوان کانون‌های اصلی تحول اکولوژیکی، راه را برای هدفمندسازی اقدامات حفاظتی و مدیریتی هموار می‌سازد. این تحلیل فضایی، بینش ارزشمندی در مورد توزیع مکانی ریسک بیابان‌زایی ارائه می‌دهد و بر اهمیت توجه ویژه به این نواحی تأکید می‌کند.



شکل ۳- ضریب خودهمبستگی، چولگی و انحراف معیار برای شاخص‌های محیطی. نمودارهای الف، ب و پ سری زمانی NDVI، نمودارهای ت، ث و ج سری زمانی NDSI و نمودارهای چ، ح و خ سری زمانی TGSi.

Fig. 3. Autocorrelation coefficient, skewness, and standard deviation for the environmental indices. Panels A–C correspond to the NDVI time series, panels D–F to the NDSI time series, and panels G–I to the TGSi time series.



شکل ۴- تغییرات مکانی شاخص‌های سنجش از دور بر اساس تغییرات کندال-تای. الف: NDVI، ب: NDSI، ج: TGSi.
Fig.4. Spatial changes of remote sensing indicators based on Kendall-Tau changes. A: NDVI, B: NDSI, and C: TGSi

مزایا و محدودیت‌های شناسایی سیگنال‌های هشدار اولیه

در زمینه شناسایی سیگنال هشدار اولیه، رویکردهای بررسی زمانی - مکانی داده‌ها دارای مزایا و محدودیت‌های هستند. بررسی زمانی داده‌ها گاهی اوقات می‌تواند هشدارهای کاذب ایجاد کند، به ویژه زمانی که با تجمع گسترده داده‌های زمانی مواجه می‌شویم. از سوی دیگر، بررسی مکانی داده‌ها، اگر چه اطلاعات دقیقی در مورد توزیع مکانی تغییرات فراهم می‌کند، اما به دلیل حساسیت به مراحل پیش پردازش کارایی آن می‌تواند محدود شود (Alibakhshi, 2023). تحقیقات نشان داده است که موفقیت در تشخیص سیگنال‌های هشدار اولیه به شدت به وضوح مکانی تصاویر ماهواره‌ای بستگی دارد (Nijp et al., 2019). اگر چه در تصاویر با دقت مکانی بالاتر، سیگنال‌ها را می‌توان بهتر دریافت کرد که ممکن است فرایند محاسباتی نیز افزایش یابد (Boali et al., 2024b). بنابراین،

داده‌های لندست با وضوح مکانی ۳۰ متر، برای تحلیل روندهای بیابان‌زایی در مقیاس منطقه‌ای می‌تواند مناسب باشد. با این حال، این وضوح ممکن است برای پدیده‌هایی که در مقیاس‌های بسیار کوچک‌تر رخ می‌دهند (مانند تغییرات دقیق در مرزهای پوشش گیاهی در مقیاس میکرو-اقلیمی) محدودیت‌هایی ایجاد کند. این امر می‌تواند منجر به اثر میانگین‌گیری در پیکسل‌هایی شود که شامل چندین نوع کاربری اراضی یا پوشش گیاهی هستند. ما این موضوع را با تمرکز بر تغییرات در مقیاس پدیده‌های بیابان‌زایی که در مقیاس ۳۰ متر قابل ردیابی هستند، مدیریت کرده‌ایم. برای تحلیل‌هایی با جزئیات بسیار بالا، استفاده از داده‌ها با وضوح مکانی بالاتر (مانند Sentinel-2) می‌تواند مفید باشد، که البته نیازمند پردازش حجم عظیمی از داده‌ها و در نظر گرفتن ملاحظات محاسباتی است.

مدل BFAST، علی‌رغم قدرت بالا در شناسایی تغییرات سری زمانی، با محدودیت‌های ذاتی خود روبه‌رو است. این خطاها عمدتاً از عدم تطابق کامل داده‌ها با فرض‌های مدل (مانند خطی بودن روند یا الگوی فصلی مشخص)، تأثیر نویز موجود در داده‌های سنجش از دور که می‌تواند منجر به شناسایی نقاط تغییر کاذب شود، و همچنین پیچیدگی ذاتی پدیده‌هایی مانند بیابان‌زایی ناشی می‌شوند که ممکن است فراتر از مدل‌سازی استاندارد BFAST باشند. برای کاهش این اثرات، در مطالعه حاضر، خروجی مدل BFAST با سایر روش‌های آماری (مانند آزمون کندال تای) و داده‌های مرجع اعتبارسنجی شده و تحلیل کیفی نقاط تغییر، به منظور تمایز میان تغییرات واقعی و نویزهای مدل، انجام گرفته است. با این حال، ادعان داریم که درک کامل محدودیت‌های این مدل، لزوم تحقیقات آتی با رویکردهای ترکیبی یا مدل‌های پیشرفته‌تر را برجسته می‌سازد.

نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با تحلیل هم‌زمان شاخص‌های سنجش از دور NDVI، NDSI و TGSi در کنار تحلیل نقاط شکست سری‌های زمانی و پارامترهای آماری، تصویری جامع از تشدید فرآیندهای بیابان‌زایی در مناطق غربی و جنوبی شهرستان مشهد ارائه می‌دهد. یافته‌های کلیدی حاکی از کاهش پایدار پوشش گیاهی (NDVI)، افزایش شوری (NDSI) و تغییرات اندازه ذرات سطح خاک (TGSi) است که از سال ۲۰۱۳ با وقوع نقاط شکست اکوسیستمی، سرعت گرفته است. این نتایج نه تنها تأییدکننده گزارش‌های پیشین مبنی بر آسیب‌پذیری مناطق خشک و نیمه‌خشک در برابر فشارهای انسانی و تغییرات اقلیمی است، بلکه با ارائه یک چارچوب نظری جدید، بر اهمیت «سیگنال‌های پیش‌هشدار چندوجهی» برای تشخیص زودهنگام ناپایداری اکوسیستمی تأکید می‌ورزد. رویکرد ترکیبی ما نشان می‌دهد که بیابان‌زایی تنها یک فرآیند تدریجی نیست، بلکه می‌تواند با وقوع نقاط شکست ناگهانی تسریع شود. این پدیده‌ها، که در این مطالعه با افزایش NDSI و کاهش NDVI و TGSi هم‌زمان شده‌اند، گویای کاهش ناگهانی تاب‌آوری اکوسیستم در مواجهه با تنش‌های فزاینده (احتمالاً ناشی از ترکیب فعالیت‌های انسانی و تغییرات اقلیمی) هستند. پیام نظری اصلی این پژوهش آن است که پایش اکوسیستم‌های در معرض خطر نیازمند فراتر رفتن از تحلیل روندهای تدریجی است و شناسایی و درک نقاط شکست اکوسیستمی، که توسط ترکیب شاخص‌های مختلف آشکار می‌شوند، برای پیش‌بینی و مدیریت بحران‌های محیطی حیاتی است. این یافته‌ها را می‌توان به سایر مناطق خشک و نیمه‌خشک با الگوهای مشابه کاربری اراضی و شرایط اقلیمی تعمیم داد، جایی که مدیریت پایدار منابع آب و خاک، کنترل فرسایش و حفظ پوشش گیاهی از اولویت بالایی برخوردار است. این پژوهش چارچوبی کارآمد برای پایش مستمر و تشخیص زودهنگام ناپایداری اکوسیستمی در مقیاس منطقه‌ای ارائه می‌دهد. پیشنهاد می‌شود در مطالعات آتی، با ادغام داده‌های میدانی دقیق‌تر و مدل‌های فرآیندی پیشرفته‌تر، به درک عمیق‌تری از سازوکارهای سببی پشت این تغییرات دست یافت. همچنین، بررسی اثرات متقابل عوامل انسانی (مانند تغییرات در کاربری اراضی و مدیریت آب) و عوامل اقلیمی (مانند الگوهای بارش و دما) بر نقاط شکست شناسایی شده، می‌تواند به طراحی راهکارهای مدیریتی مؤثرتر کمک کند. در نهایت، موفقیت در مقابله با روند بیابان‌زایی و تضمین بهره‌وری پایدار منابع طبیعی، نیازمند یک رویکرد جامع، همکاری بین‌بخشی، و توانمندسازی جوامع محلی برای اجرای راهکارهای علمی و مدیریتی است.

سپاسگزاری

پژوهش حاضر حاصل نتایج بخشی از دورهٔ پسادکتری در دانشگاه فردوسی مشهد بوده است. لذا، بدین وسیله از همه کسانی که به نتیجه رسیدن این پژوهش کمک رسانده‌اند، کمال قدردانی و سپاسگزاری خود را اعلام می‌داریم.

تعارض منافع

بنا بر اظهار نویسندگان این مقاله تعارض منافع ندارد.

References

- Akbari, M. R., Modarres, R., & Alizadeh Noughani, M. (2019). Assessing early warning for desertification hazard based on E-SMART indicators in arid regions of northeastern Iran. *Journal of Arid Environments*, 174, 104086. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2019.104086>
- Akbari, M., & Noughani, M. A. (2024). Early warning systems for desertification hazard: a review of integrated system models and risk management. *Modeling Earth Systems and Environment*, 10, 4611–4626. <https://doi.org/10.1007/s40808-024-02059-3>
- Akbari, M., Ownegh, M., Asgari, H. R., Sadoddin, A., & Khosravi, H. (2016a). Desertification Risk Assessment and Management Program. *Global Journal of Environmental Science and Management*, 2(4), 365–80. <https://doi.org/10.22034/gjesm.2016.02.04.006>
- Akbari, M., Ownegh, M., Asgari, H. R., Sadoddin, A., & Khosravi, H. (2016b) Design and Development of Early Warning System for Desertification and Land Degradation. *Environmental Resources Research*, 4(2), 111–130. <https://doi.org/10.22069/ijerr.2017.11207.1152>
- Akbari, M., Sarbazi, M., Sibevei, A., & Fadaie, S. (2024). Desertification Risk Assessment and Providing Management Strategies using the DPSIR-M Model in Khorasan Razavi province. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 13(2), 210–239. [In Persian] <https://doi.org/10.22067/geoh.2023.83917.1404>
- Alibakhshi, S. (2023). A robust approach and analytical tool for identifying early warning signals of forest mortality. *Ecological Indicators*, Elsevier Ltd, 155, 110983. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.110983>
- Alibakhshi, S., Groen, T. A., Rautiainen, M., & Naimi, B. (2017). Remotely-sensed early warning signals of a critical transition in a wetland ecosystem. *Remote Sensing*, 9(4), 352. <https://doi.org/10.3390/rs9040352>
- Boali, A., Asgari, H. R., Behbahani, A. M., Salmanmahiny, A., & Naimi, B. (2024a). Remotely sensed desertification modeling using ensemble of machine learning algorithms. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 34, 101149.
- Boali, A., Bashari, H., & Jafari, R. (2019). Evaluating the Potential of Bayesian Networks for Desertification Assessment in Arid Areas of Iran. *Land Degradation and Development*, 30(4), 371–90. <https://doi.org/10.1002/ldr.3224>
- Boali, A., Hosseinalizadeh, M., Kariminejad, N., Asgari, H. R., Behbahani, A. M., Naimi, B., ... & Rad, M. (2025). Evaluation of early warning signals for soil erosion using remote sensing indices in northeastern Iran. *Scientific Reports*, 15(9742), 1–13. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-94926-x>
- Boali, A., Kariminejad, N., Hosseinalizadeh, M., Shafaie, V., Movahedi Rad, M., & Pourghasemi, H. R. (2024b). Analysis of early warning signal of land degradation risk based on time series of remote sensing data. *BIO Web of Conferences*, 125, 01011. <https://doi.org/10.1051/bioconf/202412501011>
- Carpenter, S. R. (2011). Early warnings of regime shifts: A whole-ecosystem experiment. *Science*, 332(6033), 1079–1082. <https://doi.org/10.1126/science.1203672>

- Daas, J. H. (2018). *Remotely sensed and field surveyed early-warning signals of desertification in the Ebro basin, Spain*. Department of Physical Geography, Utrecht University.
- Dakos, V., Carpenter, S. R., Nes, E. H. V., & Scheffer, M. (2015). Resilience indicators : prospects and limitations for early warnings of regime shifts. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences*, 370, 1659. <https://doi.org/10.1098/rstb.2013.0263>
- Davari, S., Rashki, A., Akbari, M., & Talebanfard, A. (2018). Monitoring the spatiotemporal changes of effective desertification indices in arid regions of southern Khorasan Razavi. *Remote Sensing and GIS in Natural Resources*, 9(2), 17-32.
- Dehni, A., & Lounis, M. (2012). Remote sensing techniques for salt affected soil mapping: Application to the Oran region of Algeria. *Procedia Engineering*, 33, 188–198. <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2012.01.1193>
- Dostorani, M., & Jafari-Shelamzari, M. (2022). Comparison of fuzzy and integrated desertification index (IDI) methods in assessing desertification severity in Torbat-Heydarieh County, Razavi Khorasan Province, with emphasis on vegetation indices. *Arid Biome Scientific Journal*, 21(2), 63–75. <https://doi.org/10.29252/ARIDBIOM.2023.18283.1887>
- Dwyer, J. L., Roy, D. P., Sauer, B., Jenkerson, C. B., Zhang, H. K., & Lymburner, L. (2018). Analysis ready data: Enabling analysis of the landsat archive. *Remote Sensing*, 10(9), 1363. <https://doi.org/10.3390/rs10091363>
- Elnashar, A., Zeng, H., Wu, B., Gebretsadkan Gebremicael, T., & Marie, K. (2022). Assessment of Environmentally Sensitive Areas to Desertification in the Blue Nile Basin Driven by the MEDALUS-GEE Framework. *Science of the Total Environment*, 815, 152925. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.152925>
- Gorelick, N., Hancher, M., Dixon, M., Ilyushchenko, S., Thau, D., & Moore, R. (2017). Remote Sensing of Environment Google Earth Engine : Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202, 18–27. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.06.031>
- Guo, B., Wenqian, Z., Baomin, H., Fei, Y., Wei, L., Tianli, H., ... & Shuting, C. (2020). Dynamic Monitoring of Desertification in Naiman Banner Based on Feature Space Models with Typical Surface Parameters Derived from LANDSAT Images. *Land Degradation and Development*, 31(12), 1573–92. <https://doi.org/10.1002/ldr.3533>
- Karssenber, D., & Bierkens, M. (2012). Early-warning signals (potentially) reduce uncertainty in forecasted timing of critical shifts. *Geography Physical*, 3, 1–22. <http://dx.doi.org/10.1890/ES11-00293.1>
- Kefi, S., Guttal, V., Brock, W. A., Carpenter, S. R., Ellison, A. M., Livina, V. N., & Dakos, V. (2014). Early Warning Signals of Ecological Transitions: Methods for Spatial Patterns. *PLoS ONE*, 9(3), 10–13. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0092097>
- Khan, N. M., Rastoskuev, V., Sato, Y., & Shiozawa, S. (2005). Assessment of hydrosaline land degradation by using a simple approach of remote sensing indicators. *Agricultural Water Management, Elsevier*, 77(1-3), 96-109.
- Lamchin, M., Lee, J. Y., Lee, W. K., Lee, E. J., Kim, M., Lim, C. H., & Kim, S. R. (2015). Assessment of land cover change and desertification using remote sensing technology in a local region of Mongolia. *Advances in Space Research*, 57(1), 64–77. <https://doi.org/10.1016/j.asr.2015.10.006>
- Liu, Q., Zhao, Y., Zhang, X., Buyantuev, A., Niu, J., & Wang, X. (2018). Spatiotemporal patterns of desertification dynamics and desertification effects on ecosystem services in the Mu Us Desert in China. *Sustainability (Switzerland)*, 10(3), 589. <https://doi.org/10.3390/su10030589>
- Memarian, H., & Akbari, M. (2021). Prediction of Combined Effect of Climate and Land Use Changes on Soil Erosion in Iran Using GloSEM Data. *Iranian Journal of Ecohydrology*, 8(2), 513-534. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/ije.2021.320754.1482>
- Meng, X., Xin, G., Sen, L., Shengyu, L., & Jiaqiang, L. (2021). Monitoring Desertification in Mongolia Based on Landsat Images and Google Earth Engine from 1990 to 2020. *Ecological Indicators*, 129, 107908. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107908>
- Naimi, B., & Araújo, M. B. (2016). Sdm: A reproducible and extensible R platform for species distribution modelling.

- Ecography, 39(4), 368–375. <https://doi.org/10.1111/ecog.01881>
- Nijp, J. J., Temme, A. J., Van Voorn, G. A., Kooistra, L., Hengeveld, G. M., Soons, M. B., & Wallinga, J. (2019). Spatial early warning signals for impending regime shifts: A practical framework for application in real-world landscapes. *Global Change Biology*, 25(6), 1905–1921. <https://doi.org/doi/10.1111/gcb.14591>
- Pravalié, R. (2021). Exploring the multiple land degradation pathways across the planet. *Earth-Science Reviews*, 220, 103689. <http://dx.doi.org/10.1016/j.earscirev.2021.103689>
- Tucker, C. J. (1979). Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 8(2), 127–150.
- UNCCD. (1994). United Nations: Convention to Combat Desertification in Those Countries Experiencing Serious Drought and/or Desertification, Particularly in Africa. *International Legal Materials*, 33(5), 1328–82. <https://doi.org/10.1017/s0020782900026711>
- Verbesselt, J., Zeileis, A., & Herold, M. (2012). Near real-time disturbance detection using satellite image time series. *Remote Sensing of Environment*, 123, 98–108. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.02.022>
- Wei, H., Juanle, W., & Baomin, H. (2020). Desertification Information Extraction along the China-Mongolia Railway Supported by Multisource Feature Space and Geographical Zoning Modeling. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13, 392–402. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2019.2962830>
- Xiao, J., Shen, Y., Tateishi, R., & Bayaer, W. (2006). Development of topsoil grain size index for monitoring desertification in arid land using remote sensing. *International Journal of Remote Sensing*, 27(12), 2411–2422. <https://doi.org/10.1080/01431160600554363>



Flood Risk Assessment, Prediction and Zonation in the Kashafrud Basin Using Machine Learning Algorithms

Mohammad Ali Zangeneh Asadi ¹, Leila Goli Mokhtari ¹, Mahnaz Naemitabar ^{1*}

¹ Department of Geomorphology & Meteorology, Faculty of Geography and Environmental Sciences, Hakim Sabzevari University, Sabzevar, Iran

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 06 November 2025

Revised: 28 January 2026

Accepted: 31 January 2026

Available Online:

17 February 2026

Keywords:

Flood Hazard Zonation

Machine Learning Algorithms

Logistic Model Tree (LMT)

Random Forest (RF)

GIS and Remote Sensing

Flood Susceptibility Mapping

ABSTRACT

Floods, as one of the most destructive natural hazards, cause irreparable damage to infrastructure and human communities on an annual basis. The present study aims to produce an accurate flood hazard zonation map for the Kashafrud basin by employing two advanced machine learning algorithms, namely Logistic Model Tree (LMT) and Random Forest (RF). In this research, thirteen influential parameters including elevation, curvature, precipitation, drainage density, aspect, soil and geological characteristics, slope, distance from streams, land use, normalized difference vegetation index (NDVI), topographic wetness index (TWI), and stream power index (SPI) were analyzed as input variables. Data corresponding to 145 recorded flood locations were identified and divided into training (70%) and validation (30%) datasets. Following the weighting of the thematic layers, flood susceptibility maps were generated and classified into five hazard classes using the natural breaks classification method. Model performance was evaluated using the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve, which indicated that the LMT model, with an AUC value of 0.897, exhibited higher predictive accuracy than the RF model, which achieved an AUC of 0.811. The flood hazard zonation results reveal that high-risk areas are predominantly concentrated in regions characterized by gentle slopes, impermeable formations, low elevations, and floodplains. Areas classified as very high and high risk are mainly located in the central and outlet sections of the basin. These findings not only confirm the effectiveness of machine learning algorithms in flood hazard zonation but also underscore the necessity of strategic management planning and targeted basin management practices in this flood-prone region.

* Corresponding author: Mahnaz Naemitabar

E-mail address: mahnaznaemi70@gmail.com

How to cite this article: Zangeneh Asadi, M. A., Goli Mokhtari, L., & Naemitabar, M. (2026). Flood Risk Assessment, Prediction and Zonation in the Kashafrud Basin Using Machine Learning Algorithms. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 15(2), 63-92. <https://doi.org/10.22067/geoh.2026.96351.1624>



©2026 The author(s). This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

Extended Abstract

Introduction

Floods are among the most significant and destructive natural hazards worldwide, annually affecting millions of people and causing severe damage to human life, critical infrastructure, agriculture, industry, and both urban and rural areas (Organization, 1999; Das, 2019; Daneshparvar, 2021). In recent years, climate change, rapid population growth, and accelerated urban expansion have contributed to increases in both the frequency and severity of flood events, underscoring the urgent need for effective flood risk management and mitigation strategies. The Kashafrud Basin, located in northeastern Iran, is particularly vulnerable to severe flooding due to its geomorphological characteristics, diverse geological structures, variable precipitation patterns, and intensive human activities. Effective flood risk management in this basin requires accurate identification of flood-prone areas, comprehensive analysis of influential factors, and the application of advanced modeling techniques. Accordingly, this study aims to identify and classify flood-prone areas within the Kashafrud Basin by applying machine learning algorithms specifically the Logistic Model Tree (LMT) and Random Forest (RF) to evaluate the relative contributions of both natural and anthropogenic factors within a data-driven scientific framework.

Material and Methods

In this study, 145 flood and non-flood locations were identified using data obtained from the Watershed Management Organization, complemented by satellite imagery interpretation. The dataset was randomly divided into two subsets, comprising 70% for model training and 30% for validation. Key explanatory variables, including land use, elevation classes, drainage density, lithology, slope, aspect, distance from waterways, rainfall, soil types, and vegetation and moisture indices (TWI, SPI, and NDVI), were derived from topographic maps, geological maps, and 2024 satellite imagery. All spatial datasets were processed and analyzed using ArcGIS 10.4 and ENVI 5.4 software, generating both quantitative and qualitative indicators for each variable.

To address potential multicollinearity among the independent variables, the Variance Inflation Factor (VIF) and Tolerance (TOL) indices were calculated. Variables exhibiting high interdependence were excluded to enhance model reliability and predictive performance. Flood susceptibility modeling was conducted using two advanced machine learning algorithms: the LMT model, which integrates decision tree structures with logistic regression, and the RF model, which employs an ensemble of decision trees. Model performance was evaluated using sensitivity, specificity, the Kappa coefficient, the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve, and the Area Under the Curve (AUC). Flood hazard zonation maps were produced using the natural breaks classification method, and the model outputs were converted into thematic flood risk maps.

Results and Discussion

Multicollinearity analysis confirmed that none of the selected variables exceeded the threshold values ($VIF > 10$ or $TOL < 0.1$), indicating a robust and stable modeling framework. The results identified thirteen key factors including slope, elevation, curvature, distance from rivers, drainage density, rainfall, soil type, land use, and vegetation and moisture indices as significant determinants of flood risk. Areas characterized by low to moderate slopes and elevations below 1000 m were found to exhibit increased surface runoff velocity, thereby intensifying flood risk and severity, particularly in the central and outlet sections of the basin. Terrain curvature and dense drainage networks significantly influenced runoff concentration and flow pathways, highlighting the critical role of topography and drainage structure in flood dynamics.

Resistant geological formations and impermeable clay-rich soils substantially reduced infiltration capacity, leading to increased surface runoff and the occurrence of sudden and hazardous flood events. In addition, weak vegetation cover and inappropriate land use changes particularly urban and industrial development indirectly exacerbated both runoff volume and flow velocity. Low NDVI values reflected degraded vegetation conditions and a heightened susceptibility to flooding.

Flood hazard zonation maps generated using the LMT model indicated that approximately 81.23% of the basin falls within moderate to very high flood risk classes. Similarly, the RF model estimated that 68.44% of the study area is exposed to comparable risk levels, with high-risk zones predominantly concentrated in the central and outlet regions of the basin. Statistical validation demonstrated that the LMT model achieved higher predictive accuracy ($AUC = 0.897$) compared to the RF model ($AUC = 0.811$), although both models exhibited satisfactory and reliable performance for flood susceptibility assessment. High sensitivity, specificity, and Kappa coefficient values further confirmed the robustness and operational applicability of both modeling approaches.

The findings indicate that geomorphological and hydrological factors such as slope, elevation, drainage density, soil characteristics, and impermeable geological formations play a more dominant role in flood occurrence than anthropogenic factors, including land use and human-induced disturbances. Nevertheless, the influence of human activities on flood intensity and spatial distribution remains significant, emphasizing the necessity for integrated and sustainable watershed management strategies. These results are consistent with recent international studies, which highlight the primary contribution of natural variables to flood risk while acknowledging the amplifying effects of human interventions.

Conclusion

By integrating remote sensing data, GIS-based spatial analysis, and advanced machine learning algorithms, this study presents a comprehensive and innovative framework for flood risk assessment, analysis, and spatial zonation in one of the most critical watersheds in northeastern Iran. The results demonstrate that the LMT model outperforms the RF model in accurately identifying flood-prone areas within the Kashafrud basin. The resulting flood hazard maps provide valuable decision-support tools for prioritizing crisis management actions, land use planning, and the development of resilient water infrastructure.

While accurate consideration of natural and geomorphological factors is fundamental to effective flood risk management, regulating human activities such as land use planning, construction of flood resilient infrastructure, restoration of vegetation cover, and implementation of early warning systems is equally essential for minimizing flood-related damages. Emphasizing data-driven and machine learning based approaches, this research contributes to bridging the gap between applied scientific research and practical flood management needs in Iranian catchments. Future studies incorporating advanced algorithms, uncertainty analysis, and higher-resolution satellite data are strongly recommended to further enhance the resilience of aquatic and urban ecosystems.



ارزیابی، پیش‌بینی و پهنه‌بندی خطر سیلاب در حوضه کشف‌رود با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین

محمد علی زنگنه اسدی^۱، لیلا گلی مختاری^۱، مهناز ناعمی تبار^{*}

^۱ گروه آب و هواشناسی و ژئومورفولوژی، دانشکده جغرافیا و علوم محیطی، دانشگاه حکیم سبزواری، سبزوار، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخچه مقاله: تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۸/۱۵ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۱۱/۰۸ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۱/۱۱	سیلاب به عنوان یکی از مخرب‌ترین مخاطرات طبیعی، سالانه خسارات جبران‌ناپذیری به زیرساخت‌ها و جوامع انسانی وارد می‌کند. پژوهش حاضر با هدف پهنه‌بندی دقیق خطر سیلاب در حوضه آبخیز کشف‌رود، از دو الگوریتم پیشرفته یادگیری ماشین LMT و RF بهره برده است. در این مطالعه، ۱۳ پارامتر مؤثر شامل ارتفاع، انحنای بارش، تراکم زهکشی، جهت شیب، ویژگی‌های خاک و زمین‌شناسی، شیب، فاصله از آبراهه، کاربری اراضی، شاخص پوشش گیاهی (NDVI)، رطوبت توپوگرافی (TWI) و توان آبراهه (SPI) به عنوان متغیرهای ورودی مورد تحلیل قرار گرفت. داده‌های مربوط به ۱۴۵ نقطه سیلابی شناسایی و به دو مجموعه آموزش (۷۰٪) و اعتبارسنجی (۳۰٪) تقسیم شد. پس از وزن‌دهی لایه‌ها، نقشه‌های پتانسیل وقوع سیل با روش شکست طبیعی به پنج طبقه خطر طبقه‌بندی گردید. ارزیابی دقت مدل‌ها با استفاده از منحنی ROC نشان داد که مدل LMT با مقدار AUC برابر ۰/۸۹۷، دقت بالاتری نسبت به مدل RF با AUC برابر ۰/۸۱۱ دارد. نتایج پهنه‌بندی حاکی از تمرکز مناطق پرخطر در نواحی با شیب کم، سازه‌های غیرقابل نفوذ، ارتفاعات پایین و دشت‌های سیلابی است. نواحی با خطر بسیار زیاد و زیاد عمدتاً در بخش‌های مرکزی و خروجی حوضه متمرکز شده‌اند. این یافته‌ها، علاوه بر تأیید کارایی الگوریتم‌های یادگیری ماشین در پهنه‌بندی خطر سیلاب، ضرورت برنامه‌ریزی مدیریتی و اقدامات آبخیزداری هدفمند را در این منطقه سیل‌خیز برجسته می‌سازد.
کلمات کلیدی: پهنه‌بندی خطر سیلاب الگوریتم‌های یادگیری ماشین درخت مدل لجستیک (LMT) جنگل تصادفی (RF) سامانه اطلاعات جغرافیایی (GIS) و سنجش‌ازدور نقشه‌برداری حساسیت سیلاب	

مقدمه

سیل به وضعیتی اطلاق می‌شود که جریان آب از حد ظرفیت طبیعی مجرای رودخانه فراتر رفته و از کناره‌های رودخانه خارج شده و زمین‌های اطراف را غرقاب می‌کند (OAS, 1991). این پدیده هیدرولوژیکی را می‌توان به عنوان حالتی تعریف کرد که در آن دبی آب در رودخانه از میزان قابل ذخیره‌سازی کانال بیشتر می‌شود و آب اضافی سرریز شده و بخشی از بستر رودخانه را پوشش

می‌دهد (Alcántara & Goudie, 2010). سیلاب از جمله مخاطرات طبیعی گسترده‌ای است که تهدیدی جدی برای جان انسان‌ها و اموال آن‌ها به شمار می‌رود. در سال‌های اخیر، تغییرات اقلیمی سبب تشدید و تکرار بیشتر رخداد‌های سیلابی شده و اهمیت شناسایی و تعیین پهنه‌های مستعد وقوع سیل را به منظور مدیریت و کاهش پیامدهای خسارت‌بار آن دوچندان کرده است (Zare, Azari & Rezaei Arefi, 2024).

مطالعات اخیر نشان می‌دهند که تغییرات در الگوهای بارش، تغییرات کاربری اراضی و رشد جمعیت شهری باعث افزایش خطر سیلاب در بسیاری از نواحی جهان شده‌اند و نیاز به تحلیل دقیق‌تر خطر و توسعه راهبردهای سازگاری را برجسته می‌سازند (Ullah, 2025). تغییرات آب و هوایی و افزایش بارش‌های شدید، همراه با گسترش کاربری‌های شهری و تغییرات کاربری اراضی، سبب افزایش احتمال وقوع و دامنه خسارات سیلاب شده است و نیاز به رویکردهای پیشرفته برای ارزیابی و مدیریت ریسک سیلاب را برجسته می‌سازد. مطالعات جدید نشان می‌دهند تدوین چارچوب‌های یکپارچه برای ارزیابی ریسک، که شامل ترکیب تحلیل خطر، آسیب‌پذیری و داده‌های فضایی باشد، می‌تواند نتایج قابل اعتمادتری برای برنامه‌ریزی‌های سازگاری با سیلاب فراهم کند (Ceresa et al., 2025).

بر اساس مطالعات متعدد، سیلاب‌ها سالانه زندگی حدود ۲۰۰ میلیون نفر را در سطح جهان تحت تأثیر قرار می‌دهند. با توجه به تغییرات اقلیمی، گسترش شهرنشینی، و تغییر کاربری اراضی، انتظار می‌رود که فراوانی و شدت سیلاب‌ها در آینده افزایش یابد. این پدیده، که امروزه به عنوان یکی از مخرب‌ترین و پرهزینه‌ترین بلایای طبیعی شناخته می‌شود، با رشد جمعیت و توسعه زیرساخت‌ها، تهدیدات بیشتری برای جوامع ایجاد می‌کند. در این شرایط، سرمایه‌گذاری در راهکارهای کاهش خطر و افزایش تاب‌آوری مناطق آسیب‌پذیر می‌تواند نقش مهمی در کاهش خسارات ناشی از سیلاب‌ها ایفا کند. اگر چه جلوگیری کامل از وقوع سیلاب‌ها امکان‌پذیر نیست، اما با ارزیابی دقیق آسیب‌پذیری و اجرای اقدامات پیشگیرانه، می‌توان تأثیرات منفی آن را به میزان قابل توجهی کاهش داد (Ghobadi, Khodashenas & Mosaedi, 2019).

خان و همکاران (Khan et al., 2025) در یک تحلیل جامع جغرافیایی، بررسی نمودند که تعیین پهنه‌های آسیب‌پذیری سیلاب با بهره‌گیری از عوامل توپوگرافی، بارش و کاربری اراضی، می‌تواند اطلاعات ارزشمندی برای طراحی استراتژی‌های کاهش ریسک و افزایش تاب‌آوری ارائه دهد، به طوری که مناطق با ریسک بالا به وضوح از سایر نواحی تفکیک شوند و برای سیاست‌گذاران قابل استفاده باشند. مدیریت یکپارچه ریسک سیلاب که تحلیل پهنه خطر، مدل‌سازی هیدرودینامیکی و ارزیابی اثرات اقتصادی را با هم ترکیب می‌کند، می‌تواند تاب‌آوری شهری و آب‌خیز را در مواجهه با سیلاب‌های شدید به طور مؤثری افزایش دهد (Azhar, Kane & Vahedifard, 2025). آسیب‌پذیری اجتماعی و ساختارهای اقتصادی در برابر سیلاب نقش تعیین‌کننده‌ای در میزان خسارت به محصولات کشاورزی و ساختمان‌ها دارد و تأکید می‌کنند که تحلیل‌های آسیب‌پذیری باید شامل متغیرهای اجتماعی و اقتصادی باشد تا سیاست‌های تاب‌آوری جامع‌تر شکل گیرد (Asl, Rahman & Tate, 2025).

روش‌های متعددی جهت مقابله با خطرات سیلاب وجود دارد؛ یکی از اقداماتی که می‌تواند به بهبود مدیریت و حفاظت از حوضه‌های سیل‌خیز کمک نماید بررسی و تعیین پتانسیل سیل‌خیزی در یک حوضه می‌باشد (Esfandiary Darabad, Rahimi & Pourmortaza, 2019). محققان تاکنون روش‌های متنوعی را برای مدل‌سازی و تهیه نقشه‌های خطر سیلاب توسعه داده‌اند. این روش‌ها شامل تحلیل‌های چندمعیاره (MCDA)، مدل‌های هیدرولوژیکی، رویکردهای آماری، و همچنین الگوریتم‌های داده‌کاوی و یادگیری ماشین می‌شوند. کارایی مدل‌های داده‌کاوی و یادگیری ماشین به‌طور مستقیم تحت تأثیر کیفیت داده‌های آموزشی قرار دارد، به ویژه دقت اطلاعات مربوط به مناطق سیل‌زده و غیرسیل‌زده نقش تعیین‌کننده‌ای در نتایج نهایی ایفا می‌کند (Khosravi et al., 2019). در حوزه مدل‌سازی سیلاب، رویکردهای مبتنی بر فناوری‌های نوین و به ویژه الگوریتم‌های یادگیری ماشین تحقیقات زیادی انجام شده است.

بند و همکاران (Band et al., 2020) در مطالعه‌ای که در حوضه آبخیز کلوان استان مرکزی انجام شد، از پنج الگوریتم یادگیری ماشین برای شناسایی مناطق مستعد سیلاب بهره گرفتند و به بررسی پانزده شاخص آب و هوایی و محیطی پرداختند. نتایج نشان داده است که مدل ERT با مقدار زیرمنحنی AUC برابر با ۰/۸۲، بهترین عملکرد را داشته است. یافته‌ها تأکید می‌کنند که عوامل توپوگرافی و هیدرولوژیکی نظیر ارتفاع، شیب، میزان بارش و فاصله از رودخانه، از عوامل کلیدی در وقوع سیلاب محسوب می‌شوند. لو و همکاران (Luu et al., 2021) با به‌کارگیری مدل‌های تلفیقی، نقشه‌های ریسک سیلاب در استان کوانگ بین ویتنام را تهیه کردند. یافته‌های این مطالعه نشان می‌دهد که عوامل کاربری اراضی، خصوصیات زمین‌شناسی و شیب زمین بیش‌ترین تأثیر را در وقوع سیلاب‌های منطقه دارند. ارزیابی عملکرد مدل‌های مختلف نشان داد که تمامی مدل‌ها از دقت و قابلیت قبولی در پیش‌بینی خطر سیلاب برخوردار بودند.

رضائی و همکاران (Rezaei et al., 2022) با به‌کارگیری مدل‌های ماشین بردار رگرسیونی SVR، WOA و GWO در حوضه اردبیل، مدل ترکیبی FR-SVRWOA را معرفی کردند که حساسیت سیلاب را با دقت قابل قبولی ارزیابی می‌کند. این مطالعات نشان دهنده پتانسیل بالای مدل‌های هوش مصنوعی در بهبود مدیریت سیلاب و کاهش اثرات مخرب آن است.

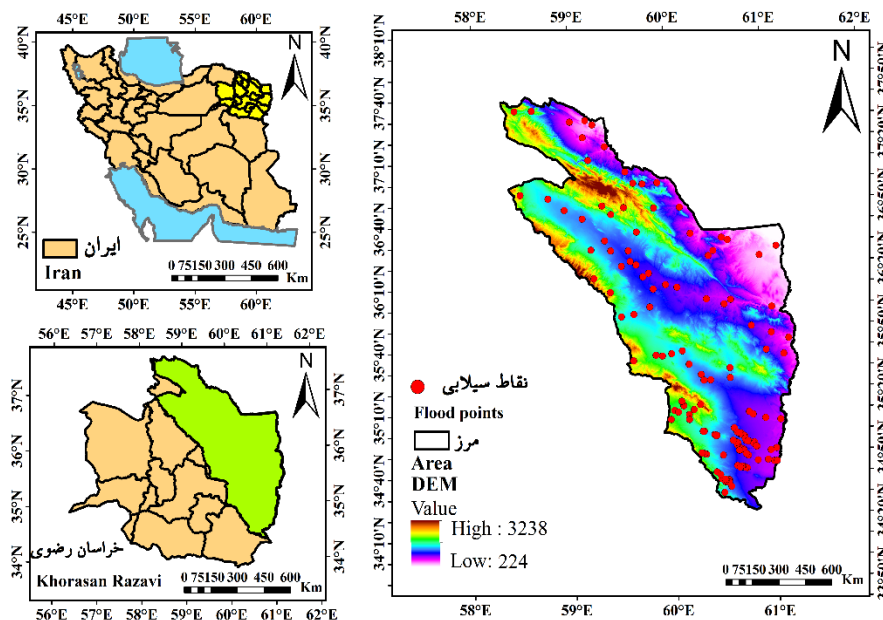
بختیاری و همکاران (Bakhtiari & Jahantab, 2022) در حوضه آبخیز کن از الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی در مدلسازی سیلاب استفاده نمودند. نتایج نشان داد که این الگوریتم می‌تواند به عنوان ابزاری قدرتمند در پیش‌بینی پتانسیل وقوع سیل مورد استفاده قرار گیرد. این تحقیق، کارایی بالای شبکه عصبی را در مدل‌سازی سیلاب و مدیریت حوادث مرتبط با آن در حوضه‌های آبخیز تأیید می‌کند. (Khosravi, Azhdary Moghaddam, Hashemi Monfared & Nazaripour, 2023). در مطالعه‌ای با هدف پهنه‌بندی مناطق حساس به سیلاب در حوضه آبریز رودخانه کهیر، از شاخص‌های سنجش از دور و روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره استفاده نمودند. نتایج حاکی از آن است که داده‌های ثبت‌شده از وقوع سیلاب که از تصاویر ماهواره سنتینل ۲ استخراج شده است تا حدی اعتبار نتایج روش فازی را تأیید می‌کند. الدیانسیه و وردانی (Aldiansyah & Wardani, 2023) در مطالعه‌ای به ارزیابی ریسک سیلاب بر پایه الگوریتم‌های یادگیری ماشین در شهر کندی در کشور اندونزی پرداختند. نتایج تحلیل‌ها نشان دادند که مدل جنگل تصادفی با عملکرد مناسب‌تر در تولید نقشه‌های خطر سیلاب نسبت به سایر مدل‌ها، بهترین کارایی را در این مطالعه از خود نشان داده است. رحیم‌پور و رضائی مقدم (Rahimpour & Rezaei Moghaddam, 2025) برای مدل‌سازی خطر وقوع سیلاب در حوضه آبریز آجی‌چای از الگوریتم‌های داده‌کاوی بهره گرفتند. بر اساس ارزیابی‌های صورت‌گرفته، با استفاده از منحنی ROC و مساحت زیر منحنی AUC، مشخص شد که مدل جنگل تصادفی^۱ با مقدار AUC برابر با ۰/۹۴ نسبت به سایر مدل‌های مورد آزمایش، عملکرد بهتری ارائه داده است. هیتوری و همکاران (Hitouri et al., 2024) با به‌کارگیری الگوریتم‌های یادگیری ماشین در راستای تولید نقشه‌های ریسک سیلاب در حوضه آبریز متلیلی در شمال شرق مراکش، اقدام نمودند. نتایج ارزیابی مدل‌ها نشان دهنده برتری مدل جنگل تصادفی از نظر دقت و صحت پیش‌بینی نسبت به سایر مدل‌های مورد آزمایش است. رضائی مقدم و همکاران (Rezaei Moghaddam, Haghighat, Rahimpour & Behboody, 2025) با بررسی اثر تغییرات کاربری اراضی بر سیلاب در حوضه آبریز مردقچای با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مدل SWAT نشان دادند که افزایش اراضی مرتعی و ساخته شده طی یک دوره بیست ساله موجب افزایش رواناب سطحی شده و به دلیل شرایط توپوگرافی و شیب، نواحی جنوبی حوضه، از پتانسیل سیل‌خیزی بالاتری برخوردار هستند.

اهمیت و ضرورت انجام تحقیق در زمینه مدلسازی سیلاب در حوضه کشف‌رود با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین، از جنبه‌های مختلف قابل توجه است. موقعیت جغرافیایی و خصوصیات هیدرولوژیکی این حوضه، ضرورت پیش‌بینی و مدیریت سیلاب‌ها را به امری حیاتی تبدیل می‌کند.

حوضه کشف‌رود دارای ویژگی‌های ژئومورفولوژیکی متنوعی است که شامل شکل زمین، بستر رودخانه، شیب، ساختار زمین‌شناسی و فرآیندهای فرسایشی می‌شود. این عوامل به طور قابل توجهی بر وقوع و شدت سیلاب‌ها تأثیرگذار هستند. تغییراتی که در ساختار سطح زمین به صورت طبیعی یا به دلیل فعالیت‌های انسانی رخ می‌دهد، الگوهای جریان آب و حجم سیلاب‌ها را دستخوش تغییر می‌کند و می‌تواند منجر به تغییرات قابل ملاحظه‌ای در بروز و شدت این پدیده‌ها شود. روش‌های سنتی مدل‌سازی سیلاب، مبتنی بر مدل‌های فیزیکی و آماری، گاهی با محدودیت‌هایی مواجه هستند. این محدودیت‌ها شامل نیاز به داده‌های گسترده، پیچیدگی محاسباتی و کاهش دقت در شرایط غیرخطی و متغیرهای پیچیده می‌باشد. در مقابل، مدل‌های یادگیری ماشین با توانایی یادگیری الگوهای پیچیده و غیرخطی، دقت پیش‌بینی‌ها را به طور چشمگیری بهبود می‌بخشند. در این میان، برخی از پژوهشگران بر کارایی مدل‌های مبتنی بر داده و یادگیری ماشین در پیش‌بینی سیلاب تأکید دارند، در حالی که گروهی دیگر بر لزوم تنظیم دقیق‌تر و ارزیابی جامع‌تر این مدل‌ها در مقیاس منطقه‌ای تأکید می‌کنند. این تفاوت دیدگاه‌ها، نشان دهنده وجود عدم قطعیت و نیاز به تحقیقات عمیق‌تر در این زمینه است. در سال‌های اخیر، مطالعات جامع و کاملی در مورد مدل‌سازی سیلاب با استفاده از یادگیری ماشین در حوضه کشف‌رود انجام نشده است. به ویژه، تأثیر عوامل اقلیمی، هیدرولوژیکی و انسانی به صورت یکپارچه در مدل‌سازی در نظر گرفته نشده است. همچنین، بررسی اثرات ابهامات داده‌ها و توسعه روش‌های کاهش خطا، از جنبه‌های مهمی است که نیاز به توجه بیشتری دارد. این تحقیق با بهره‌گیری از فناوری‌های نوین یادگیری ماشین، به دنبال ارائه رویکردی نوآورانه در مدل‌سازی سیلاب در حوضه کشف‌رود است. ارزیابی ابهامات داده‌ها و توسعه روش‌هایی برای مقابله با خطاهای اطلاعاتی، می‌تواند به ایجاد مدل‌هایی قابل اعتماد و پایدار منجر شود.

منطقه مورد مطالعه

رودخانه کشف‌رود، به عنوان زهکش اصلی حوزه آبخیز کشف‌رود شناخته می‌شود که در جهت غرب‌شرقی امتداد یافته و در نهایت به رودخانه هریرود در مرز ایران و ترکمنستان منتهی می‌گردد. محدوده مورد مطالعه در طول جغرافیایی $20^{\circ}58'$ تا $30^{\circ}60'$ شرقی و عرض جغرافیایی $20^{\circ}36'$ تا 37° شمالی قرار گرفته است (Mousavi Harami et al., 1990). شاخه‌های متعددی از دامنه‌های کوه‌های بینالود و هزار مسجد به آن منشعب می‌شوند که جهت‌گیری آن‌ها سمت مرکز دشت مشهد است و منجر به شکل‌گیری رودخانه کشف‌رود می‌شود. بستر این رودخانه در امتداد دشت مشهد توسط کوه‌های مرتفع احاطه شده و شیب ملایمی دارد، در حالی که کف آن از رسوبات دانه‌ریز تشکیل شده است. اما در بخش‌های علیا و سفلی، بستر رودخانه عمدتاً از شن و قلوه‌سنگ ساخته شده است (Tarshizian, Aghabeigi & Barzekar, 2007). پس از دریافت شاخه‌های متعدد در شمال مشهد، رودخانه در جهت شرقی-غربی جریان یافته و پس از عبور از جاده مشهد - سرخس و ورود به دره‌ای تنگ در جنوب مزداوند، در محل پل خاتون با رودخانه هریرود تلاقی می‌نماید و تشکیل رودخانه تجن را می‌دهد. رودخانه کشف‌رود اغلب با جریان غالب طغیانی شناخته می‌شود، و بستر آن نسبت به مناطق اطراف عمیق‌تر و در حدود پنج تا ده متر پایین‌تر از سطح زمین‌های اطراف قرار دارد (شکل ۱). گزارش‌های هیدرولوژیکی منطقه‌ای و داده‌های موجود از مقاطع شاخص رودخانه نشان می‌دهد، عمق جریان در زمان وقوع رواناب و دوره‌های دارای جریان پایدار معمولاً در بازه‌ای بین $0/3$ تا 1 متر متغیر است که این دامنه بیانگر شرایط غالب جریان در مقاطع اصلی رودخانه می‌باشد. همچنین، طول رودخانه کشف‌رود بر اساس داده‌های رقومی شبکه زهکشی و منابع موجود، حدود 290 کیلومتر برآورد شده است (Tarshizian et al., 2007). شایان ذکر است که رودخانه کشف‌رود ماهیتی فصلی دارد و این مقادیر بیانگر شرایط جریان در زمان وقوع رواناب و رخدادهای سیلابی است، نه دوره‌های کاملاً خشک.



شکل ۱- موقعیت حوضه مورد مطالعه
Fig.1. Location of the study basin

مواد و روش‌ها

تعیین نقاط سیلابی در حوضه مورد مطالعه

در پژوهش حاضر، ۱۴۵ نقطه سیلابی از تصاویر ماهواره‌ای و سازمان منابع طبیعی و آبخیزداری استان خراسان رضوی استخراج شد. نقاط سیلابی به پیکسل‌هایی اطلاق می‌شود که با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای SAR و اپتیکال و با مقایسه وضعیت قبل و بعد از وقوع سیلاب شناسایی شده‌اند. مبنای انتخاب این نقاط تغییرات بازتاب SAR بوده است. جهت افزایش دقت، داده‌های توپوگرافی (DEM) و اطلاعات تاریخی وقوع سیلاب نیز به کار گرفته شده‌اند تا نقاطی که احتمال اشتباه در طبقه‌بندی دارند حذف شوند. این روش مبتنی بر استانداردهای جهانی استخراج پهنه‌های سیلابی از سنجش از دور است و به عنوان رویکرد قابل اعتماد و دقیق برای تهیه نقشه‌های سیلاب به کار می‌رود. سپس این نقاط به دو گروه تقسیم شدند: ۷۰ درصد برای آموزش و اجرای مدل و ۳۰ درصد برای ارزیابی صحت‌سنجی. همچنین، مکان‌هایی که سیلاب رخ نداده بود، به صورت تصادفی انتخاب و به دو دسته مشابه تقسیم شدند. در این پژوهش مجموعاً ۱۴۵ نقطه شامل نقاط دارای سابقه سیلاب و نقاط بدون سیلاب مورد استفاده قرار گرفت. نقاط سیلابی بر اساس داده‌های تاریخی رخداد سیلاب، گزارش‌های سازمان‌های ذی‌ربط و تفسیر تصاویر سنجش از دور شناسایی شدند. در مقابل، نقاط بدون سیلاب به صورت تصادفی از مناطقی انتخاب گردیدند که هیچ‌گونه سابقه ثبت‌شده سیلاب نداشته و در فاصله‌ای ایمن از شبکه آبراهه‌ها قرار داشتند تا از هم‌پوشانی مکانی با نواحی سیلابی جلوگیری شود. فرآیند انتخاب تصادفی با استفاده از ابزار Random Point Generation در محیط GIS و با رعایت یکنواختی مکانی انجام شد. سپس کل داده‌ها به صورت تصادفی و با نسبت ۷۰ درصد برای آموزش و اجرای مدل و ۳۰ درصد برای ارزیابی به دو مجموعه مستقل تقسیم شدند، به گونه‌ای که توزیع نقاط سیلابی و غیرسیلابی در هر دو مجموعه حفظ گردد. این رویکرد به منظور کاهش سوگیری نمونه‌برداری و افزایش قابلیت تعمیم‌پذیری نتایج به کار گرفته شد.

در مرحله بعد، متغیرهای مرتبط با وقوع سیلاب مورد بررسی قرار گرفتند و با موقعیت پهنه‌های سیلابی مرتبط شدند. این متغیرها شامل عوامل مختلفی بودند که در پدیده سیلاب دخیل هستند. هدف از این فرایند، شناسایی عوامل مؤثر در وقوع سیلاب در حوضه مورد مطالعه است.

در پژوهش حاضر، جهت مدل‌سازی ریسک سیلاب از دو الگوریتم LMT و RF استفاده شد. انتخاب این دو الگوریتم بر اساس قابلیت‌های آن‌ها در شناسایی روابط غیرخطی و پیچیده بین متغیرهای محیطی و انسانی صورت گرفته است، در حالی که روش‌های پایه‌ای از جمله رگرسیون لجستیک محدود به روابط خطی هستند و در مواجهه با داده‌های چند بعدی و پیچیده دقت پایین‌تری ارائه می‌دهند. به همین دلیل مدل‌های LMT و RF برای ارائه پهنه‌بندی دقیق‌تر مناطق مستعد سیلاب ترجیح داده شدند.

مدل LMT ترکیبی از درخت تصمیم و رگرسیون لجستیک است که امکان شناسایی تعامل بین متغیرها و مدل‌سازی پیچیدگی‌های داده را فراهم می‌کند. همچنین، روش وزن‌دهی لایه‌ها که در ابتدا به صورت طبیعی است بر اساس وزن پیش‌فرض هر لایه و اهمیت نسبی نمونه‌ها محاسبه می‌شود، به گونه‌ای که سهم هر لایه در تصمیم نهایی مدل مشخص باشد.

در مدل RF، اهمیت متغیرها با شاخص‌های Mean Decrease Gini و Mean Decrease Accuracy تعیین شده است، در حالی که در مدل LMT، ضرایب رگرسیون لجستیک داخل هر نود به عنوان معیار اهمیت متغیرها مورد استفاده قرار گرفته است. جهت شفافیت بیشتر، مقادیر عددی اهمیت هر متغیر و همچنین بررسی معناداری آن‌ها با (p-value) بررسی می‌شود تا سهم کمی هر عامل در مدل به صورت دقیق مشخص گردد.

به این ترتیب، استفاده از مدل‌های LMT و RF مبتنی بر توانایی این مدل‌ها در مدل‌سازی تعامل‌ها و غیرخطی بودن داده‌ها، دقت بالاتر در پهنه‌بندی ریسک و انعطاف‌پذیری نسبت به داده‌های پیچیده محیطی است و ارائه جزئیات وزن‌دهی، اهمیت متغیرها و سهم کمی عوامل، قابلیت استنادپذیری و شفافیت روش را افزایش می‌دهد.

تهیه لایه‌های مؤثر بر وقوع سیلاب در حوضه مورد مطالعه

داده‌ها و متغیرهای مورد استفاده در تعیین مناطق آسیب‌پذیر شامل کاربری اراضی، طبقات ارتفاعی، تراکم زهکشی، لیتولوژی، شیب و جهت توپوگرافی، فاصله از آبراهه، میزان بارش، انواع خاک، شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI)، شاخص توان آبراهه (SPI)، شاخص پوشش گیاهی (NDVI) و ویژگی‌های زمین‌شناسی می‌باشد که از نقشه‌های توپوگرافی با مقیاس ۱:۵۰۰۰۰، نقشه‌های زمین‌شناسی با مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰ و تصاویر ماهواره‌ای لندست مربوط به سال ۲۰۲۴ استخراج شده‌اند. لایه رقومی ارتفاع (DEM) حوضه آبخیز بر پایه نقشه‌های توپوگرافی تولید شده و سپس با بهره‌گیری از این لایه، لایه‌های شیب و جهت شیب به دست می‌آیند. تراکم زهکشی بر مبنای شبکه آبراهه‌ها استخراج شده و لایه‌های بارش منطقه بر اساس داده‌های مشاهده‌ای ۲۰ ساله (۱۴۰۲-۱۳۸۲) ایستگاه‌های هواشناسی منطقه ترسیم می‌شوند. لایه کاربری اراضی از داده‌های اداره کل منابع طبیعی استان خراسان رضوی تهیه شده است و لیتولوژی منطقه نیز از نقشه‌های زمین‌شناسی استخراج می‌گردد. فرایند تولید لایه رواناب بر اساس داده‌های بارش ۲۰ ساله، لایه کاربری اراضی، و لایه ارتفاع رقومی (DEM) در محیط نرم‌افزار Arc GIS 10.4 انجام شده است. همچنین، لایه خاک بر پایه واحدهای اراضی و اطلاعات خاک‌شناسی تهیه شده و لایه کاربری اراضی با بهره‌گیری از تصاویر ماهواره‌ای لندست سال ۲۰۲۴ و پردازش در نرم‌افزار ENVI 5.4 استخراج می‌شود. برای تعیین کاربری‌های محدوده مورد مطالعه، از روش طبقه‌بندی نظارت‌شده بهره گرفته شده است. در نهایت، خروجی‌های مربوط به سیلاب با کاربرد مدل‌های ذکر شده تحلیل و تهیه می‌شود.

شاخص پوشش گیاهی^۱ (NDVI) بر پایه رابطه (۱) محاسبه می‌گردد:

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad (1)$$

1- Normalized Difference Vegetation Index

2- Topographic wetness index

NIR: باند مادون قرمز نزدیک

Red: باند قرمز

NDVI مثبت معرف پوشش گیاهی سبز و متراکم و NDVI منفی نشانگر متراکم نبودن پوشش گیاهی است (Jied, Wang, Zhang & Chen, 2025).

شاخص رطوبت توپوگرافی^۲ (TWI) از رابطه (۲) محاسبه می‌شود:

$$TWI: \ln \frac{As}{\tan \beta} \quad (۲)$$

As مساحت حوضه آبخیز و β شیب زمین (بر حسب درجه) است.

شاخص رطوبت توپوگرافی یکی از شاخص‌های کاربرد در تحلیل‌های هیدرولوژیکی و مدلسازی خطر سیلاب است که میزان تجمع بالقوه رطوبت و اشباع خاک را در هر نقطه از یک حوضه آبریز بر اساس شکل و شیب زمین تخمین می‌زند (Wang, Yang, Zhao & Wu, 2025a). شاخص توان آبراهه^۲ (SPI) از رابطه (۳) محاسبه می‌شود:

$$SPI = Bs \times \tan \alpha \quad (۳)$$

Bs مساحت حوضه آبخیز و $\tan \alpha$ گرادیان شیب بر حسب درجه است.

شاخص نام برده؛ یکی از شاخص‌های مهم در ژئومورفولوژی و مدل‌سازی هیدرولوژیکی است که قدرت جریان آب یا پتانسیل فرساینده‌گی رواناب سطحی را بر اساس شکل زمین و میزان تجمع جریان محاسبه می‌کند. این شاخص به‌ویژه در مطالعات خطر سیلاب، فرسایش خاک و اولویت‌بندی مناطق آسیب‌پذیر کاربرد فراوان دارد (Zhao, Wang, Jied & Chen, 2025).

مدل لجستیک درختی (LMT)

مدل لجستیک درختی، یکی از انواع الگوریتم‌های درخت تصمیم است که به صورت یک روش غیرپارامتری، فرآیند پیش‌بینی متغیرهای کمی یا طبقه‌بندی شده را بر اساس مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل کیفی و کمی انجام می‌دهد. درخت تصمیم، ساختاری سلسله‌مراتبی است که شامل ابزارهای تصمیم‌گیری بوده و به صورت بازگشتی، متغیرهای مستقل را به حالت‌های همگن تقسیم می‌کند. این ساختار، مجموعه‌ای از قوانین است که منجر به تعیین یک رده یا مقدار خاص می‌شوند. تفاوت اساسی بین روش‌های مختلف ساخت درخت تصمیم، در نحوه اندازه‌گیری فاصله و معیارهای تقسیم‌بندی است. درخت‌های تصمیمی که برای پیش‌بینی متغیرهای گسسته به کار می‌روند، با عنوان درخت‌های طبقه‌بندی شناخته می‌شوند؛ زیرا وظیفه تخصیص نمونه‌ها به دسته‌ها یا رده‌های مختلف را بر عهده دارند. در مقابل، درخت‌های تصمیمی که برای پیش‌بینی متغیرهای پیوسته استفاده می‌شوند، درخت‌های رگرسیونی نامیده می‌شوند (Debeljak, Dzeroski, Jopp, Reuter & Breckling, 2009). این مدل، تلفیقی از روش درخت تصمیم‌گیری و رگرسیون لجستیک است که با بهره‌گیری از اطلاعات نوع لجستیکی برای تفکیک کلاس‌ها و همچنین به‌کارگیری الگوریتم LogitBoost جهت ساخت مدل رگرسیون لجستیک در هر گره از درخت، توسعه یافته است. درخت تصمیم، با استفاده از الگوریتم CART، پس از فرآیند هرس، برای کاهش پیچیدگی ساختاری منضبط شده است. در الگوریتم LogitBoost، رگرسیون لجستیک افزایشی با حداقل مربعات، برای هر کلاس، (شامل حالت‌های سیلابی و عدم سیلابی) مدل‌سازی می‌شود (Debeljak et al., 2009).

مدل جنگل تصادفی (RF)

روش جنگل تصادفی، مجموعه‌ای از درختان تصمیم‌گیری است که برای انجام وظایف پیش‌بینی در حوزه‌های طبقه‌بندی و رگرسیون مورد استفاده قرار می‌گیرد و معرفی آن به عنوان الگوریتمی غالب در حوزه یادگیری گروهی توسط بریمن صورت گرفت (Rahman, Dhruva, Ghosh & Pal, 2019). این الگوریتم، به دو شاخه اصلی زیر مجموعه فضای فرعی تصادفی subspace و زیر

فضای تصادفی تقسیم می‌شود. شاخه subspace، یک فرایند یادگیری ماشین است که با بهره‌گیری از نمونه‌گیری و پیش‌بینی‌های دقیق، مجموعه‌های متعددی از نمونه‌ها را تولید نموده و سپس از طریق رأی‌گیری، نتایج نهایی را برای طبقه‌بندی تخمین می‌زند. در حوزه رگرسیون، برای ساخت جنگل‌های تصادفی از درختان ساده و توانمند در تولید مقادیر عددی پاسخ، بهره‌گیری می‌شود؛ به طور مشابه با الگوریتم‌های طبقه‌بندی، در این فرآیند، مجموعه‌ای تصادفی از نمونه‌ها با توزیع برابر برای تمامی درختان انتخاب می‌گردد (Lee, Kim, Jung, Lee & Lee, 2017). الگوریتم جنگل تصادفی (RF) رویکردی مبتنی بر مجموعه‌ای از درختان رگرسیون است که هر کدام با یک زیرمجموعه تصادفی از داده‌های ورودی آموزش داده می‌شوند. این روش، برخلاف استفاده از کل نمونه برای آموزش درختان تصمیم، به دلیل در نظر گرفتن اهمیت نمونه‌های محلی، مفیدتر است. در مطالعه موردی تحلیل آسیب‌پذیری سیلاب، مدل RF به عنوان مبنایی برای ارزیابی و مقایسه با یک مدل ترکیبی نوین مورد استفاده قرار می‌گیرد، که نشان‌دهنده کارایی آن در این زمینه است.

چند خطی بودن عوامل مؤثر در سیلاب

پیش از اجرای الگوریتم‌های مدل‌سازی، بررسی هم‌خطی متغیرهای مستقل جهت کاهش احتمال بروز خطاهای ناشی از حساسیت الگوریتم‌ها به سیلاب ضروری است. تحلیل چند خطی، که شامل ارزیابی وابستگی میان جفت‌های مختلف متغیرهای مستقل در قالب یک مدل رگرسیون چندگانه است انجام می‌شود و در صورت وجود هم‌خطی قابل توجه، متغیرهای با هم خطی بالا حذف می‌شوند. شاخص‌های واریانس تورم (VIF) و شاخص تحمل (TOL)، به عنوان ابزارهای معمول در تشخیص چند خطی بودن، مورد استفاده قرار می‌گیرند که VIF بزرگ‌تر از ۱۰ و TOL کمتر از ۰/۱، حد آستانه‌ای برای وجود هم‌خطی میان متغیرها محسوب می‌شوند (Dormann et al., 2013). در ادامه، پس از شناسایی و انتخاب عوامل مؤثر، آزمون تشخیصی هم‌خطی چندگانه (MCDT) جهت ارزیابی تداخل اثرات بین متغیرهای مختلف انجام می‌شود تا از وجود هم‌خطی و تأثیر آن بر صحت نتایج جلوگیری گردد (Panahi et al., 2021).

TOL و VIF با استفاده از رابطه (۴) و (۵) محاسبه می‌شوند:

$$TOL = 1 - R_j^2 \quad (۴)$$

$$VIF = \frac{1}{TOL} \quad (۵)$$

R_j^2 نمایانگر مقدار رگرسیون از بر سایر متغیرهای مختلف در یک مجموعه داده است (Roy, Kar & Das, 2020).

ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها

اعتبارسنجی الگوریتم‌ها با منحنی ROC-AUC

ارزیابی و اعتبارسنجی مدل‌های آسیب‌پذیری، گامی حیاتی در تضمین کیفیت و دقت نتایج است. بدون این مرحله مهم، خروجی مدل‌ها ممکن است فاقد اعتبار و کاربرد در دنیای واقعی باشد. در این پژوهش، ما از روش‌های آماری متنوعی برای ارزیابی دقت مدل استفاده کرده‌ایم. به طور خاص، حساسیت، دقت، تحلیل ROC-AUC و ضریب کاپا، ابزارهایی هستند که به کار گرفته شده‌اند (Bellu, Sanches Fernandes, Cortes & Pacheco, 2016). در اینجا، دقت مدل با تمرکز بر تشخیص پیکسل‌های مربوط به مناطق سیلابی و غیرسیلابی مورد ارزیابی قرار گرفت. شاخص‌های TP، TN، FP و FN، ابزارهایی بودند که برای این منظور به کار رفتند. منحنی ROC، ابزاری گرافیکی است که حساسیت و ویژگی مدل را به صورت بصری نمایش می‌دهد و AUC، عملکرد مدل را در بازه‌ای از صفر (عملکرد ضعیف) تا ۱ (عملکرد عالی) نشان می‌دهد (Wang, Zhang, Van Beek, Tian & Bogaard, 2020). ضریب کاپا نیز به

عنوان یک شاخص اعتبارسنجی، با مقادیری بین ۱- (غیرقابل اعتماد) و ۱+ (کاملاً قابل اعتماد)، به ارزیابی مدل‌ها کمک می‌کند (Nguyen, Mehrabi, Kalantar, Moayedi & Abdullahi, 2019).

در این مطالعه، شاخص‌های آماری متعددی شامل حساسیت^۱ (SST)، ویژگی^۲ (SPF)، دقت^۳ (ACC)، شاخص کاپا، مساحت زیر منحنی (AUC)، بررسی و ارزیابی شدند. میزان این شاخص‌ها بر اساس فرمول‌های تعریف‌شده در معادلات زیر محاسبه می‌شود. (Costache, Bui & Pham, 2020; Wu, Qiao, Chen, Huang & Hong, 2020)

$$SST = \frac{TP}{TP+FN} \quad (۶)$$

$$SPF = \frac{TN}{TN+FP} \quad (۷)$$

$$ACC = \frac{TP+TN}{TP+FN+TN+FP} \quad (۸)$$

$$Kappa = \frac{TP+TN-P_{obs}}{1-P_{exp}} \quad (۹)$$

$$AUC = \sum TP + \sum TN / P+N \quad (۱۰)$$

TP (مثبت واقعی) به تعداد سلول‌هایی اشاره دارد که به درستی به عنوان سیلاب شناسایی شده‌اند. TN (منفی واقعی) تعداد سلول‌هایی است که به درستی به عنوان نقاط غیر سیلاب طبقه‌بندی شده‌اند. در مقابل، FP (مثبت کاذب) و FN (منفی کاذب) به ترتیب، سلول‌هایی هستند که به اشتباه به عنوان سیلاب و نقاط غیر سیلاب دسته‌بندی شده‌اند. این طبقه‌بندی‌ها در شبکه‌های سلولی مورد استفاده قرار می‌گیرند تا دقت و صحت شناسایی سیلاب و نقاط غیر سیلاب را تضمین کنند (Peng et al., 2014). فرآیند انجام پژوهش در چند گام متوالی و با بهره‌گیری از نرم‌افزارها و ابزارهای تخصصی انجام شده است. جهت اعتبارسنجی از روش K-Fold Cross-Validation استفاده شده است و شاخص‌های عملکرد SST، SPF، ACC و AUC با کدنویسی در پایتون محاسبه گردید. روش K-Fold Cross-Validation به منظور ارزیابی پایداری و دقت مدل به کار می‌رود. در این روش داده‌ها به K زیرمجموعه (Fold) تقسیم می‌شوند و مدل در K مرحله به صورت چرخشی آموزش و آزمون می‌گردد. در هر تکرار، یک زیرمجموعه برای آزمون و بقیه برای آموزش استفاده می‌شود و در پایان میانگین نتایج تمام تکرارها به عنوان معیار نهایی عملکرد مدل گزارش می‌شود. این رویکرد، امکان استخراج دقیق داده‌های مکانی-هیدرولوژیکی و ارزیابی قابل اعتماد مدل‌ها را فراهم ساخت.

نتایج و بحث

در جدول ۱ نتایج آزمون هم‌خطی ارائه شده است. طبق جدول ۱ در آزمون هم‌خطی چندگانه عوامل، تمامی متغیرهای مربوط به سیلاب دارای مقادیر VIF زیر ۱۰ و Tol بالای ۰/۱ بودند، که این نتایج نشان می‌دهد که همپوشانی بین این عوامل وجود ندارد. در میان این فاکتورها، عامل NDVI بیشترین مقدار VIF معادل ۳/۲۳۱ را دارا می‌باشد و پایین‌ترین مقدار Tol نیز مربوط به همین عامل و برابر با ۰/۱۰۱ است. این موضوع به دلایل ماهیت و ویژگی‌های مخصوص این پارامتر و تفاوت آن با سایر عوامل مربوط می‌شود.

سپس در پژوهش حاضر ۱۳ عامل مؤثر بر وقوع سیلاب استفاده شده است. انتخاب این عوامل بر اساس مبانی نظری هیدرولوژی، مطالعات پیشین و کاربرد گسترده آن‌ها در پژوهش‌های مشابه انجام شده است، به گونه‌ای که نقش مؤثر متغیرهای توپوگرافی، هیدرولوژیکی، اقلیمی، زمین‌شناسی و پوشش سطح زمین در کنترل فرآیندهای تولید رواناب و تمرکز جریان به خوبی در ادبیات علمی تأیید شده است.

مطالعات متعددی نشان داده‌اند که ترکیب این شاخص‌ها در چارچوب سامانه اطلاعات جغرافیایی و مدل‌های یادگیری ماشین، دقت بالایی در پیش‌بینی مناطق مستعد سیلاب ایجاد می‌کند (Tehrany, Pradhan & Jebur, 2015; Rahmati, Zeinivand & Besharat, 2016; Costache et al., 2021; Chen, Li & Hong, 2021; Wang, Li, Jied & Zhang, 2025b) از این رو استفاده از این ۱۳ عامل در پژوهش حاضر از پشتوانه علمی برخوردار بوده و با استانداردهای مطالعات بین‌المللی همخوانی دارد.

جدول ۱- آزمون تشخیص هم خطی عوامل مؤثر

Table 1- Collinearity diagnostic test of the influencing factors

پارامترها Parameters	بررسی هم‌خطی Multilinear detection	
	Tol	VIF
کاربری اراضی Landuse	0.621	1.154
ارتفاع Elevation	0.566	1.471
لیتولوژی Lithology	0.755	1.695
شیب Slope	0.507	1.502
جهت شیب Aspect	0.202	2.144
فاصله از آبراهه Distance to river	0.478	1.398
بارش Rainfall	0.654	1.241
خاک Soil	0.501	1.135
انحنای Curvature	0.164	2.407
تراکم زهکشی Drainage density	0.359	1.372
TWI	0.156	2.708
SPI	0.203	2.514
NDVI	0.101	3.231

شیب تند منجر به افزایش سرعت جریان آب و رواناب سطحی می‌شود و در عین حال، میزان نفوذ آب را کاهش می‌دهد (Fernández & Lutz, 2010). در مقابل، شیب ملایم‌تر با عمق سیلاب بیشتر ارتباط دارد. این تفاوت در زاویه شیب، تأثیر قابل توجهی بر رفتار سیلاب در سطح زمین دارد. در شیب‌های صفر تا ۲۰ درجه در حوضه، تأثیر عامل شیب در سرعت رواناب مشهودتر است. سرعت و حرکت رواناب در این شیب سریع‌تر رخ می‌دهد و میزان رواناب سطحی به حدی افزایش می‌یابد که می‌تواند منجر به سیلاب‌های ناگهانی و تخریبی در مسیرهای طبیعی و کانال‌های هدایت فوری شود. ارتفاعات پایین‌تر، به ویژه در مناطقی که رواناب‌ها به سمت آن‌ها جریان دارند، مستعدتر به وقوع سیلاب هستند. این مناطق در مقایسه با ارتفاعات بالاتر، پتانسیل بیشتری جهت وقوع سیلاب‌ها دارند (Li, Wu, Dai & Xu, 2012). این امر به دلیل موقعیت جغرافیایی آن‌ها است که باعث می‌شود آب‌های روان به سمت این مناطق جاری شوند (Nedkov & Burkhard, 2012). در حوضه مطالعاتی، ارتفاع ۱۰۰۰ متر نقش مهمی در فرآیندهای هیدرولوژیکی و پدیده سیلاب در حوضه کشف‌رود ایفا می‌کند. در ارتفاعات نزدیک به ۱۰۰۰ متر، کاهش دما نسبت به مناطق پایین‌تر منجر به تغییر در نوع و توزیع بارش می‌گردد که غالباً به صورت برف، باران یا ترکیبی از هر دو ظاهر می‌شود. همچنین

ارتفاع بر ویژگی خاک و نفوذپذیری خاک منطقه تأثیر می‌گذارد. در ارتفاع ۱۰۰۰ متر، خاک‌ها به علت حضور رطوبت زیاد و فرآیندهای اقلیمی، اغلب نفوذپذیری پایین‌تری دارند یا به اصطلاح میزان آب نفوذ یافته به زمین کاهش یافته است. این وضعیت، میزان رواناب سطحی را افزایش می‌دهد و از آنجا که رواناب سریع‌تر و بیشتر می‌شود، پتانسیل وقوع سیلاب‌های ناگهانی در این مناطق ارتقا می‌یابد. تحقیقات اخیر در زمینه هیدرولوژی سیلاب بر اهمیت انحنا به عنوان یک عامل کلیدی در پویایی سیلاب تأکید کرده‌اند (Hong et al., 2018; Ahmadlou et al., 2019; Ngo et al., 2020). شیب‌های محدب به دلیل شکل منحنی خود، جریان آب سطحی را تسریع می‌کنند و این امر می‌تواند بر نفوذ آب در خاک و اشباع آن تأثیرگذار باشد. این ویژگی‌های هندسی در درک و مدل‌سازی سیلاب‌ها نقش مهمی ایفا می‌کنند (Cao et al., 2016). انحناهای مختلف زمین شامل انحناهای محدب، مقعر و مسطح نقش مهمی در فرآیندهای هیدرولوژیکی و پدیده سیلاب در حوضه کشف‌رود ایفا می‌کنند. در انحناهای محدب، سطح زمین رو به بالا است، که باعث می‌شود رواناب‌ها در این نوع سطح‌بندی، به سمت پایین منطقه هدایت شوند. این انحنا ممکن است منجر به تجمع آب در بخش‌هایی شود که در مسیر سیلاب‌ها قرار دارند و در صورت تداوم بارش‌های سنگین، باعث افزایش حجم رواناب و شدت سیلاب در حوضه شود.

در این پژوهش، شاخص‌های SPI، TWI، فاصله از رودخانه، تراکم زهکشی و بارش به‌عنوان مهم‌ترین متغیرهای اثرگذار بر فرآیندهای سیلاب در حوضه کشف‌رود شناسایی شدند. شاخص TWI، به‌عنوان یکی از شاخص‌های پایه در تحلیل‌های هیدرولوژیکی و ژئومورفولوژیکی، بیانگر الگوهای تجمع رطوبت و تمرکز جریان سطحی است؛ به‌گونه‌ای که مقادیر بالاتر آن با افزایش سرعت رواناب، کاهش زمان پاسخ حوضه و در نهایت تشدید خطر سیلاب همراه است (Wang, Zhao, Li & Zhang, 2025c). شاخص SPI نیز توان و ظرفیت آبراهه برای انتقال رواناب را توصیف می‌کند و مقادیر پایین آن نشان‌دهنده محدودیت ظرفیت کانال‌ها و افزایش احتمال انباشت آب و بروز سیلاب در بارش‌های شدید است (Zhao et al., 2025). افزون بر این، فاصله از رودخانه به عنوان یکی از عوامل تعیین‌کننده شدت سیلاب عمل می‌کند؛ به گونه‌ای که نواحی نزدیک‌تر به رودخانه به دلیل تمرکز سریع رواناب و کوتاه بودن مسیر انتقال، آسیب‌پذیری بیشتری دارند (Choubin et al., 2019; Malik et al., 2020). تراکم زهکشی نیز با تسهیل هدایت سریع رواناب، کاهش نفوذ و افزایش تمرکز جریان به ویژه در نواحی شیب‌دار، احتمال وقوع سیلاب‌های ناگهانی را تشدید می‌کند (Chapi et al., 2017).

شدت و مدت بارش باران عوامل کلیدی در ایجاد سیلاب هستند، که می‌تواند منجر به پیامدهای جدی شود (Kron, 2002) (Marchi, Borga, Preciso & Gaume, 2010). در حوضه مطالعاتی، محدوده بارش (۳۰۰-۱۰۰ میلی‌متر)، تجمع بارش و افزایش سطح اشباع خاک، سبب می‌شود که مقدار قابل توجهی رواناب سطحی ایجاد گردد. بنابراین، حجم رواناب و شدت پدیده سیلاب در مواردی که دیگر پارامترهای محیطی و هیدرولیکی هم‌سو باشند، به طور قابل توجهی افزایش می‌یابد. در این شرایط، احتمال توسعه شاخص‌های خطر سیلاب در مناطقی با شیب مناسب و سیستم زهکشی نامناسب افزایش می‌یابد. زمین‌شناسی می‌تواند با توجه به تفاوت‌هایی که در نفوذپذیری مواد سنگی و رسوبی وجود دارد در روند وقوع سیلاب نقش دارد (Khosravi et al., 2019). در حوضه کشف‌رود، نواحی شامل سنگ‌های نفوذپذیر مانند رسوبات آبرفتی و آهکی، فرآیند نفوذ و ذخیره آب در خاک و سازندهای سنگی در سطح حوضه بهبود یافته و این عوامل، توانایی مدیریت رواناب و کاهش تنش‌های سطحی و زیرسطحی را افزایش می‌دهند. به‌علاوه، این نوع زمین‌شناسی، با فراهم آوردن فضایی برای نفوذ آب، سهم قابل توجهی در کاهش میزان رواناب سطحی و در نتیجه، کاهش خطر وقوع سیلاب‌های ناگهانی دارد. بنابراین، سازندهای نفوذپذیر، در صورت عدم مدیریت مناسب، ممکن است در عین حال، سبب نفوذ زیاد و کاهش جریان رواناب سطحی در مناطق تحت پوشش خود شوند، اما در مقایسه با رسوب‌های مقاومت‌پذیر، نقش کمتری در تمرکز رواناب سطحی دارند. در مقابل، سنگ‌ها و سازندهای مقاوم و نفوذناپذیر، شامل سنگ‌های سخت و رسوبات غیرقابل نفوذ، غالباً منجر به تجمع رواناب، افزایش سطح آب زیرزمینی و افزایش حساسیت منطقه نسبت به سیلاب می‌شوند. این ساختارها، به خصوص در مناطق شیب‌دار و کم‌نفوذ، موجب کاهش هدایت آب و ایجاد مخازن طبیعی در سطح منطقه شده و در زمان بارش‌های

سنگین، میزان رواناب سطحی و پتانسیل توسعه سیلاب را افزایش می‌دهند. همچنین زمین‌شناسی به‌طور مستقیم بر ساختار شبکه زهکشی، میزان ذخیره آب در خاک و میزان رواناب سطحی تأثیر می‌گذارند.

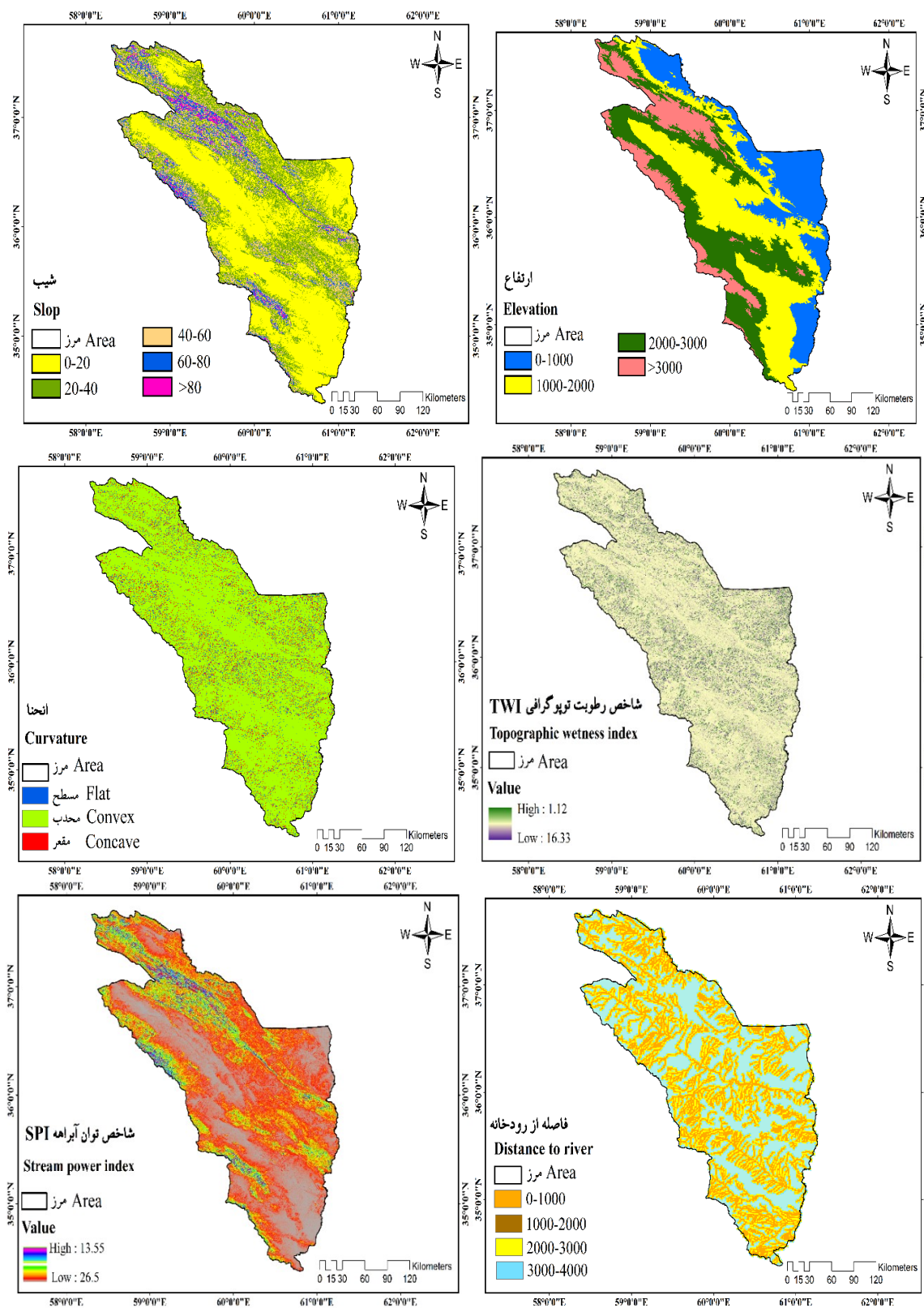
کاربری اراضی در یک منطقه، رواناب سطحی، میزان نفوذ آب و تعادل تبخیر و تعرق را تحت تأثیر قرار می‌دهد. این عناصر به‌طور قابل توجهی بر الگوی استفاده از زمین و تنوع پوشش گیاهی در یک اکوسیستم خاص تأثیر می‌گذارند (Zhang et al., 2020). در حوضه مورد مطالعه در اراضی کشاورزی و مراتع، میزان نفوذپذیری خاک غالباً بالا است و این نوع کاربری به افزایش فرآیند نفوذ آب به خاک و کاهش رواناب سطحی منجر می‌شود. این فرآیند، با کاهش حجم رواناب و تغییر در زمان پاسخ سیستم، نقش مهمی در کاهش یا کنترل پدیده سیلابی ایفا می‌کند؛ البته در صورت وجود مداخلاتی همچون سدها یا کانال‌های کنترل نشده، ممکن است نتیجه برعکس باشد. در مقابل، توسعه شهرسازی، فعالیت‌های صنعتی و سایر کاربری‌های ساختمان‌سازی، معمولاً با تغییر کاربری اراضی طبیعی به سازه‌های مقاوم و سخت، سطح نفوذپذیری خاک را کاهش می‌دهد. این تغییر، با افزایش نرخ رواناب سطحی، کاهش فرآیند نفوذ و افزایش حجم رواناب، خطر بروز سیلاب‌های ناگهانی و شدید را در منطقه افزایش می‌دهد. کاربری اراضی شهری و ساخت‌وسازهای گسترده، همچنین به علت کاهش عوارض طبیعی، انعطاف‌پذیری سامانه‌های طبیعی در مقابل سیلاب را کاهش می‌دهند و در شرایط بارش‌های سنگین، سیستم‌های زهکشی ناکافی یا قدیمی، به شدت تحت فشار قرار می‌گیرند و پدیده رواناب سطحی و سیلاب، به سرعت بروز می‌یابد. علاوه بر این، تغییر کاربری اراضی می‌تواند در بلندمدت منجر به تغییرات اقلیم منطقه شده و رفتارهای هیدرولوژیکی را تغییر دهد که این تغییرات نقش بیشتری در وقوع سیلاب‌ها ایفا می‌کنند.

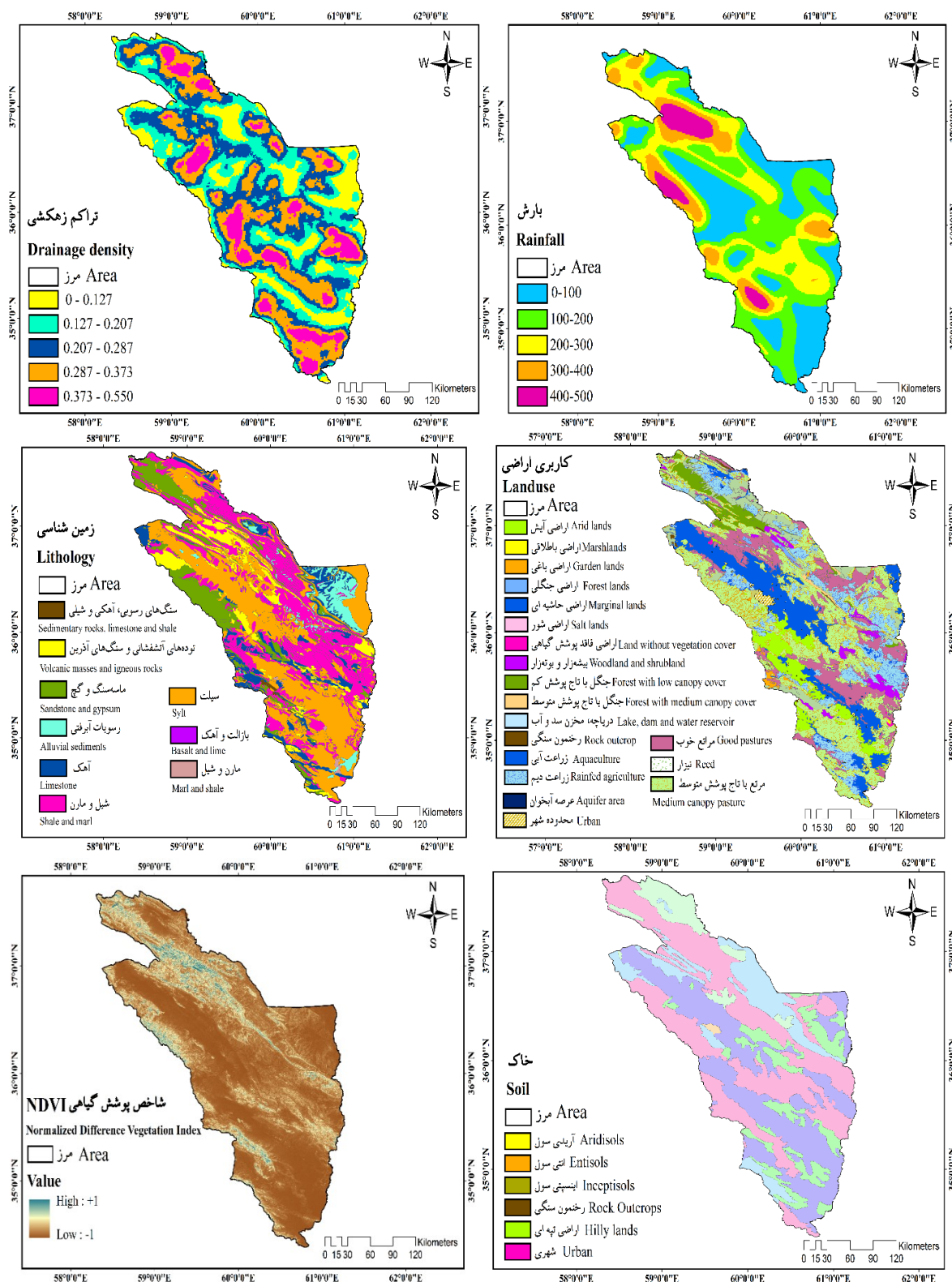
تأثیر مقادیر شاخص پوشش گیاهی NDVI در محدوده‌های +۱ و -۱ بر پدیده سیلاب در حوضه کشف‌رود، نشان‌دهنده تفاوت‌های اساسی در وضعیت پوشش گیاهی و فرآیندهای هیدرولوژیکی مرتبط با آن است. شاخص نام برده به عنوان شاخصی کمی برای ارزیابی سلامت و تراکم پوشش گیاهی است. NDVI مثبت در حوضه، نشانگر پوشش گیاهی سالم، غنی و متراکم است. این وضعیت با افزایش توده گیاهی، استحکام خاک، تثبیت و ساختار ریشه‌ای مناسب، فرآیندهای نفوذ و جذب آب را بهبود می‌بخشد. در نتیجه، نفوذپذیری خاک افزایش یافته و میزان رواناب سطحی کاهش می‌یابد. این حالت منجر به کاهش شدت و سرعت پاسخ سیستم هیدرولوژیکی به بارش می‌شود، به طوری که فرآیندهای طبیعی کاهش سیلاب فعال‌تر می‌گردند و خطر وقوع سیلاب‌های ناگهانی و متمرکز کم می‌شود. در مقابل، NDVI منفی، نشانگر کاهش یا نبود پوشش گیاهی است. این وضعیت معمولاً در نتیجه تخریب بی‌رویه زیست‌محیطی، تغییر کاربری اراضی یا تخریب جنگل‌ها و مراتع دیده می‌شود. در این حالت، خاک‌ها، بدون حفاظت گیاهی، آسیب‌پذیرتر می‌گردند، نفوذپذیری کاهش یافته یا خاک در معرض فرسایش قرار می‌گیرد، و سطح خاک ناپایدار و غیرقابل کنترل می‌شود. نتیجه این وضعیت، تمرکز رواناب، افزایش حجم آن و بروز سیلاب‌های سریع و مخرب است، زیرا فرآیندهای طبیعی کاهش اوج سیلاب مختل می‌گردد. خاک، عنصری کلیدی در پدیده سیلاب است (Souissi et al., 2020). بافت خاک، عامل تعیین‌کننده‌ای در شکل‌گیری الگوی رواناب سطحی، میزان نفوذ و گسترش سیلاب است. این ارتباط تنگاتنگ، بر اهمیت درک خصوصیات خاک در مدیریت و پیش‌بینی سیلاب‌ها تأکید دارد. مطالعات نشان می‌دهد که بافت خاک، تأثیر قابل توجهی بر رفتار آب در سطح زمین و زیر زمین دارد، و در نتیجه، درک آن برای مدیریت حوادث مرتبط با آب ضروری است (Zhang, Chen, Li & Zhao, 2019). خاک‌های آرییدی سول در حوضه، معمولاً در مناطق کویری و نیمه‌کویری مشاهده می‌شود و ویژگی اصلی آن پایین بودن نفوذپذیری است که ناشی از ساختار شنی و سنگین بودن آن است. در چنین خاک‌هایی، فرآیند نفوذ آب محدود است و رواناب‌ها به صورت رواناب سطحی حرکت می‌کند. این وضعیت، در اندازه‌گیری‌های هیدرولوژیکی منجر به افزایش حجم رواناب سطحی و احتمال تمرکز رواناب در مسیرهای محدود و بروز سیلاب‌های ناگهانی می‌شود، افزون بر اینکه، باعث تحریک فرسایش و افزایش رسوبات سطحی می‌شود. خاک‌های انتی سول غالباً در نواحی مرطوب‌تر و در نواحی کم‌ارتفاع‌تر، با ساختارهای رسی تشکیل می‌شوند. ویژگی کلیدی آن‌ها، محدود بودن نفوذپذیری و ظرفیت بالا برای نگهداری آب است که می‌تواند منجر به اشباع شدن خاک و کاهش نفوذپذیری در دوره‌های مکرر بارش شود.

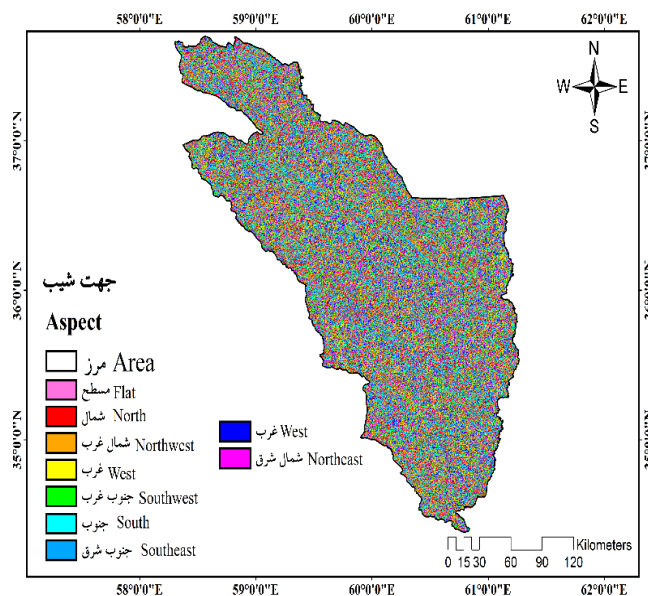
نتیجه این است که، پس از وقوع بارش‌های سنگین، رواناب سطحی به شدت افزایش یافته و پتانسیل توسعه سیلاب‌های شدید و تمرکز یافته بالا می‌رود. خاک‌های اینسپتی سول معمولاً در مناطق مرطوب و در بستر رودخانه‌ها و مجاورت آبگیرهای طبیعی حوضه قرار دارند و ساختاری متراکم دارند. نفوذپذیری پایین، میزان نگهداری آب بالا و تمایل به رسوب‌گذاری در این خاک‌ها، باعث افزایش رواناب سطحی و تمرکز رواناب می‌شود. در زمان بارش‌های سنگین، این نوع خاک‌ها توانایی انتقال و نفوذ آب را ندارند و سرعت تجمع رواناب در سطح منطقه را بالا می‌برند که میزان خطر وقوع سیلاب را افزایش می‌دهد. تأثیر جهت شیب در پدیده سیلاب در حوضه کشف‌رود به روابط بین جهت شیب سطح زمین، روند رواناب و فرآیندهای هیدرولیکی مرتبط با هدایت رواناب برمی‌گردد. جهت شیب شمالی در حوضه، معمولاً در مناطق معتدل و به سمت مناطق پایین‌دست، آب را به سمت مناطق مرتبط هدایت می‌کند و در برخی مناطق، باعث تمرکز رواناب در نواحی خاص می‌شود. این جهت، به خصوص در ترکیب با ساختار زمین، منجر به تجمع رواناب در بخش‌های محدودی از حوضه می‌شود و در نتیجه، توسعه سیلاب‌ها را تسهیل کند. همچنین، شمالی بودن شیب در نواحی مرتفع می‌تواند منجر به هدایت سریع آب از دامنه‌های مرتفع به سمت رودخانه‌های اصلی شود که در صورت بارش سنگین، سرعت و شدت سیلاب را افزایش می‌دهد. در جهت شیب شرقی، مسیر حرکت رواناب غالباً به سمت شرق است و با توجه به ساختار ژئومورفولوژیکی منطقه، ممکن است جریان آب به سمت حوضه‌های داخلی یا حومه‌ها هدایت شود. در جهت شیب غربی، وضعیت مشابه جهت شرقی است، اما در برخی موارد، با توجه به توزیع شیب و ساختار زمین، جریان آب به سمت غرب هدایت می‌شود و ممکن است باعث تمرکز رواناب در نواحی خاصی گردد. در مواردی، شیب غربی، در صورت تند و شدت، می‌تواند سرعت جریان آب را افزایش دهد و سیلاب‌هایی ناگهانی و شدید در مسیرهای محدود توسعه دهد (شکل ۲).

نقشه‌های پهنه بندی سیلاب

در این مطالعه، روش شکست طبیعی برای تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی سیلاب به کار گرفته شده است. این روش طبقه‌بندی، مقادیر را به گروه‌هایی با واریانس درون‌کلاسی حداقل تقسیم می‌کند. الگوریتم طبقه‌بندی، با بهینه‌سازی اختلافات درون و بین کلاس‌ها، مرزهای کلاس‌ها را مشخص می‌سازد (Choubin et al., 2019). جهت مدل‌سازی الگوریتم‌ها ابتدا تعداد نقاط سیلابی و غیرسیلابی (در مجموع ۱۴۵ نقطه) با کدهای ۰ و ۱ مشخص شدند. سپس، داده‌ها به صورت تصادفی به دو بخش تقسیم شدند: ۷۰ درصد برای آموزش و ۳۰ درصد برای آزمایش مدل. نتایج نشان می‌دهد که در مدل LMT (شکل ۳)، ۸۱/۲۳ درصد حوضه در پهنه‌های خطر متوسط تا خیلی زیاد قرار دارد. در مدل RF (شکل ۴)، این مقدار ۶۸/۴۴ درصد می‌باشد. پهنه‌های پرخطر عمدتاً در سازنده‌های مقاوم حوضه مشاهده می‌شوند. سنگ‌ها و سازنده‌های مقاوم از جمله سنگ‌های دگرگونی یا آذرین، معمولاً نفوذپذیری پایینی دارند و نقش موانع طبیعی برای نفوذ آب ایفا می‌کنند. در این شرایط، رواناب سطحی بیشتر و با سرعت بالا حرکت می‌کند که منجر به توسعه سیلاب‌های متمرکز و ناگهانی در مناطق شیب‌دار و یا در مسیرهای محدود حوضه می‌شود. عوامل متنوعی در ایجاد سیلاب‌ها در این حوضه نقش دارند. نوع کاربری زمین، به‌ویژه در بخش مرکزی حوضه، با پوشش مرتعی، رواناب را تشدید می‌کند. شیب ملایم حوضه، رواناب را با سرعت بیشتری هدایت می‌کند و حجم قابل توجهی از آب را از خروجی حوضه خارج می‌نماید. طول شیب‌های شمال غربی و جنوب شرقی، انرژی جنبشی رواناب را افزایش می‌دهد. شکل محدب حوضه نیز به عنوان عاملی در تشدید آبدوی و در نتیجه افزایش احتمال وقوع سیل عمل می‌کند. بارندگی، به‌ویژه بارش‌های شدید و کوتاه‌مدت بهاری، یکی از عوامل کلیدی سیلاب‌هاست. ویژگی‌های خاک و پوشش گیاهی نیز بر شدت رواناب تأثیرگذارند؛ خاک غیرقابل نفوذ و پوشش گیاهی ضعیف، سرعت رواناب را بیشتر می‌کنند. علاوه بر این، فعالیت‌های انسانی مانند چرای بی‌رویه دام، شخم‌زدن نامناسب در شیب‌ها و تخریب مراتع، به همراه سازنده‌های زمین‌شناسی غیرقابل نفوذ، در مجموع بر وقوع سیل در این حوضه تأثیرگذار هستند.

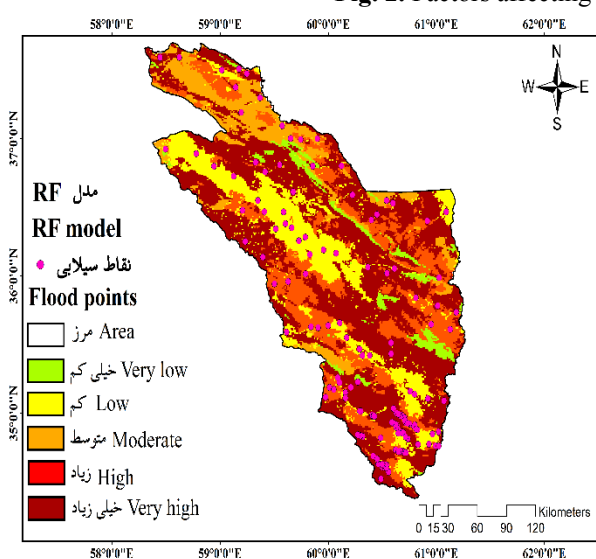






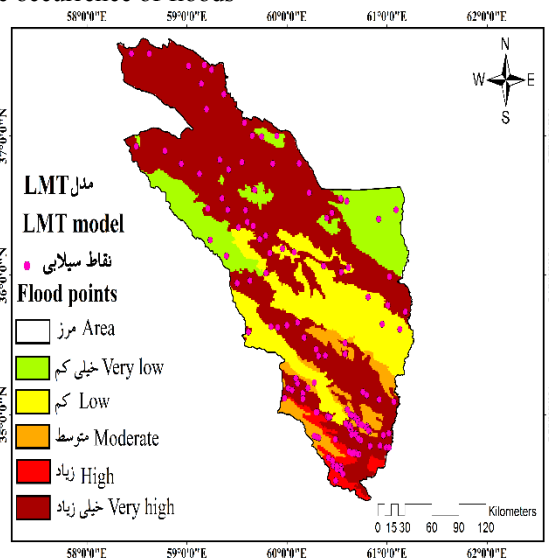
شکل ۲- عوامل مؤثر بر وقوع سیلاب

Fig. 2. Factors affecting the occurrence of floods



شکل ۴- نقشه پهنه‌بندی سیلاب با مدل RF

Fig. 4. Flood zoning map with RF model



شکل ۳- نقشه پهنه‌بندی سیلاب با مدل LMT

Fig. 3. Flood zoning map with LMT model

از نظر الگوی مکانی، هر دو مدل بیشترین پهنه‌های پرخطر را در نواحی دارای سازندهای زمین‌شناسی مقاوم و کم‌نفوذ نشان می‌دهند. این سازندها، به‌ویژه سنگ‌های آذرین و دگرگونی، به دلیل نفوذپذیری پایین، موجب افزایش رواناب سطحی و تمرکز جریان می‌شوند. با این حال، تفاوت اصلی دو مدل در نحوه تلفیق و وزن‌دهی عوامل مؤثر بروز سیلاب است؛ به‌گونه‌ای که مدل LMT به دلیل ساختار درختی - رگرسیونی خود، روابط شرطی بین متغیرها (مانند هم‌زمانی شیب، لیتولوژی و کاربری زمین) را دقیق‌تر

شناسایی کرده و در نتیجه پهنه‌های پرخطر را به صورت متمرکزتر و واقع‌بینانه‌تر در نواحی شیب‌دار، مسیرهای محدود جریان و مناطق مستعد سیلاب ناگهانی نمایش می‌دهد.

در مقابل، مدل RF با بهره‌گیری از تجمیع تعداد زیادی درخت تصمیم، حساسیت بالایی نسبت به تغییرات محلی متغیرها دارد و همین ویژگی باعث می‌شود بخش وسیع‌تری از حوضه، به ویژه مناطق با شیب ملایم، پوشش مرتعی ضعیف، خاک‌های کم‌نفوذ و فاصله کم از شبکه زهکشی، در کلاس‌های خطر متوسط تا زیاد قرار گیرند. این امر بیانگر آن است که RF گرایش بیشتری به تعمیم فضایی خطر سیلاب در سطح حوضه دارد و نواحی بالقوه سیل‌خیز را با دامنه گسترده‌تری مشخص می‌کند.

عوامل محیطی نظیر نوع کاربری زمین در بخش مرکزی حوضه، شیب ملایم عمومی، طول شیب‌های شمال‌غربی و جنوب‌شرقی، شکل محدب حوضه، بارش‌های شدید و کوتاه‌مدت بهاری، ویژگی‌های خاک و پوشش گیاهی ضعیف در هر دو مدل نقش مهمی در تعیین پهنه‌های پرخطر داشته‌اند. با این حال، مدل LMT اثر متقابل این عوامل را به گونه‌ای منعکس می‌کند که تمرکز رواناب، افزایش انرژی جنبشی جریان و کاهش زمان پاسخ حوضه به صورت واضح‌تری در نقشه خطر نمایان می‌شود. همچنین، تأثیر فعالیت‌های انسانی نظیر چرای بی‌رویه دام، تخریب مراتع و شخم‌زدن نامناسب در شیب‌ها، در خروجی LMT به صورت موضعی‌تر و منطبق‌تر با واقعیت‌های میدانی مشاهده می‌شود.

در مجموع، تفاوت بین نقشه‌های LMT و RF نشان‌دهنده این واقعیت است که LMT با شناسایی دقیق‌تر مناطق پرخطر و محدود کردن پهنه‌های سیلاب به نواحی واقعاً مستعد، برای مدیریت ریسک و برنامه‌ریزی محلی مناسب‌تر است، در حالی که RF با پوشش گسترده‌تر مناطق مستعد، دیدی جامع‌تر اما محافظه‌کارانه‌تر از خطر سیلاب در مقیاس حوضه ارائه می‌دهد. این تفاوت عملکرد، اهمیت استفاده از رویکردهای مقایسه‌ای و انتخاب مدل متناسب با هدف مطالعه (مدیریت محلی یا برنامه‌ریزی کلان) را در ارزیابی خطر سیلاب در حوضه کشف‌رود نشان می‌دهد.

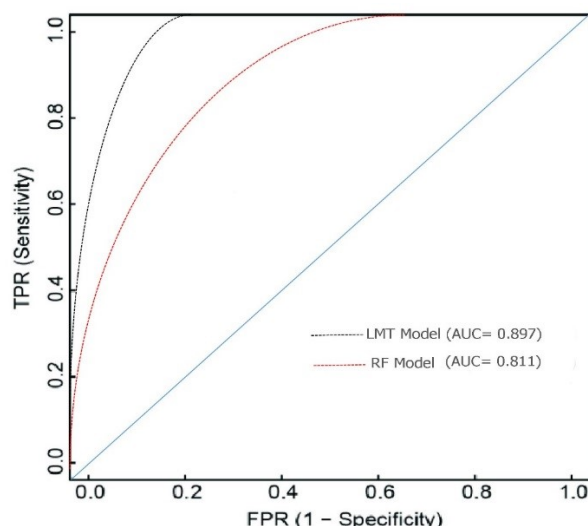
ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها

در جدول ۲ و شکل ۵ عملکرد الگوریتم‌ها با شاخص‌های آماری ارزیابی شده است. در جدول ۲ نتایج نشان می‌دهد که شاخص‌های آماری در میان الگوریتم‌ها روند نسبتاً یکنواختی را دنبال می‌کنند. شاخص آماری الگوریتم LMT در بالاترین سطح قرار دارد که حاکی از عملکرد مطلوب کلی الگوریتم‌های به‌کاررفته در این مطالعه است. این نتایج نشان‌دهنده کارایی و دقت الگوریتم‌ها در پردازش داده‌ها و ارائه نتایج معنادار است. تحلیل عملکرد الگوریتم‌های RF و LMT در این پژوهش، نتایج قابل توجهی را به دست داد. همچنین الگوریتم LMT با مقدار AUC برابر ۰/۸۹۷، دقت بالایی را در پیش‌بینی نشان داد. در مقایسه، الگوریتم RF نیز با مقدار AUC ۰/۸۱۱، عملکرد قابل قبولی داشت. این مقادیر AUC حاکی از کارایی و دقت الگوریتم‌ها در این مطالعه است.

جدول ۲- شاخص‌های اعتبارسنجی الگوریتم‌ها

Table 2- Validation indices of the algorithms

پارامترها Parameters	LMT	RF
SST	85.011	80.99
SPF	80.022	78.12
ACC	71.24	66.18
Kappa	82.03	76.24
AUC	0.897	0.811



شکل ۵- نتایج صحت سنجی منحنی ROC و AUC

Fig. 5. ROC and AUC curve validation results

عوامل شیب و ارتفاع به عنوان مهمترین عوامل در میزان سرعت و تمرکز جریان سطحی نقش دارند. نتایج نشان می‌دهد که شیب‌های تند و ارتفاعات ۰ تا ۱۰۰۰ متر باعث افزایش سرعت جریان رواناب شده و در نتیجه، خطر توسعه سیلاب را ارتقاء می‌بخشند. یافته‌های این مطالعه مبنی بر تأثیر شیب‌های تند و ارتفاعات ۰ تا ۱۰۰۰ متری در افزایش سرعت جریان و خطر سیلاب، با تحقیقات جدید لی و همکاران (Li, Wang, Zhang & Chen, 2024) و ژانگ و همکاران (Zhang, Liu, Gao & Ma, 2025) همسو است. لی و همکاران (Li et al., 2024) در مطالعه‌ای با استفاده از مدل‌های هیدرولوژیکی پیشرفته نشان دادند که شیب‌های تندتر باعث افزایش سرعت رواناب و کاهش زمان تمرکز جریان می‌شوند، که این امر خطر سیلاب را به طور قابل توجهی افزایش می‌دهد. همچنین، ژانگ و همکاران (Zhang et al., 2025) با تحلیل داده‌های توپوگرافی و هیدرولوژیکی در حوضه‌های مختلف، تأکید کردند که ارتفاعات پایین‌تر به دلیل نزدیکی به مسیرهای اصلی جریان، بیشتر در معرض خطر سیلاب قرار دارند. انحنای نیز به عنوان شکل زمین، در تعیین مسیر جریان و تمرکز آب مؤثر است، به طوری که مناطقی با انحنای شدید معمولاً با تمرکز بیشتر آب و بروز سیلاب‌های شدید همراه هستند. نتایج حاضر در مورد تأثیر انحنای شدید زمین بر تمرکز آب و بروز سیلاب‌های شدید، با یافته‌های چن و همکاران (Chen, Xu, Li & Huang, 2024) و وانگ و همکاران (Wang et al., 2025c) همخوانی دارد. چن و همکاران (Chen et al., 2024) با استفاده از مدل‌های دیجیتال ارتفاعی (DEM) نشان دادند که انحنای شدید در توپوگرافی می‌تواند باعث تجمع آب و افزایش خطر سیلاب شوند. همچنین، وانگ و همکاران (Wang et al., 2025c) با تحلیل داده‌های لیزری (LiDAR) تأکید کردند که شکل زمین نقش کلیدی در تعیین مسیر جریان و تمرکز آب دارد. فاصله از رودخانه و تراکم زهکشی در ارزیابی نقش عوامل طبیعی در وقوع سیلاب اهمیت دارند. فاصله کمتر از رود موجب تمرکز بالای آب و کاهش زمان تخلیه می‌شود، در حالی که تراکم زهکشی بالا معمولاً نشان‌دهنده سیستم‌های زهکشی طبیعی و سریع است که در صورت فشار بارش، می‌تواند زمینه‌ساز بروز سیلاب‌های گسترده باشد. فاصله کمتر از رودخانه و تراکم زهکشی بالا به عنوان عوامل مؤثر در تمرکز آب و بروز سیلاب، با تحقیقات لیو و همکاران (Liu, Song, Wang & Zhang, 2024) و کومار و همکاران (Kumar, Singh, Sharma & Gupta, 2025) همسو است. لیو و همکاران (Liu et al., 2024) با استفاده از مدل‌های هیدرودینامیکی نشان دادند که مناطق نزدیک به رودخانه‌ها به دلیل زمان تخلیه کمتر، بیشتر در معرض خطر سیلاب قرار دارند. همچنین، کومار و همکاران (Kumar et al., 2025) با تحلیل داده‌های شبکه زهکشی طبیعی، تأکید کردند که تراکم زهکشی بالا می‌تواند در صورت بارش‌های شدید، زمینه‌ساز سیلاب‌های گسترده باشد.

در مقابل، زمین‌شناسی و نوع خاک، تعیین‌کننده نفوذپذیری و میزان تجمع رواناب در خاک هستند؛ سازندهای غیر قابل نفوذ و خاک‌های رسی، در افزایش سطح آب زیرزمینی و توسعه سیلاب نقش دارند.

یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که سازندهای قابل نفوذ و خاک‌های رسی از عوامل کلیدی در کاهش نفوذ و در نهایت تشدید رواناب سطحی و توسعه سیلاب در حوضه مورد مطالعه هستند. این نتایج با مطالعات اسمیت و همکاران (Smith, Johnson, Williams, 2024) و جانسون و همکاران (Johnson, Lee, Kim & Park, 2025) همخوانی دارد، اما وجه تمایز پژوهش حاضر در تبیین سازوکار فیزیکی اثرگذاری این عوامل در مقیاس حوضه‌ای است. کاهش نفوذپذیری در خاک‌های رسی و واحدهای زمین‌شناسی کم‌نفوذ نه تنها باعث افزایش حجم رواناب می‌شود، بلکه با بالا آوردن سطح آب زیرزمینی، ظرفیت ذخیره موقت خاک را نیز محدود می‌کند؛ فرآیندی که منجر به واکنش سریع حوضه به بارش‌های کوتاه‌مدت و افزایش احتمال سیلاب می‌گردد. در این راستا، مطالعات اسمیت و همکاران (Smith et al., 2024) کاهش نفوذپذیری خاک را عامل اصلی افزایش رواناب معرفی کرده‌اند، در حالی که جانسون و همکاران (Johnson et al., 2025) با تأکید بر داده‌های ژئوفیزیکی نشان می‌دهند که ترکیب ویژگی‌های خاک و زمین‌شناسی، حساسیت مناطق به سیلاب را تشدید می‌کند. نتایج حاضر این یافته‌ها را تأیید کرده و نشان می‌دهد که اثر هم‌زمان این عوامل در حوضه مورد مطالعه، نقش تعیین‌کننده‌تری نسبت به هر عامل به‌صورت منفرد دارد.

از سوی دیگر، کاربری اراضی و وضعیت پوشش گیاهی به عنوان عوامل انسانی - اکولوژیکی، نقش مهمی در تشدید خطر سیلاب ایفا می‌کنند. نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که مناطق با کاربری‌های توسعه یافته و پوشش گیاهی ضعیف، به دلیل کاهش ظرفیت نفوذ و افزایش رواناب سطحی، بیشترین پتانسیل سیلاب‌خیزی را دارند. این یافته‌ها با نتایج براون و همکاران (Brown, Green, 2024) و دیویس و همکاران (Davis, Wilson, Taylor & Evans, 2025) همسو است، اما تفاوت اصلی در این است که در پژوهش حاضر، کاهش پوشش گیاهی نه تنها به عنوان یک عامل مستقل، بلکه به عنوان عامل تشدیدکننده اثر زمین‌شناسی کم‌نفوذ تفسیر می‌شود. براون و همکاران (Brown et al., 2024) نشان دادند که کاربری‌های شهری و پوشش گیاهی کم موجب افزایش رواناب می‌شوند، در حالی که دیویس و همکاران (Davis et al., 2025) با استفاده از شاخص NDVI، رابطه معناداری بین کاهش پوشش گیاهی و افزایش خطر سیلاب گزارش کردند. نتایج حاضر این مطالعات را تکمیل کرده و نشان می‌دهد که در حوضه‌هایی با خاک رسی و سازندهای غیرقابل نفوذ، اثر منفی کاهش NDVI بر خطر سیلاب به طور قابل توجهی تشدید می‌شود. علاوه بر این، نوع زمین‌شناسی و جهت جغرافیایی با کنترل مسیر جریان، میزان تابش خورشیدی و رطوبت خاک، در تمرکز و هدایت رواناب نقش مکمل دارند. جهت‌های جغرافیایی که رطوبت خاک بیشتری را حفظ می‌کنند، در ترکیب با سازندهای کم‌نفوذ و پوشش گیاهی ضعیف، شرایطی فراهم می‌آورند که حتی بارش‌های با شدت متوسط نیز می‌توانند منجر به وقوع سیلاب شوند. این یافته بیانگر آن است که چرایی وقوع سیلاب در منطقه مورد مطالعه، حاصل برهم‌کنش پیچیده عوامل زمین‌شناسی، خاک، کاربری اراضی و پوشش گیاهی است و نمی‌توان آن را صرفاً به یک متغیر منفرد نسبت داد.

در مجموع، مقایسه تحلیلی نتایج این پژوهش با مطالعات پیشین نشان می‌دهد که تفاوت‌ها و شباهت‌های مشاهده شده بیش از آنکه ناشی از تفاوت روش‌ها باشد، ریشه در ساختار فیزیکی حوضه و نحوه هم‌افزایی عوامل طبیعی و انسانی دارد. این موضوع اهمیت حرکت از مقایسه‌های توصیفی به سمت تحلیل‌های علی را در مطالعات پهنه‌بندی خطر سیلاب برجسته می‌کند.

به‌طوری که جهت‌گیری زمین نسبت به جهات بارشی و تداخل با خطوط هم‌جهت می‌تواند الگوی جریان آب را تحت تأثیر قرار دهد. میزان خاک و شاخص‌های SPI، TWI و NDVI، نقش کمی و مکمل در تحلیل دارند. شاخص TWI نشان‌دهنده حساسیت منطقه به سیلاب بر اساس توزیع رطوبت است که در مناطق با TWI بالا، پتانسیل توسعه سیلاب بیشتر است. شاخص SPI میزان شدت و فراوانی بارش‌های ناگهانی را نشان می‌دهد و در مواقعی که این شاخص بالا باشد، احتمال وقوع سیلاب در مراحل کوتاه‌مدت افزایش می‌یابد. شاخص NDVI که نشان‌دهنده پوشش گیاهی است که هر چه کمتر باشد، سطح تراوش و نفوذ آب کاهش یافته و رواناب سطحی افزایش می‌یابد که این امر به توسعه و شدت سیلاب کمک می‌کند. یافته‌های حاضر در مورد اهمیت شاخص TWI

در حساسیت مناطق به سیلاب، با مطالعات لی و همکاران (Lee, Kim, Park & Choi, 2024) و پارک و همکاران (Park, Lee, Kim & Han, 2025) همخوانی دارد. لی و همکاران (Lee et al., 2024) با استفاده از مدل‌های هیدرولوژیکی نشان دادند که مناطق با TWI بالا، پتانسیل بیشتری برای توسعه سیلاب دارند. همچنین، پارک و همکاران (Park et al., 2025) با تحلیل شاخص SPI تأکید کردند که بارش‌های ناگهانی و شدید (با SPI بالا) می‌توانند خطر سیلاب را افزایش دهند. شاخص NDVI نیز به عنوان نشانگر پوشش گیاهی، با کاهش نفوذ آب و افزایش رواناب سطحی مرتبط است، که با یافته‌های گارسیا و همکاران (Garcia, Martinez, Lopez & Sanchez, 2025) همسو است. نتیجه‌گیری این مطالعه مبنی بر نقش مؤثرتر عوامل طبیعی (مانند شیب، ارتفاع، نوع خاک، و تراکم زهکشی) در مقایسه با عوامل انسانی، با تحقیقات مرز و همکاران (Merz, Vorogushyn & Apel, 2024) و دی بلداسار و همکاران (Di Baldassarre, Montanari, Lins & Van Loon, 2025) همسو است. این پژوهشگران نشان دادند که ویژگی‌های طبیعی و ژئومورفولوژیکی حوضه‌ها، نقش کلیدی در وقوع و گسترش سیلاب دارند و باید در برنامه‌ریزی‌های مدیریت سیلاب مورد توجه ویژه قرار گیرند.

نتایج نشان می‌دهد که عوامل طبیعی، به خصوص مواردی مانند شیب، ارتفاع، نوع خاک، ضریب تراکم زهکشی، نقش مؤثرتری در ایجاد و توسعه سیلاب در حوضه کشف‌رود نسبت به عوامل انسانی دارند. مطالعه حاضر نشان داد که اگرچه عوامل طبیعی مانند شیب، ارتفاع، نوع خاک و ضریب تراکم زهکشی دارای نقش محوری در ایجاد و تشدید سیلاب حوضه کشف‌رود هستند، اما شواهد موجود و تحلیل‌های مدل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین LMT و RF بیانگر آن است که نقش عوامل انسانی نیز در تحولات اخیر رخداد سیلاب کاملاً مشهود و غیرقابل انکار است. در بسیاری از مناطق که در گذشته سابقه سیلاب نداشته‌اند، گسترش اراضی شهری و صنعتی، افزایش سطوح نفوذناپذیر، حذف یا کاهش پوشش گیاهی طبیعی و دخل و تصرف مستقیم در مسیر رودخانه و آبراهه‌های فرعی باعث افزایش رواناب سطحی، کاهش ظرفیت نفوذ، و در نهایت افزایش ضریب تراکم زهکشی به صورت محلی شده است. عوامل انسان‌ساخت، حتی در مناطقی با خصوصیات طبیعی تقریباً ثابت، توانسته‌اند الگوی رخداد و شدت سیلاب را به طور معناداری دگرگون کنند. به بیان دیگر، پویایی مخاطره سیلاب در سال‌های اخیر نتیجه تعامل میان زمینه طبیعی حاکم بر حوضه و دخالت‌های انسانی فزاینده بوده است، به طوری که می‌توان عامل انسانی را به عنوان یکی از محرک‌های اصلی تغییرپذیری سیلاب در برخی زیرحوضه‌های مورد مطالعه دانست. بر همین اساس، مدیریت مخاطره سیلاب مستلزم توجه همزمان به ملاحظات زمین‌ریخت‌شناسی و همچنین راهبردهای کنترل و محدودسازی مداخلات انسانی در مناطق حساس خواهد بود.

لذا، استراتژی‌های مدیریت سیلاب باید بر شناخت و کنترل عوامل طبیعی تمرکز یابند، در حالی که تأثیرات عوامل انسانی در هماهنگی با این موارد ارزیابی و مدیریت شوند تا اثرات مخرب سیلاب کاهش یابد. نتایج این مطالعه حاکی از آن است که ویژگی‌های طبیعی و ژئومورفولوژیکی حوضه، چه به صورت مستقیم و چه غیرمستقیم، در فرآیند وقوع و گسترش سیلاب نقش حیاتی دارند. این عوامل، با تأثیرگذاری بر مسیر آب، ساختار طبیعی، نفوذپذیری خاک و پوشش گیاهی، به عنوان عناصر کلیدی در پدیده سیلاب شناخته می‌شوند. بنابراین، در برنامه‌ریزی‌ها و سیاست‌گذاری‌های مدیریت سیلاب، توجه ویژه به این ویژگی‌ها ضروری است، زیرا درک دقیق و جامع این عوامل، پایه‌ای اساسی برای طراحی راهکارهای مؤثر و پایدار در کنترل و کاهش اثرات سیلاب به شمار می‌رود. در مجموع، یافته‌های این مطالعه با بسیاری از پژوهش‌های جدید در زمینه هیدرولوژی و مدیریت مخاطرات طبیعی همخوانی دارد. با این حال، برخی مطالعات مانند سمپسون و همکاران (Sampson et al., 2024) و وینگ و همکاران (Wing et al., 2025) تأکید می‌کنند که عوامل انسانی (مانند تغییر کاربری اراضی و توسعه زیرساخت‌ها) نیز می‌توانند نقش مهمی در تشدید خطر سیلاب ایفا کنند. بنابراین، در برنامه‌ریزی‌های مدیریت سیلاب، باید همزمان به عوامل طبیعی و انسانی توجه شود و راهکارهای جامع و چند بعدی برای کاهش خطر سیلاب طراحی گردد.

نتیجه گیری

سیلاب به عنوان یکی از مخرب‌ترین مخاطرات طبیعی، هر ساله خسارات جبران‌ناپذیری به زیرساخت‌ها، اکوسیستم‌ها و جوامع انسانی وارد می‌کند. پژوهش حاضر با هدف تحلیل و پهنه‌بندی خطر سیلاب در حوضه کشف‌رود، از دو الگوریتم پیشرفته یادگیری ماشین LMT و RF بهره برده و نقش عوامل طبیعی و انسانی مؤثر بر وقوع سیلاب را مورد بررسی قرار داده است. نتایج نشان می‌دهد که عوامل ژئومورفولوژیکی و هیدرولوژیکی مانند شیب، ارتفاع، انحنا، فاصله از رودخانه، تراکم زهکشی، نوع خاک، سازندهای زمین‌شناسی، کاربری اراضی، و شاخص‌های TWI، SPI و NDVI، نقش تعیین‌کننده‌ای در شدت، تمرکز و توسعه سیلاب ایفا می‌کنند. شیب‌های تند و ارتفاعات ۰ تا ۱۰۰۰ متر، با افزایش سرعت جریان رواناب، خطر سیلاب را تشدید می‌کنند، در حالی که سازندهای قابل نفوذ و خاک‌های رسی، با کاهش نفوذپذیری، تجمع آب و گسترش سیلاب را تسریع می‌بخشند.

اگرچه ارتفاع به صورت مستقیم نمی‌تواند عاملی مستقل در افزایش سرعت جریان رواناب محسوب شود، اما در حوضه کشف‌رود، ارتباط میان ارتفاعات پایین‌تر (۰ تا ۱۰۰۰ متر) و شیب‌های تند محلی موجب تشدید سرعت رواناب و در نتیجه افزایش احتمال وقوع سیلاب شده است. در واقع، در این محدوده ارتفاعی، تغییرات توپوگرافی نسبتاً چشمگیر بوده و شیب متوسط دامنه‌ها باعث می‌شود که آب حاصل از بارندگی، پیش از نفوذ در خاک، به صورت رواناب سطحی جریان یابد. از سوی دیگر، در مناطق بسیار مرتفع‌تر (بیش از ۳۰۰۰ متر)، هرچند شیب‌ها ممکن است بیشتر باشند، اما به دلیل توپوگرافی پیچیده، ضخامت کمتر خاک، و سطح محدود بارش مؤثر، سهم این بخش‌ها در تولید رواناب قابل توجه نیست. بر این اساس، باید تأکید نمود که عامل مؤثر در افزایش سرعت جریان نه ارتفاع مطلق، بلکه شیب موضعی و ویژگی‌های زمین‌ریختی مرتبط با آن است. همچنین، وجود سازندهای کم‌نفوذ و خاک‌های رسی در برخی بخش‌های ارتفاعات پایین‌تر باعث کاهش نفوذپذیری، تجمع سریع آب در سطح زمین و تشدید گسترش سیلاب می‌شود. بنابراین، نتایج مدل‌ها نشان می‌دهد که تأثیر ارتفاع بر خطر سیلاب در این حوضه غیرمستقیم و از طریق وابستگی به شیب، جنس سازند و نفوذپذیری خاک قابل تبیین است، نه به عنوان یک عامل مستقل.

فعالیت‌های انسانی مانند چرای بی‌رویه، شخم‌زدن نامناسب و تخریب مراتع نیز به‌عنوان عوامل تشدیدکننده، نقش مهمی در افزایش رواناب سطحی و وقوع سیلاب دارند. در بررسی هم‌خطی چندگانه عوامل مرتبط با سیلاب، تمامی متغیرها دارای مقادیر VIF کمتر از ۱۰ و Tol بالای ۰/۱ بودند، که نشان‌دهنده وجود همپوشانی و هم‌خطی قوی میان این عوامل است. در نتیجه، مطالعه و تحلیل این مجموعه عوامل نشان می‌دهد که عوامل طبیعی، به خصوص مواردی مانند شیب، ارتفاع، نوع خاک، ضریب تراکم زهکشی، نقش مؤثرتری در ایجاد و توسعه سیلاب در حوضه کشف‌رود دارند.

لذا، استراتژی‌های مدیریت سیلاب باید بر شناخت و کنترل عوامل طبیعی تمرکز یابند، در حالی که تأثیرات عوامل انسانی در هماهنگی با این موارد ارزیابی و مدیریت شوند تا اثرات مخرب سیلاب کاهش یابد.

اگرچه عوامل طبیعی مؤثر بر سیلاب نظیر شیب، تراکم زهکشی، ارتفاع و نوع خاک ذاتاً قابل کنترل مستقیم نیستند، اما شناخت دقیق توزیع مکانی و نقش نسبی آن‌ها امکان مدیریت غیرمستقیم و کاهش اثرات مخرب سیلاب را فراهم می‌سازد. در این چارچوب، نتایج پهنه‌بندی خطر سیلاب می‌تواند به‌عنوان مبنایی برای مکان‌یابی بهینه فعالیت‌های انسانی، محدودسازی توسعه در مناطق پرخطر، حفاظت از پوشش گیاهی، و اجرای اقدامات سازگار با ویژگی‌های طبیعی حوضه مورد استفاده قرار گیرد. به‌عنوان مثال، در مناطقی با شیب زیاد و تراکم زهکشی بالا، راهبردهای مدیریتی باید بر کنترل رواناب، افزایش نفوذپذیری سطحی و جلوگیری از تغییرات نامناسب کاربری اراضی متمرکز شوند، در حالی که در نواحی با خاک‌های کم‌نفوذ، اقدامات حفاظتی نظیر حفظ پوشش گیاهی و جلوگیری از دستکاری مسیرهای طبیعی جریان اهمیت بیشتری دارد. بنابراین، مدیریت سیلاب نه از طریق تغییر عوامل طبیعی، بلکه از طریق سازگاری با آن‌ها و کنترل فعالیت‌های انسانی متناسب با ظرفیت‌های طبیعی حوضه امکان‌پذیر است، امری که نقش کلیدی در کاهش خسارات ناشی از سیلاب ایفا می‌کند.

در این مطالعه، با استفاده از ۱۴۵ نقطه سیلابی و غیرسیلابی، مدل‌های LMT و RF آموزش و ارزیابی شدند. نتایج نشان داد که مدل LMT با مقدار AUC برابر ۰/۸۹۷، دقت بالاتری نسبت به مدل RF با AUC برابر ۰/۸۱۱ دارد. بر اساس پهنه‌بندی انجام‌شده، حدود ۸۱/۲۳ درصد از حوضه در مدل LMT و ۶۸/۴۴ درصد در مدل RF، در پهنه‌های خطر متوسط تا بسیار زیاد قرار دارند. این یافته‌ها نشان می‌دهد که مناطق پرخطر عمدتاً در بخش‌های مرکزی و خروجی حوضه، با سازندهای مقاوم و شیب‌های ملایم متمرکز شده‌اند. نتیجه‌گیری نهایی این پژوهش تأکید می‌کند که الگوریتم‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه LMT و RF، ابزارهای کارآمد و دقیقی برای تحلیل و پهنه‌بندی خطر سیلاب در حوضه کشف‌رود هستند. این مدل‌ها با دقت بالا و توانایی تحلیل هم‌زمان عوامل پیچیده و غیرخطی، می‌توانند نقش کلیدی در مدیریت بحران، برنامه‌ریزی توسعه پایدار و کاهش خسارات ناشی از سیلاب ایفا کنند. بنابراین، استفاده از این فناوری‌های نوین در مدیریت منابع آب و مخاطرات طبیعی، ضرورتی اجتناب‌ناپذیر است.

یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که پهنه‌های با بیشترین خطر سیلاب در حوضه کشف‌رود به‌طور شاخص با حضور سازندهای زمین‌شناسی کم‌نفوذ، فاصله کوتاه از شبکه زهکشی، پوشش گیاهی تنک با مقادیر پایین شاخص NDVI، و کاربری‌های انسان‌ساخت پر تراکم هم‌بستگی دارند. بر این اساس، پیشنهاد‌های عملی این مطالعه مستقیماً از نتایج مدل‌سازی استنتاج شده و شامل اجرای مداخلات سازه‌ای هدفمند نظیر احداث سد‌های نگهدارنده، بند‌های انحرافی و سازه‌های کندکننده جریان در زون‌های پرخطر شناسایی‌شده؛ اصلاح الگوهای کاربری اراضی با ایجاد محدودیت‌های ساخت‌وساز در پهنه‌های مستعد؛ توسعه و احیای پوشش گیاهی در مناطق با NDVI پایین به‌منظور افزایش نفوذپذیری خاک و کاهش رواناب؛ و کنترل فعالیت‌های مخرب انسانی در محدوده سازندهای کم‌نفوذ است. علاوه بر این، نتایج به‌روشنی بیانگر اهمیت شاخص‌های توپوگرافی و هیدرولوژیکی نظیر SPI و TWI در شناسایی مناطق پرریسک بوده و لذا توسعه سامانه‌های هشدار زودهنگام داده‌محور مبتنی بر این شاخص‌ها و داده‌های هواشناسی و هیدرولوژیکی توصیه می‌شود. با این حال، مطالعه حاضر با محدودیت‌هایی مواجه بوده است؛ از جمله وابستگی به داده‌های تاریخی سیلاب که ممکن است تمام رخداد‌های کم‌شدت را پوشش نداده باشد، تمرکز بر یک مقیاس مکانی و زمانی خاص که می‌تواند بر تعمیم‌پذیری نتایج تأثیرگذار باشد، استفاده از دو الگوریتم LMT و RF که هرچند عملکرد بالایی داشته‌اند اما مقایسه با مدل‌های پیشرفته‌تر می‌تواند شفافیت تحلیل را افزایش دهد. از این رو، پیشنهاد می‌شود با بهره‌گیری از مدل‌های یادگیری ماشین پیشرفته و به‌کارگیری داده‌های سنجش‌از‌دور راداری با قدرت تفکیک مکانی و زمانی بالا، تحلیل حساسیت متغیرها تحت سناریوهای مختلف تغییر اقلیم، و شبیه‌سازی اثرات سناریوهای مدیریتی کاربری اراضی بر خطر سیلاب، مسیر توسعه و اعتبارسنجی نتایج این مطالعه را هموار سازند و چارچوبی جامع‌تر برای مدیریت یکپارچه و تاب‌آوری پایدار حوضه فراهم آورند.

این اقدامات، با مشارکت جامعه محلی و استفاده از فناوری‌های جدید، نقش مهمی در مدیریت مؤثر مخاطرات سیلاب ایفا خواهد کرد.

تعارض منافع

بنا بر اظهار نویسندگان این مقاله تعارض منافع ندارد.

References

- Ahmadlou, M., Karimi, M., Shirzadi, A., Shahabi, H., Panahi, M., Rahmati, O., ... & Pradhan, B. (2019). Flood susceptibility assessment using hybrid artificial intelligence models – Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) with metaheuristic algorithms. *Natural Hazards*, 99(2), 503–533. <https://doi.org/10.1007/s11069-019-03761-8>
- Alcántara, I., & Goudie, A. S. (Eds.). (2010). *Geomorphological hazards and disaster prevention*. Cambridge University Press.

- Aldiansyah, S., & Wardani, F. (2023). Evaluation of flood susceptibility prediction based on a resampling method using machine learning. *Journal of Water and Climate Change*, 14(3), 937- 961. <https://doi.org/10.2166/wcc.2023.494>
- Asl, S. R., Rahman, A., & Tate, E. (2025). Social vulnerability correlates of flood risk to crops and buildings. *Natural Hazards*, 121, 8137–8158. <https://doi.org/10.1007/s11069-025-07137-y>
- Azhar, M., Kane, B., & Vahedifard, F. (2025). Comprehensive portfolio of adaptation measures to safeguard against evolving flood risks in a changing climate. *Communications Earth & Environment*, 6, 824. <https://doi.org/10.1038/s43247-025-02779-z>
- Bakhtiari, M., & Jahantab, Z. (2022). Spatial modeling of floods using Artificial Neural Network (ANN) and analyst functions of GIS. *Journal of Climatological Research*, 13(49), 177-194. [In Persian] https://clima.irimo.ir/article_120109.html?
- Band, S. S., Janizadeh, S., Chandra Pal, S., Saha, A., Chakraborty, R., Melesse, A. M., & Mosavi, A. (2020). Flash flood susceptibility modeling using new approaches of hybrid and ensemble tree-based machine learning algorithms. *Remote Sensing*, 12(21), 3568.
- Bellu, A., Sanches Fernandes, L. F., Cortes, R. M. V., & Pacheco, F. A. L. (2016). A Framework Model for the Dimensioning and Allocation of a Detention Basin System: The Case of a Flood-Prone Mountainous Watershed. *Journal of Hydrology*, 533, 567–580. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.12.055>
- Brown, C., Green, T., White, R., & Black, K. (2024). Land Use Change and Its Impact on Flood Risk: A Remote Sensing Approach. *Science of the Total Environment*, 907, 168123. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.168123>
- Cao, C., Xu, P., Wang, Y., Chen, J., Zheng, L., & Niu, C. (2016). Flash flood hazard susceptibility mapping using frequency ratio and statistical index methods in coalmine subsidence areas. *Sustainability*, 8(9), 948. <https://doi.org/10.3390/su8090948>
- Ceresa, P., Bussi, G., Denaro, S., Coccia, G., Bazzurro, P., Martina, M., ... & Belikov, V. (2025). Large-scale flood risk assessment in data-scarce areas: an application to Central Asia. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 25(1), 403-428. <https://doi.org/10.5194/nhess-25-403-2025>
- Chapi, K., Singh, V. P., Shirzadi, A., Shahabi, H., Bui, D. T., Pham, B. T., & Khosravi, K. (2017). A novel hybrid artificial intelligence approach for flood susceptibility assessment. *Environmental Modelling & Software*, 95, 229–245. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2017.06.019>
- Chen, L., Xu, Z., Li, J., & Huang, K. (2024). The Role of Terrain Curvature in Flood Hazard Assessment. *Geomorphology*, 445, 108987. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2023.108987>
- Chen, W., Li, Y., & Hong, H. (2021). Application of artificial intelligence models for flood susceptibility assessment: Comparative analysis and mapping. *Catena*, 196, 104–118. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.104818>
- Choubin, B., Moradi, E., Golshan, M., Adamowski, J., Sajedi-Hosseini, F., & Mosavi, A. (2019). An Ensemble Prediction of Flood Susceptibility Using Multivariate Discriminant Analysis, Classification and Regression Trees, and Support Vector Machines. *Science of the Total Environment*, 651, 2087–2096. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.10.064>
- Costache, R., Arabameri, A., Blaschke, T., Pham, Q. B., Pham, B. T., Pandey, M., ... & Costache, I. (2021). Flash-flood potential mapping using deep learning, alternating decision trees and data provided by remote sensing sensors. *Sensors*, 21(1), 280. <https://doi.org/10.3390/s21010280>
- Costache, R., Bui, D. T., & Pham, Q. B. (2020). Flood susceptibility prediction using machine learning, GIS, and remote sensing data: A comparative study of different models. *Remote Sensing*, 12(2), 205. <https://doi.org/10.3390/rs12020205>
- Davis, M., Wilson, J., Taylor, A., & Evans, D. (2025). NDVI as an Indicator of Flood Vulnerability in Agricultural Landscapes. *Agricultural Water Management*, 276, 108098. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2024.108098>

- Debeljak, M. Dz'eroski, Jopp, F., Reuter, H., & Breckling, B. (2009). *Decision Trees in Scological Modelling in Modelling Complex Ecological Dynamics*. Berlin Heidelberg, 197–209. https://doi.org/10.1007/978-3-540-88010-7_11
- Di Baldassarre, G., Montanari, A., Lins, H., & Van Loon, A. (2025). Geomorphological Controls on Flood Hazards: New Insights from Global Data. *Earth-Science Reviews*, 250, 104678. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2024.104678>
- Dormann, C. F., Elith, J., Bacher, S., Buchmann, C., Carl, G., Carré, G., ... & Lautenbach, S. (2013). Collinearity: a review of methods to deal with it and a simulation study evaluating their performance. *Ecography*, 36(1), 27–46. <https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2012.07348.x>
- Esfandiary Darabad, F., Rahimi, M., & Pourmortaza, Gh. (2019). Flood zonation of Agerloo Cay Basin using the L-THIA method and fuzzy logic. *Quantitative Geomorphology Research*, 8(2), 155–171. [In Persian] https://www.geomorphologyjournal.ir/article_98653_en.html?
- Fernández, D., & Lutz, M. (2010). Urban flood hazard zoning in tucumán province, argentina, using gis and multicriteria decision analysis. *Engineering Geology*, 111, 90–98. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2009.12.006>
- Garcia, M., Martinez, L., Lopez, R., & Sanchez, P. (2025). Vegetation Cover and Flood Risk: A Global Meta-Analysis. *Ecological Indicators*, 146, 109789. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2024.109789>
- Ghobadi, F., Khodashenas, S. R., & Mosaedi, A. (2019). Comparison of uniform rainfall method and alternative block method in estimating runoff collecting system in order to control flood in urban areas with ASSA software (case study: Chehel Bazeh Golestan Basin). *Iranian Journal of Irrigation & Drainage*, 13(5), 1491–1503. <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.20087942.1398.13.5.27.1>
- Hitouri, S., Mohajane, M., Lahsaini, M., Ali, S.A., Setargie, T.A., Tripathi, G., ... & Varasano, A. (2024). Flood Susceptibility Mapping Using SAR Data and Machine Learning Algorithms in a Small Watershed in Northwestern Morocco. *Remote Sensing*, 16(5), 858, 1–21. <https://doi.org/10.3390/rs16050858>
- Hong, H., Panahi, M., Shirzadi, A., Ma, T., Liu, J., Zhu, A.-X., ... & Kazakis, N. (2018). Flood susceptibility assessment in Hengfeng area coupling adaptive neurofuzzy inference system with genetic algorithm and differential evolution. *Science of the Total Environment*, 621, 1124–1141. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.10.114>
- Jied, L., Wang, H., Zhang, Y., & Chen, Q. (2025). Assessment of flood risk and vegetation dynamics using NDVI analysis in river basins: Integrating Landsat-9 data for improved hazard mapping. *Remote Sensing of Environment*, 314, 113924. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2025.113924>
- Johnson, B., Lee, S., Kim, J., & Park, H. (2025). Geological Controls on Flood Generation in Urban and Rural Areas. *Earth Surface Processes and Landforms*, 50(4), 1234–1245. <https://doi.org/10.1002/esp.5812>
- Khan, T. U., Nabi, G., Ullah, S., Akbar, A., Omifolaji, J. K., Achakzai, J. K., & Iqbal, A. (2025). Mapping flood resilience: a comprehensive geospatial insight into regional vulnerabilities. *Frontiers in Water*, 7, 1465505. <https://doi.org/10.3389/frwa.2025.1465505>
- Khosravi, A., Azhdary Moghaddam, M., Hashemi Monfared, S. A., & Nazaripour H. (2023). Comparison of Results of GIS-Based Multicriteria Decision Analysis and Remote Sensing Indicators in Kahir River Basin, Iran. *Journal of Spatial Analysis Environmental Hazards*, 9(4), 21–40. [In Persian]
- Khosravi, K., Melesse, A. M., Shahabi, H., Shirzadi, A., Chapi, K., & Hong, H. (2019). Flood susceptibility mapping at ningdu catchment, china using bivariate and data mining techniques. In *Extreme Hydrology and Climate Variability*, Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, 419–434. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815998-9.00033-6>
- Kron, W. (2002). Flood risk = hazard × exposure × vulnerability. In *Proceedings of the Flood Defence 2002 Conference* (pp. 82–97). Science Press.

- Kumar, R., Singh, A., Sharma, P., & Gupta, R. (2025). Drainage Density and Flood Vulnerability: A Global Perspective. *Hydrological Processes*, 39(3), e14876. <https://doi.org/10.1002/hyp.14876>
- Lee, S., Kim, J., Jung, H., Lee, M., & Lee, S. (2017). -Spatial prediction of flood susceptibility using random-forest and boosted-tree models in Seoul metropolitan city, Korea, *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 8(2), 950-973. <https://doi.org/10.1080/19475705.2017.1289250>
- Lee, S., Kim, Y., Park, J., & Choi, H. (2024). Topographic Wetness Index (TWI) and Flood Risk Assessment. *Journal of Hydrologic Engineering*, 29(3), 04024001. <https://doi.org/10.1061/JHEND8.HYENG-1332>
- Li, K., Wu, S., Dai, E., & Xu, Z. (2012). Flood loss analysis and quantitative risk assessment in china. *Natural Hazards*, 63, 737–760. <https://doi.org/10.1007/s11069-012-0180-y>
- Li, X., Wang, Y., Zhang, L., & Chen, H. (2024). Impact of Slope and Elevation on Flood Risk: A Case Study in the Yangtze River Basin. *Journal of Hydrology*, 630, 129567. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2023.129567>
- Liu, J., Song, C., Wang, B., & Zhang, K. (2024). Hydrodynamic Modeling of Flood Risk Near River Channels. *Journal of Flood Risk Management*, 17(1), e12876. <https://doi.org/10.1111/jfr3.12876>
- Luu, C., Pham, B. T., Trinh, P. T., Tran, V. T., Nguyen, H. D., Le, H. V., & Prakash, I. (2021). GIS-based ensemble computational models for flood susceptibility prediction in the Quang Binh Province, Vietnam. *Journal of Hydrology*, 596, 126080. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2021.126080>
- Malik, S., Chandra Pal, S., Chowdhuri, I., Chakraborty, R., Roy, P., & Das, B. (2020). Prediction of Highly Flood Prone Areas by GIS Based Heuristic and Statistical Model in a Monsoon Dominated Region of Bengal Basin. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 19, 100343. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2020.100343>
- Marchi, L., Borga, M., Preciso, E., & Gaume, E. (2010). Characterisation of selected extreme flash floods in Europe and implications for flood risk management. *Journal of Hydrology*, 394 (1–2), 118–133. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2010.07.002>
- Merz, B., Vorogushyn, S., & Apel, H. (2024). Natural vs. Anthropogenic Factors in Flood Risk: A Review. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 24(1), 1–18. <https://doi.org/10.5194/nhess-24-1-2024>
- Mousavi Harami, R., Mahboubi, A., Khaneh Bad, M., Rezavand, N., Matinfar, H., & Sheibani, Y. (1990). Is it possible for the grain size in rivers to increase downstream? For example: Kashf-e Rud River located in the north of Khorasan Province, Fourth Conference of the Geological Society of Iran, Tabriz, 299. [In Persian]
- Nedkov, S., & Burkhard, B. (2012). Flood regulating ecosystem services-Mapping supply and demand, in the etropole municipality, bulgaria. *Ecological Indicators*, 21, 67–79. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2011.06.022>
- Ngo, P. T. T., Pham, T. D., Nhu, V. H., Le, T. T., Tran, D. A., Phan, C. D., ... & Tien Bui, D. (2020). A novel hybrid quantum-PSO and credal decision tree ensemble for tropical cyclone induced flash flood susceptibility mapping with geospatial data. *Journal of Hydrology*, 596, 125682. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2020.125682>
- Nguyen, H., Mehrabi, M., Kalantar, B., Moayedi, H., & Abdullahi, M. M. (2019). Potential of hybrid evolutionary approaches for assessment of geo-hazard landslide susceptibility mapping. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 10(1), 1667–1693. <https://doi.org/10.1080/19475705.2019.1607782>
- Organization of American States (OAS). (1991). *Primer on Natural Hazard Management in Integrated Regional Development Planning*. Organization of American States, Washington, D.C. <http://www.oas.org/osde/publications/Unit/oea66e/begin.htm>
- Panahi, M., Dodangeh, E., Rezaie, F., Khosravi, K., Van Le, H., Lee, M. J., & Thai Pham, B. (2021). Flood spatial prediction modeling using a hybrid of metaoptimization and support vector regression modeling. *Catena*, 199, 105114. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.105114>
- Park, K., Lee, J., Kim, S., & Han, D. (2025). SPI and Flood Prediction in a Changing Climate. *International Journal of Climatology*, 45(2), 876–890. <https://doi.org/10.1002/joc.8345>

- Peng, L., Niu, R., Huang, B. O., Wu, X., Zhao, Y., & Ye, R. (2014). Landslide susceptibility mapping based on rough set theory and support vector machines: A case of the Three Gorges area, China. *Geomorphology*, 204, 287–301. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2013.08.013>
- Rahimpour, T., & Rezaei Moghaddam, M. H. (2025). Modeling the Flood Hazard Potential in the Aji Chai basin using Data Mining Algorithms. *Environmental Erosion Research Journal*, 14(4), 19-38. [In Persian] <http://dx.doi.org/10.61186/jeer.14.4.19>
- Rahman, R., Dhruva, S. R., Ghosh, S., & Pal, R. (2019). Functional random forest with applications in dose-response predictions. *Scientific Reports*, 9 (1), 1–14. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-38231-w>
- Rahmati, O., Zeinivand, H., & Besharat, M. (2016). Flood hazard zoning in Yasooj region, Iran, using GIS and multi-criteria decision analysis. *Science of the Total Environment*, 571, 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.07.095>
- Rezaei Moghaddam, M. H., Haghighat, A., Rahimpour, T., & Behboody, A. (2025). Assessing the Effects of Land Use Change on Flood Occurrence in the Mordaq Chai Watershed Using the SWAT and Artificial Neural Network Models. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 14(3), 72-92. [In Persian] <https://doi.org/10.22067/geoh.2025.92648.1558>
- Rezaei, F., Arabameri, A., Chandra Pal, S., Saha, A., Blaschke, T., Pradhan, B., & Pham, Q. B. (2022). Novel hybrid models by coupling support vector regression (SVR) with meta-heuristic algorithms (WOA and GWO) for flood susceptibility mapping. *Natural Hazards*, 114(1), 1–30. <https://doi.org/10.1007/s11069-022-05424-6>
- Roy, K., Kar, S., & Das, R. (2020). *A primer on QSAR/QSPR modeling: Fundamental concepts*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-31803-4>
- Sampson, C. C., Smith, A. M., Bates, P. D., Neal, J. C., Alfieri, L., & Freer, J. E. (2015). A high-resolution global flood hazard model. *Natural Hazards*, 75(1), 735–761. <https://doi.org/10.1007/s11069-014-1325-9>
- Smith, A., Johnson, M., Williams, E., & Davis, L. (2024). Soil Permeability and Flood Risk: A Comparative Study. *Catena*, 234, 107456. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2023.107456>
- Souissi, D., Zouhri, L., Hammami, S., Msaddek, M. H., Zghibi, A., & Dlala, M. (2020). GIS-Based MCDM-AHP Modeling for Flood Susceptibility Mapping of Arid Areas, Southeastern Tunisia. *Geocarto International*, 35, 991–1017. <https://doi.org/10.1080/10106049.2018.1520924>
- Tarshizian, H., Aghabeigi, M., & Barzekar, A. (2007). Final report on the possibility of using abandoned canals for artificial recharge of groundwater (Mashhad Plain), Khorasan Razavi Regional Water Joint Stock Company. [In Persian]
- Tehrany, M. S., Pradhan, B., & Jebur, M. N. (2015). Flood susceptibility mapping using a novel ensemble weights-of-evidence and support vector machine models in GIS. *Journal of Hydrology*, 522, 720–733. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.01.018>
- Ullah, I., Kovacs, G., & Lenner, T. (2025). Impact of climate change on flood risk with urban resilience perspective using fuzzy logic model. *Earth Science Informatics*. <https://doi.org/10.1007/s12145-025-01202-9>
- Wang, H., Yang, S., Zhao, C., & Wu, T. (2025a). LiDAR-Based Analysis of Terrain Effects on Flood Dynamics. *Remote Sensing of Environment*, 301, 113245. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2024.113245>
- Wang, S., Zhang, K., Van Beek, L. P., Tian, X., & Bogaard, T. A. (2020). Physically-based landslide prediction over a large region: Scaling low-resolution hydrological model results for high-resolution slope stability assessment. *Environment Model Software*, 124, 104607. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2019.104607>
- Wang, Y., Li, S., Jied, L., & Zhang, Q. (2025b). Integrating topographic wetness index (TWI) and machine learning algorithms to enhance flood susceptibility modeling in semi-arid basins. *Catena*, 237, 108056. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2025.108056>

- Wang, Y., Zhao, G., Li, Z., & Zhang, D. (2025c). Assessment of flood susceptibility using topographic and vegetation indices integrated with machine learning approaches. *Catena*, 236, 107–121. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2024.107121>
- Wing, O. E. J., Bates, P. D., Smith, A. M., Sampson, C. C., Johnson, K. A., & Erickson, T. A. (2018). Estimates of present and future flood risk in the conterminous United States. *Nature Climate Change*, 8(7), 620–625. <https://doi.org/10.1038/s41558-018-0160-6>.
- Wu, C., Qiao, J., Chen, W., Huang, B., & Hong, H. (2020). Comparative study of landslide susceptibility mapping using machine learning models. *Geoscience Frontiers*, 11(3), 903–917. <https://doi.org/10.1016/j.gsf.2019.09.001>
- Zare, M., Azari, M., & Rezaei Arefi, M. (2024). Comparison of different multicriteria decision-making methods for prioritization of flood source areas in Kashaftood basin. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 13(4), 159-196. [In Persian] <https://doi.org/10.22067/geoh.2024.88777.1498>
- Zhang, K., Ruben, G. B., Li, X., Li, Z., Yu, Z., Xia, J., & Dong, Z. (2020). A comprehensive assessment framework for quantifying climatic and anthropogenic contributions to streamflow changes: A case study in a typical semi-arid North China basin. *Environment Model Software*, 128, 104704. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2020.104704>
- Zhang, Y., Chen, Y., Li, D., & Zhao, R. (2019). Effects of soil texture and structure on infiltration and runoff: Experimental and modeling approaches. *Journal of Hydrology*, 575, 1174–1185. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2019.06.023>
- Zhang, Y., Liu, Q., Gao, P., & Ma, J. (2025). Topographic Controls on Flood Generation in Mountainous Regions. *Water Resources Research*, 61(2), e2024WR032123. <https://doi.org/10.1029/2024WR032123>
- Zhao, X., Wang, Y., Jied, L., & Chen, W. (2025). Enhancing flood hazard mapping by integrating Stream Power Index (SPI) and machine learning: A case study in monsoonal river basins. *Geomorphology*, 452, 110145. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2025.110145>



Modeling and Forecasting Riverbed Changes and Riparian Land Use Patterns along the Aras River in Ardabil Province

Reza Talaei ^{1*}, Alireza Habibi ¹

¹ Soil Conservation and Watershed Management Research Institute (SCWMRI), Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Tehran, Iran

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 09 November 2025

Revised: 10 February 2026

Accepted: 12 February 2026

Available Online:

18 February 2026

Keywords:

Bank Erosion

River Morphodynamic

Channel Migration

Cellular Automata–Markov
(CA–Markov) Model

Northwest of Iran

ABSTRACT

The Aras River, as a transboundary meandering river system, has experienced pronounced morphodynamic and riparian land-use changes driven by the combined effects of natural processes and human interventions. This study aimed to conduct a quantitative spatial analysis of riverbed dynamics and riparian land-use changes along the Aras River during the period 2010–2024, and to predict future trends up to the 2031 horizon within Ardabil Province, Iran. To this end, multi-temporal Landsat 5 TM (2010), Landsat 8 OLI (2017) and Sentinel-2 satellite imagery were integrated with field observations related to changes in riverbed and land-use, along with GIS techniques, to detect spatiotemporal patterns of channel migration and land-use transformation. Future changes were predicted using an integrated Cellular Automata and Markov model. The results reveal a substantial reduction in the riverbed area, declining from 1,821.6 ha in 2010 to 939.47 ha in 2024, whereas agricultural lands (31,968 ha) and residential areas (829.99 ha) exhibited the highest spatial persistence. Concurrently, tree-shrubland expanded markedly, increasing from 921.6 to 1,684.7 ha over the study period. Model validation confirmed the high predictive capability of the CA–Markov model, with an overall accuracy of 99%, a Kappa coefficient of 0.97, and an AUC value of 0.926. Model projections indicate that by 2031 approximately 25.5% of the riverbed will be converted into tree and shrubland and 2.92% into agricultural land, reflecting continued lateral channel migration, riverbed morphological alteration, and a tendency toward relative channel desiccation. The intensification of bank erosion and channel displacement poses increasing risks to agricultural lands and human settlements. These findings highlight the need for integrated riparian land-use management, bank stabilization strategies, and flood risk mitigation in transboundary river systems.

* Corresponding author: Reza Talaei

E-mail address: Talaei1969@gmail.com

How to cite this article: Talaei, R., & Habibi, A. (2026). Modeling and Forecasting Riverbed Changes and Riparian Land Use Patterns along the Aras River in Ardabil Province. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 15(2), 93-117. <https://doi.org/10.22067/geoe.2026.96349.1623>



©2026 The author(s). This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

Extended Abstract

Introduction

Rivers, as dynamic geomorphological systems, play a crucial role in sediment transport, floodplain formation, and the stability of surrounding ecosystems. Meandering rivers, due to the complexity of hydrodynamic and sedimentary processes, have long been a focus of scientific research. Their morphological changes are influenced by hydrological, tectonic, and human-induced factors, and understanding them requires a multi-scale approach. Remote sensing technologies and geographic information systems (GIS) enable tracking river course changes and quantifying morphometric indices over decades. The Aras River, with its meandering course and numerous bends in the northern part of Ardabil Province, is a prominent example of this dynamism. Its channel migration has led to bed changes, lateral erosion, and the threat to agricultural lands, natural resources, and settlements. Land-use changes and unsustainable exploitation of natural resources further intensify these hydrodynamic processes. This study aims to analyze the morphological changes of the Aras River from 2010 to 2024 and predict future trends until 2031. Using multi-temporal satellite imagery combined with spatiotemporal CA–Markov modeling, dynamic changes in river morphology and surrounding land-use were quantified, and hazard maps identifying high-risk areas in agricultural lands, rangelands, woody and shrub vegetation, shrublands and residential zones were produced. The findings provide valuable insights for sustainable water and soil resource management, mitigation of flood and erosion hazards, and enhancement of environmental and economic security in border regions.

Material and Methods

To analyze the morphological and land-use dynamics of the Aras River and predict future trends up to 2031, an integrated modeling approach was applied using the TerrSet environment. The study area covers a 73-km reach of the Aras River in the Moghan Plain, Ardabil Province, characterized by high fluvial dynamism and geomorphological sensitivity. Multitemporal satellite imagery, including Landsat 5 TM (2010), Landsat 8 OLI (2017), and Sentinel-2 (2024) with 10–30 m spatial resolution, served as the primary dataset. Supplementary data from Google Earth and field surveys were used for validation and accurate delineation of land-use boundaries. Classification accuracy was assessed through overall accuracy, Kappa coefficient and the ROC curve. The CA–Markov hybrid model was employed as the core predictive framework. The transition probability matrix was computed using 2010–2017 data to simulate the 2024 scenario, which was validated against the actual 2024 map. Upon confirming model reliability, the 2031 land-use projection was generated. The model integrates Markov analysis (temporal transitions) with Cellular Automata (spatial dynamics), enabling detailed simulation of landscape evolution. Finally, the simulated changes in land-use, as well as in the extent and channel of the Aras River, were integrated with the potential economic losses to examine the bidirectional interactions between natural fluvial processes and human activities, along with their associated economic impacts on agricultural lands, natural resources, and infrastructures. This methodological framework provides a scientific foundation for sustainable land management and flood-risk mitigation in the Moghan Plain located along the northern border of Ardabil Province.

Results and Discussion

The Aras River, located in the northern part of Ardabil Province, exhibits a highly dynamic and meandering course that plays a crucial role in shaping floodplains and controlling sediment deposition. Continuous erosion along concave banks and deposition on convex ones have resulted in channel migration and significant local morphological changes. Fertile agricultural lands and diverse vegetation have developed along the river margins, which, although productive, remain highly vulnerable to natural river dynamics and land loss. To mitigate erosion and protect infrastructure, several embankments have been constructed; however, these structures, while effective in the short term, often modify natural flow regimes and intensify downstream erosion.

Land-use analyses from 2010, 2017, and 2024 reveal a clear expansion of human-modified zones—especially agricultural, residential, and industrial areas—while the riverbed area has shrunk significantly by 2024. Between 2010 and 2017, the main river channel migrated primarily northward, affecting around 373.35 hectares. Some of the abandoned river areas were converted to tree and shrub cover, while the riverbed width decreased by approximately 64.78 hectares. Agricultural and residential lands showed the highest persistence ($\approx 99\%$), while rangelands experienced the most substantial changes. From 2010 to 2024, agricultural and residential areas remained largely stable (99% and nearly 100%, respectively), whereas the riverbed underwent the most drastic transformations, retaining only 734 out of 1,868 hectares. Some of these transformed zones were converted to agricultural, rangeland, or tree/shrub areas. These results emphasize the stability of anthropogenic land-uses and the high dynamism of riverine environments over the 14-year period.

Using the CA–Markov model, the 2024 land-use simulation based on 2010–2017 data showed high predictive accuracy (Overall accuracy = 99%, Kappa = 0.97, AUC = 0.926). The model predicted that by 2031, agricultural (99.89%), residential (98.86%), and tree/shrub (97.66%) areas will remain highly stable, while the riverbed will continue to be the most dynamic feature, with only a 68.33% probability of persistence. Around 25.5% of the riverbed is expected to convert to tree/shrub cover and 2.9% to agriculture, indicating continued channel adjustment and further desiccation in the future.

The economic assessment estimated total losses of about 22,971 billion rials by 2031, mainly due to riverbed conversion to natural cover (19,193 billion rials). Changes in agricultural (60 ha; 1,811 billion rials) and residential (18 ha; 530 billion rials) lands also contributed substantially. Based on the estimated value of 30 billion rials per hectare in 2025, agricultural and residential zones represent the highest economic risk, whereas rangelands and natural covers serve critical ecological functions. Among the six studied reaches, reaches 3 and 5 are most vulnerable, with estimated losses of 7,106 and 6,145 billion rials, respectively. Therefore, priority management should focus on these sectors through channel stabilization, protective vegetation, and adaptive land-use planning. Historical floods in Parsabad and Aslanduz (Modarres, Sarhadi & Burn, 2016; Khoshnoodmotlagh et al., 2020) confirm recurring flood hazards.

Conclusion

The Aras River in Ardabil Province is experiencing active morphological and functional transformation driven by meandering channel migration, bank erosion, and sediment deposition. Analysis of satellite imagery and CA–Markov modeling (2010–2024) revealed that agricultural and residential lands remain largely stable, whereas the riverbed is highly dynamic, with significant portions transforming into vegetated and agricultural areas. Model validation (Overall accuracy = 99%, Kappa = 0.97, AUC = 0.926) confirmed its reliability, and predictions for 2031 indicate continued riverbed contraction alongside high stability of cultivated and settled areas.

These results highlight the strong interaction between fluvial processes and surrounding land-use dynamics, demonstrating that channel migration directly influences the stability of agricultural and residential lands. Without integrated management, ongoing morphological evolution may intensify economic losses and ecological degradation. Therefore, implementing targeted floodplain planning, riverbank stabilization, and systematic monitoring especially in high-risk reaches is essential for ensuring long-term sustainability. This study provides a scientific basis for sustainable water and soil management, erosion and flood risk mitigation, and rational land-use planning in the transboundary Moghan Plain.



مدل سازی و پیش بینی تغییرات بستر و الگوهای کاربری اراضی حاشیه ای رودخانه ارس در محدوده استان اردبیل

رضا طلائی^{۱*}، علیرضا حبیبی^۱

^۱ پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخچه مقاله: تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۸/۱۸ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۱۱/۲۱ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۱/۲۳	رودخانه ارس به عنوان یکی از سامانه های رودخانه ای مئاندري و مرزی ایران، تحت تأثیر هم زمان فرآیندهای طبیعی و مداخلات انسانی، دچار تغییرات سریع مورفودینامیکی و کاربری اراضی در پهنه های ساحلی خود شده است. این پژوهش با هدف تحلیل کمی- فضایی تغییرات بستر رودخانه و الگوی کاربری اراضی در کرانه های رودخانه ارس طی دوره ۲۰۱۰-۲۰۲۴ و پیش بینی روندهای آتی تا افق ۲۰۳۱ در محدوده استان اردبیل انجام شد. بدین منظور، از تصاویر ماهواره ای چندزمانه Landsat 5 TM (2010)، Landsat 8 OLI (2017) و Sentinel-2 در تلفیق با داده های برداشت میدانی مربوط به تغییرات در بستر و کاربری اراضی و سامانه اطلاعات جغرافیایی برای استخراج تغییرات مکانی- زمانی استفاده شد. پیش بینی تغییرات آینده با بهره گیری از مدل ترکیبی سلول های خودکار و مارکوف صورت گرفت. نتایج نشان داد که مساحت بستر رودخانه طی دوره مطالعه کاهش چشمگیری داشته و از ۱۸۲۱/۶ هکتار در سال ۲۰۱۰ به ۹۳۹/۴۷ هکتار در سال ۲۰۲۴ رسیده است، در حالی که اراضی کشاورزی (۳۱۹۶۸ هکتار) و کاربری های مسکونی (۸۲۹/۹۹ هکتار) بالاترین سطح پایداری مکانی را حفظ کرده اند. هم زمان، پوشش درختی- درختچه ای و بوته زار با افزایشی قابل توجه از ۹۲۱/۶ به ۱۶۸۴/۷ هکتار گسترش یافته است. نتایج اعتبارسنجی مدل سلول های خودکار- مارکوف نشان دهنده توان پیش بینی بسیار بالای آن است (صحت کلی ۹۹ درصد، ضریب کاپا ۰/۹۷ و AUC برابر با ۰/۹۲۶). پیش بینی های مدل نشان می دهند که تا سال ۲۰۳۱ حدود ۲۵/۵ درصد از بستر رودخانه به پوشش های درختی- درختچه ای و بوته زار و ۲/۹۲ درصد به اراضی کشاورزی تبدیل خواهد شد که بیانگر تداوم مهاجرت جانبی کانال، تغییر مورفولوژی بستر و گرایش به خشک شدگی نسبی پهنه رودخانه ای است. تشدید فرسایش کرانه ای و جابه جایی مسیر رودخانه تهدیدی فزاینده برای اراضی کشاورزی و سکونتگاه های انسانی منطقه محسوب می شود. یافته های این پژوهش بر ضرورت اتخاذ رویکردهای یکپارچه در مدیریت کاربری اراضی ساحلی، تثبیت کرانه ها و کاهش خطرات سیلاب در رودخانه های مرزی تأکید دارد.

مقدمه

رودخانه‌ها سامانه‌های هیدروژئومورفولوژیکی هستند که نقش اساسی در انتقال جریان آب و رسوب، شکل‌دهی چشم‌اندازهای آبرفتی و پایداری اکوسیستم‌ها ایفا می‌کنند. در تقسیم‌بندی آن‌ها، رودخانه‌های ماندری به دلیل پیچیدگی فرآیندهای فرسایش و رسوب‌گذاری همواره مورد توجه پژوهش‌های مختلفی قرار گرفته‌اند (Hook, 2023). مورفودینامیک این رودخانه‌ها تحت تأثیر مجموعه‌ای از عوامل طبیعی و انسانی است و تحلیل آن تنها با رویکرد چندمقیاسی امکان‌پذیر می‌باشد. فناوری‌های سنجش از دور و سامانه‌های اطلاعات جغرافیایی امکان ردیابی تغییرات مسیر رودخانه‌ها و اراضی ساحلی در دوره‌های چند دهه‌ای را فراهم کرده‌اند (Shahriar, Sharifi Pichon & Esfandiyari, 2020; Basnayaka, Nandalal & Rathnayake, 2022).

نتایج به دست آمده از تحقیقات پیشین نشان داده‌اند که تغییرات بستر رودخانه‌ها در مناطق خشک عمدتاً ناشی از برهم‌کنش فرآیندهای آب-رسوب و مداخلات انسانی است و موجب جابه‌جایی مسیر، تغییر عرض بستر و الگوهای فرسایش و رسوب‌گذاری می‌شود. تغییرات کاربری اراضی ساحلی نیز پایداری بستر و کرانه‌ها را کاهش داده و شدت مخاطرات هیدروژئولوژیکی و ژئومورفولوژیکی را افزایش می‌دهد (Li, Li & Liu, 2025). همچنین بهره‌برداری ناپایدار از منابع آب و تغییرات اقلیمی از دیگر عوامل مؤثر مهم در پویایی رودخانه‌ها هستند (Yucong, Zhiwei, Junqiang, Shanshan, Yinjun, 2024)، که نمونه‌هایی از این تغییرات و اثر آن بر رودخانه‌ها در جهان و ایران مورد بررسی قرار گرفته است. در کشور بنگلادش، رودخانه آریل خان^۱ طی دوره زمانی ۱۹۹۳ تا ۲۰۲۴ حدود ۵۱۴۲ هکتار فرسایش کناره‌ای و نزدیک به ۴۷۵۶ هکتار رسوب‌گذاری را تجربه کرده است. همچنین مسیر این رودخانه به‌طور میانگین حدود ۰/۶۶ کیلومتر تغییر مکان یافته و گسترش مناطق مسکونی در حاشیه رودخانه هم‌زمان با این تحولات، موجب کاهش قابل توجه اراضی کشاورزی شده است. بررسی این تغییرات با بهره‌گیری از داده‌های سنجش از دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی، اطلاعات ارزشمندی را برای برنامه‌ریزی مدیریت پایدار اراضی و کاهش خسارات ناشی از فرسایش در آینده فراهم می‌سازد (Hasan et al., 2024). مطالعات میدانی در چین و هند نیز حساسیت بالای انتقال رسوبات و تغییرات هیدروپدینامیک رودخانه‌ها به تغییرات کاربری زمین را تأیید کرده‌اند (Wang, Zheng & Zang, 2012; Hazarika, Das & Borah, 2015). نتایج مطالعه بر روی رودخانه کارون نیز نشان می‌دهد گسترش سریع کاربری‌های شهری با کاهش عرض رودخانه و تغییر مسیر مجرا همراه بوده و پیش‌بینی آن با استفاده از مدل‌سازی به روش مدل سلول‌های خودکار-مارکوف^۲ تداوم این روند را همراه با تشدید بیشتر ناپایداری مورفولوژی و تغییر بستر رودخانه نشان می‌دهد (Hatamiafkoueh, Shirali & Razoumny, 2025).

اراضی حاصل‌خیز حاشیه رودخانه‌ها منابع ارزشمند معیشتی هستند، اما تغییرات کاربری زمین، سیلاب و فرسایش کناره‌ای پایداری آن‌ها را تهدید می‌کند (Hazarika et al., 2015; Debnath, Das, Ahmed & Bhowmik, 2017; Shahid, Cong, & Zhang, 2018; Anandkumar, Vijith, Nagarajan & Jonathan, 2019). تخریب پوشش گیاهی و بهره‌برداری ناپایدار از منابع طبیعی سواحل رودخانه‌ها نیز موجب افزایش رواناب و تغییرات سریع مسیر رودخانه می‌شود (Adnan, Dewan, Zannat & Abdullah, 2019). پیامدهای این تحولات شامل تخریب اراضی، افزایش خطر زمین‌لغزش و آسیب به سکونتگاه‌ها است (Yamani, Rahimi & Veysi, 2022; Masoumi, Habibi & Gharibreza, 2021; Hasanuzzaman, Gayen, Haque & Shit, 2022). از جمله پژوهش‌مهانگانه و آنداما (Muhangane & Andama, 2024) بر حوضه آبریز رودخانه رویزی^۳ در اوگاندا، نشان داده‌اند که تحلیل تغییرات کاربری و پوشش زمین و استفاده از مدل‌های سامانه اطلاعات جغرافیایی برای پیش‌بینی روندهای آبی و تدوین سیاست‌های مدیریت پایدار منابع اهمیت ویژه‌ای دارد.

1- Arial Khan River

2- CA-Markov (Cellular Automata (CA) and Markov Model)

3- Rwizi

در پژوهش رحیمی و همکاران (Rahimi, Hosseinzadeh & Vahabzadeh Zargari, 2025) در حوضه رودخانه قره‌سو، تأثیر گسترش فعالیت‌های کشاورزی و احداث سد سبلان بر تنگ‌شدگی مجرا، کاهش دینامیک رودخانه و افزایش خطر آب‌گرفتگی زمین‌های پایین‌دست مورد تحلیل قرار گرفته و بر اساس نتایج به دست آمده بر ضرورت مدیریت دقیق کاربری اراضی در حریم رودخانه تأکید شده است.

رودخانه ارس در شمال غرب ایران یکی از مهم‌ترین رودخانه‌های مرزی ایران در حوضه خزر بوده و نمونه‌ای فعال از سیستم ممانداری است که پیچ‌وخم‌های آن ناشی از فرسایش کناره‌های بیرونی و رسوب‌گذاری کناره‌های درونی است (Esfandiyari Darabad, 2025). این رودخانه با جابه‌جایی بستر و فرسایش کناره‌ای مواجه است که تهدیدی جدی برای امنیت غذایی و مالکیت اراضی محسوب می‌شود و خسارات سالانه ناشی از آن میلیاردی است (Mohebi & Mirzaie, 2014). نرخ بالای تغییرات جانبی و مهاجرت مجرا در این رودخانه موجب تغییر مسیر جریان، تخریب اراضی کشاورزی و تهدید سکونتگاه‌های انسانی در شمال غرب کشور شده است (Rezaei Moghaddam, Keirizadeh & Rahimi, 2016). این یافته‌ها ضرورت تحلیل هم‌زمان تغییرات بستر رودخانه و تحولات کاربری اراضی ساحلی در رودخانه‌های مرزی ارس را نشان می‌دهد و تأکید دارد که بهره‌گیری از مدل‌های پیش‌بینی فضایی برای مدیریت پایدار منابع آب، کاهش مخاطرات ژئومورفولوژیکی و برنامه‌ریزی آگاهانه در سال‌های آینده ضروری است. اهمیت رودخانه ارس تنها از نظر طبیعی نیست بلکه موقعیت مرزی آن با جمهوری آذربایجان و ارمنستان جنبه‌های اقتصادی و سیاسی ویژه‌ای نیز دارد.

بر اساس پژوهش حجازی و همکاران (Hejazi, Modiri, Rahimi & Mehrvarz, 2017) تغییرات مجرای رودخانه ارس طی سال‌های ۱۹۸۷ تا ۲۰۱۴ با استفاده از روش ترانسکت مورد بررسی قرار گرفته است. در این پژوهش، تغییرات مورفولوژیکی مجرای رودخانه ارس طی بازه زمانی ۲۸ ساله مورد تحلیل قرار گرفته و اراضی آزادشده در پی اجرای طرح‌های اصلاح و سامان‌دهی مسیر رودخانه شناسایی و برآورد شده است. نتایج نشان داد که میانگین جابه‌جایی مجرا حدود ۴/۸ متر در سال بوده و در دوره‌های ۱۹۸۷ تا ۲۰۰۰ میلادی، حدود ۵۹۴ هکتار و در دوره ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۴، ۲۷۵ هکتار به اراضی در دسترس افزوده شده است. چوبین و حبیبی (Choubin & Habibi, 2024) در گزارشی فنی با عنوان کاربرد مدل سلول‌های خودکار-مارکوف در پیش‌بینی مناطق بحرانی مخاطره سیل در حوضه آبخیز ارس به شناسایی و تعیین محدوده‌های پرخطر در بازه غربی رودخانه ارس پرداختند. همچنین حبیبی و همکاران (Habibi, Habibzadeh, Talaei & Choubin, 2025) در گزارش ملی طرح تحقیقاتی با موضوع تهیه نقشه نقاط بحرانی مخاطره سیل در حوضه آبخیز ارس با تأکید بر کاربری‌های کشاورزی و سکونتگاه‌های شهری و روستایی، با تقسیم رودخانه ارس به سه بازه اصلی، اقدام به پیش‌بینی نواحی مستعد فرسایش کناره‌ای و رسوب‌گذاری برای افق زمانی ۱۴۱۰ نمودند. این مطالعات نقش مهمی در شناسایی مناطق آسیب‌پذیر و برنامه‌ریزی مدیریت سیلاب در حوضه ارس ایفا می‌کنند. حبیب‌زاده و همکاران (Habibzadeh, Habibi & Eslahi, 2025) در پژوهشی با هدف شناسایی نواحی بحرانی مستعد سیلاب و پیش‌بینی تغییرات کاربری اراضی در حوضه میانی رودخانه ارس، از تصاویر ماهواره‌ای TM و ETM+ مربوط به سال‌های ۲۰۰۰، ۲۰۱۰ و ۲۰۲۳ بهره گرفتند. در این پژوهش، تغییرات مسیر و کانال رودخانه با استفاده از مدل سلول‌های خودکار-مارکوف مورد تحلیل قرار گرفت و دقت نقشه‌های تولیدشده با ضریب کاپا و ماتریس تغییرات سنجیده شد. همچنین نتایج پیش‌بینی‌شده برای سال ۲۰۳۰ از طریق بازبینی‌های میدانی اعتبارسنجی گردید. یافته‌ها نشان داد که به احتمال زیاد وسعت دشت‌ها و مراتع از حدود ۱۱۹۳۵۴ هکتار در سال ۲۰۰۰ به نزدیک ۹۶۰۰۰ هکتار در سال ۲۰۳۰ کاهش خواهد یافت، در حالی که اراضی کشاورزی در حاشیه جنوبی حوضه از ۷۳۴۶ هکتار به بیش از ۲۲۰۰۰ هکتار افزایش می‌یابد. همچنین پیشروی کانال رودخانه در فاصله سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۰ حدود ۶۰ درصد برآورد شد که بیشترین تأثیر را بر اراضی کشاورزی برجای گذاشته است.

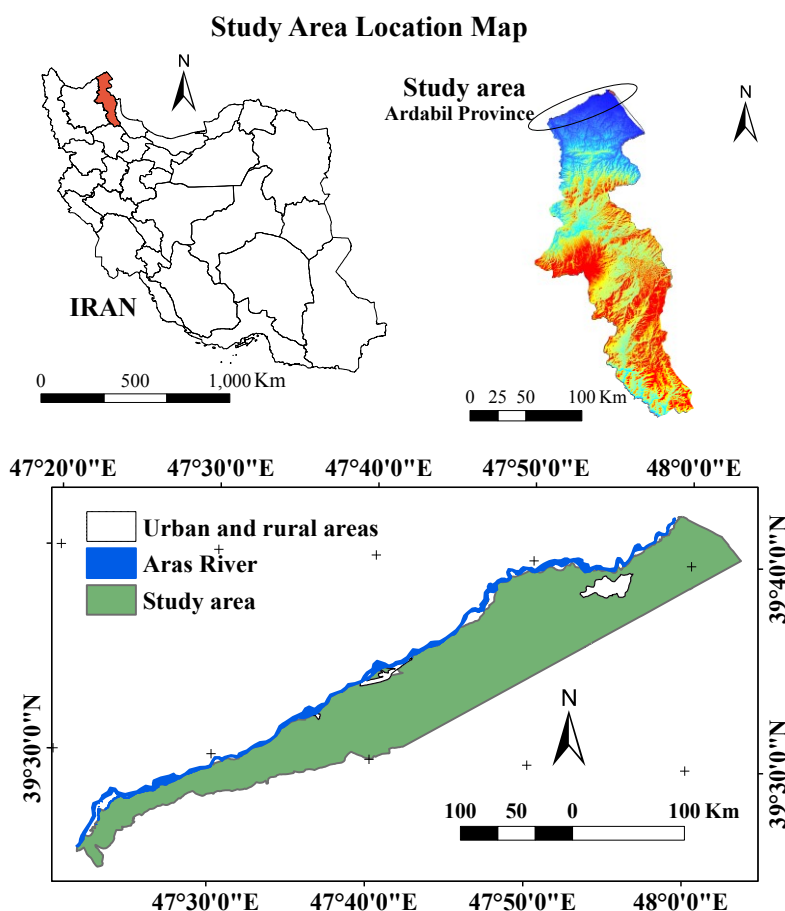
با توجه به اینکه فناوری های سنجش از دور و سامانه های اطلاعات جغرافیایی ابزارهای اصلی برای بررسی تغییرات زمانی و مکانی بستر رودخانه و تحلیل فرآیندهای فرسایش و رسوب گذاری به شمار می روند، و همچنین مدل های پیش بینی مانند سلول های خودکار-مارکوف قادر به شبیه سازی دقیق روندهای آتی تغییرات مورفولوژیکی، پوشش گیاهی یا کاربری اراضی هستند (Hazarika et al., 2015; Langat, Kumar & Koech, 2019; Camargo, Sano, Almeida, Mura & Almeida, 2019; Jamali, 2019; Verma, Ashwini, Singh, 2021; Yucong et al., 2024;) انجام مطالعاتی در این زمینه در منطقه مورد نظر ضروری به نظر می رسد. رودخانه ارس که نقش حیاتی در تأمین منابع آب، حفاظت از زمین های ساحلی و توسعه پایدار منطقه ایفا می کند، نیاز به شناخت دقیق تغییرات بستر و کاربری و پوشش زمین در سواحل آن برای مدیریت بهینه منابع طبیعی دارد. با این حال، در حال حاضر هیچ پژوهشی در محدوده شرقی رودخانه ارس در استان اردبیل با استفاده از مدل های سلول های خودکار-مارکوف برای شبیه سازی هم زمان تغییرات بستر رودخانه و کاربری و پوشش زمین در سواحل آن انجام نشده است. بنابراین، مطالعه حاضر به عنوان نخستین پژوهش در این زمینه، با بهره گیری از این روش ها و ابزارها، تغییرات بلندمدت مسیر رودخانه و سواحل آن را مورد بررسی قرار می دهد و هدف آن تحلیل تغییرات بستر رودخانه و اراضی ساحلی طی سال های ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴ و پیش بینی روند آینده تغییر در کاربری اراضی تا سال ۲۰۳۱ با استفاده از تصاویر ماهواره ای است.

منطقه مورد مطالعه

رودخانه ارس یکی از مهم ترین رودخانه های مرزی شمال غرب ایران به شمار می رود که از دامنه های کوه های بین گول (مین گول) در شرق ترکیه سرچشمه می گیرد و پس از پیمودن مسیری در حدود ۱۰۰۰ کیلومتر، به رودخانه کورا پیوسته و در نهایت به دریای خزر می ریزد. این رودخانه در بیش از ۴۰۰ کیلومتر از مسیر خود، مرز مشترک ایران با جمهوری آذربایجان و ارمنستان را تشکیل می دهد و از این نظر دارای اهمیت ژئوپلیتیکی و مرزی ویژه ای است. بخش مورد مطالعه، شامل حدود ۷۳ کیلومتر از مسیر رودخانه ارس در محدوده دشت مغان و استان اردبیل است (شکل ۱). در این محدوده، رودخانه عمدتاً در بستری وسیع از دشت سیلابی توسعه یافته و جریان دارد. میانگین دبی سالانه رودخانه در این بازه بین ۲۸۵ تا ۳۰۰ مترمکعب بر ثانیه متغیر بوده و بیشترین نوسانات دبی در فصل بهار و در نتیجه ذوب برف های ارتفاعات بالادست رخ می دهد.

مئاندر رودخانه به همراه وجود رسوبات و آبرفت های جوان کواترنری، که مواد اصلی تشکیل دهنده دشت سیلابی منطقه هستند، موجب فرسایش پذیری بالای بستر و کناره ها شده و تغییرات مداوم مورفولوژی رودخانه را به دنبال داشته است. این شرایط، فرسایش کناره ای، جابه جایی بستر و پویایی بالای رودخانه را تشدید می کند. اهمیت انتخاب این محدوده مطالعاتی، علاوه بر نقش مرزی رودخانه ارس، به پویایی بالای آن ناشی از دبی قابل توجه و نیز تأثیر فعالیت های انسانی در حاشیه رودخانه بازمی گردد. فعالیت هایی نظیر کشاورزی، بهره برداری از اراضی سیلابی و مداخلات سازه ای، تأثیر مستقیمی بر رفتار هیدرومورفولوژیک رودخانه و روند تغییرات آن در این بخش دارند (Esfandiyari et al., 2025).

رودخانه ارس در شمال استان اردبیل، با مسیر مئاندری و پویایی بالای کانال، نقش مهمی در شکل گیری دشت های سیلابی و توزیع رسوبات دارد (شکل ۲ الف). در این رودخانه فرسایش کناره های مقعر و رسوب گذاری در کناره های محدب موجب مهاجرت کانال و تغییرات مورفولوژیکی محلی می شود، در حالی که پوشش گیاهی متنوع و اراضی کشاورزی حاصل خیز در حاشیه رودخانه توسعه یافته اند (شکل ۲ ب). این اراضی تحت تأثیر مستقیم فرآیندهای طبیعی رودخانه بوده و در برخی بخش ها با خطر از دست رفتن زمین مواجهند. به منظور کاهش فرسایش و حفاظت از اراضی و زیرساخت ها، دیواره های حفاظتی احداث شده اند که اگرچه از تخریب فوری جلوگیری می کنند، اما گاهی موجب تغییر الگوی طبیعی جریان و تشدید فرسایش در پایین دست می شوند (شکل ۲ ج).



شکل ۱- موقعیت رودخانه ارس در استان اردبیل

Fig. 1. Location of the Aras River in Ardabil Province

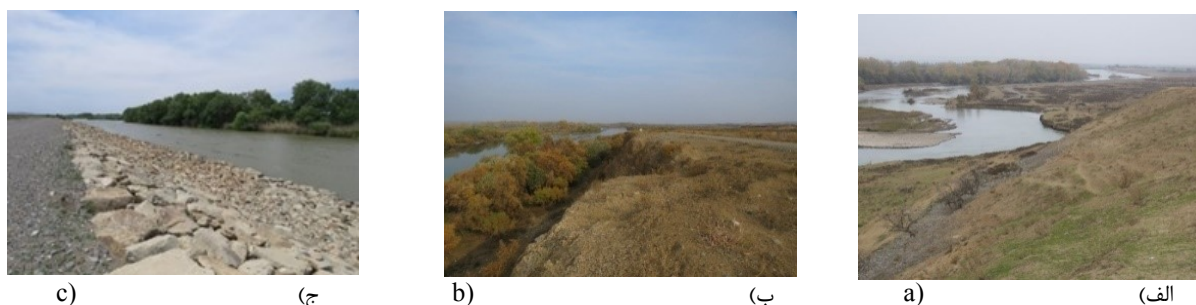
مواد و روش‌ها

داده‌ها و منابع اطلاعاتی

برای تحلیل تغییرات کاربری اراضی و تحولات بستر رودخانه، از تصاویر ماهواره‌ای چند زمانه شامل Landsat 5 TM (2010)، Landsat 8 OLI (2017) و Sentinel-2 (2024) با تفکیک مکانی ۱۰ تا ۳۰ متر استفاده شد. انتخاب این تصاویر به دلیل دسترسی آسان، پوشش گسترده زمانی و همگن بودن داده‌ها برای دوره‌های بلندمدت مطالعه صورت گرفت. استفاده از داده‌های Sentinel بیش از یک تاریخ (مثلاً ۲۰۱۷ و ۲۰۱۸) به دلیل محدودیت در پوشش ابری و نبود داده‌های همزمان با سال‌های مورد مطالعه محدود شد، در حالی که Landsat با دسترسی رایگان و طول دوره زمانی طولانی امکان تحلیل تغییرات بلندمدت را فراهم می‌کند.

انتخاب سال‌های ۲۰۱۰، ۲۰۱۷ و ۲۰۲۴ بر اساس ملاحظات روش‌شناختی، داده‌ای و مدل‌سازی انجام شده است. نخست، این سال‌ها از نظر دسترسی پذیری تصاویر ماهواره‌ای با کیفیت مناسب، پوشش مکانی کامل، حداقل پوشش ابر و شرایط فصلی مشابه، بیشترین همگنی داده‌ای را فراهم می‌کنند؛ امری که برای کاهش عدم قطعیت ناشی از تفاوت کیفیت داده‌ها در تحلیل تغییرات ضروری است. دوم، فاصله‌ی زمانی تقریباً یکسان (۷ ساله) بین تصاویر انتخاب‌شده، بازه‌ای بهینه برای آشکارسازی تغییرات تدریجی بستر رودخانه و کاربری اراضی ساحلی محسوب می‌شود، به گونه‌ای که از یک سو امکان شناسایی روندهای معنادار مکانی- زمانی

فراهم شده و از سوی دیگر، تغییرات کوتاه مدت و ناپایدار بر نتایج غالب نمی شود. سوم، با توجه به ماهیت مدل سلول های خودکار-مارکوف و فرض تداوم الگوهای انتقال در افق زمانی نزدیک، استفاده از این بازه های زمانی منظم موجب افزایش پایداری ماتریس، احتمال انتقال و بهبود قابلیت اتکای پیش بینی ها شده است. بر همین اساس، سال ۲۰۳۱ به عنوان یک افق پیش بینی کوتاه مدت انتخاب شد تا ضمن حفظ سازگاری با رفتار گذشته ی سیستم، از تعمیم بیش از حد مدل و افزایش عدم قطعیت پیش بینی جلوگیری شود. در مجموع، انتخاب این سال ها توازن مناسبی میان کیفیت داده ها، تفکیک زمانی تغییرات و مفروضات مدل سازی ایجاد کرده و چارچوبی قابل اتکا برای تحلیل و پیش بینی تغییرات بستر رودخانه و کاربری اراضی ساحلی فراهم می کند. انتخاب سال های جایگزین با فواصل نامنظم یا کیفیت داده ای متفاوت، می تواند منجر به افزایش عدم قطعیت و کاهش پایداری نتایج مدل شود (Zhu, 2017).



شکل ۲- سیمای عمومی منطقه، الف) مسیر مئاندری رودخانه ارس و فرسایش در دیواره ساحلی رودخانه، ب) دیواره های بلند حاصل از فرسایش ساحلی با پوشش درختی، درختچه ای و بوته زار در دشت سیلابی، ج) دیواره ساحلی احداث شده جهت کاهش اثرات سیلاب و فرسایش دیواره

Fig. 2. General landscape of the area; a) Meandering path of the Aras River and bank erosion, b) High riverbanks resulting from bank erosion with tree, shrub, and bush cover in the floodplain, c) Constructed riverbank/revetment to mitigate flood impacts and bank erosion.

علاوه بر تصاویر ماهواره ای، داده های Google Earth و بازدیدهای میدانی جهت کنترل صحت طبقه بندی، تعیین مرز دقیق کاربری ها و ثبت تغییرات مورفولوژیکی به کار گرفته شد. منظور از داده های Google Earth، تصاویر ماهواره ای و نماهای هوایی با وضوح بالا است که امکان بازبینی بصری، تعیین مرز دقیق کلاس های کاربری و اعتبارسنجی طبقه بندی ها را فراهم می کنند. در بازدیدهای میدانی، نقاط کلیدی با GPS برداشت و نوع کاربری اراضی و تغییرات بستر رودخانه ثبت گردید تا اعتبار نقشه های تولیدی افزایش یابد و دقت تحلیل تغییرات مکانی به حداکثر برسد. نقاط کلیدی، مکان هایی هستند که اطلاعات آن ها برای ارزیابی و اعتبارسنجی دقت مدل ها و نقشه ها اهمیت بالایی دارند و امکان دسترسی و بررسی میدانی آن ها فراهم است. این نقاط عمدتاً در مسیر رودخانه و اراضی ساحلی، به ویژه در مرزها و محل های تغییر کاربری، با قضاوت و نظر کارشناسی تعیین شدند. استفاده همزمان از داده های ماهواره ای و مشاهدات میدانی امکان ارزیابی دقیق روندهای تغییرات کاربری و مورفولوژی رودخانه را فراهم کرده و پایه ای برای مدیریت بهینه منابع آب و کاهش مخاطرات سیلاب ایجاد می کند.

استخراج کاربری اراضی

در این مطالعه پنج کلاس کاربری اراضی بررسی شد: (۱) کانال رودخانه، (۲) اراضی مسکونی، (۳) اراضی کشاورزی، (۴) اراضی مرتعی و (۵) پوشش درختی، درختچه ای و بوته زارها.

دقت نقشه‌های سال ۲۰۲۴ با مقایسه داده‌های میدانی و تحلیل ماتریس خطا^۱، که به آن ماتریس به‌هم‌ریختگی^۲ نیز گفته می‌شود، ارزیابی شد (Johnson & Olsen, 1998). شاخص‌های آماری شامل صحت کلی و یادآوری نیز بر اساس روابط (۱) و (۲) محاسبه شدند.

$$\text{Accuracy} = \frac{H+CN}{H+FA+M+CN} \quad (۱)$$

$$\text{Recall} = \frac{H}{H+M} \quad (۲)$$

که H، FA، M و CN به ترتیب برخوردها یا مثبت‌های درست، هشدار نادرست یا مثبت‌های نادرست، خطاها یا منفی‌های نادرست و منفی‌های درست در جدول توافقی می‌باشند (Sokolova, Japkowicz & Szpakowicz, 2006). علاوه بر آن، کارایی مدل با استفاده از منحنی ROC^۳ بررسی شد. در این روش درصدی از پیکسل‌های دارای یک نوع کاربری که توسط مدل به‌درستی پیش‌بینی شده‌اند حساسیت^۴ مدل نامیده می‌شوند (رابطه ۳) (Lobo, Jiménez-Valverde & Real, 2008).

$$\text{Sensitivity} = \frac{H}{H+FA} \quad (۳)$$

قدرت درست‌نمایی و یا وضوح سازی^۵ مدل نیز بر اساس درصد پیکسل‌های درست طبقه‌بندی شده که فاقد کاربری هستند نشان داده می‌شود (رابطه ۴).

$$\text{Specificity} = \frac{CN}{CN+M} \quad (۴)$$

مساحت زیر منحنی AUC^۶ بین صفر تا یک متغیر بوده و مقدار نزدیک به یک، بیانگر دقت بالای مدل در تفکیک صحیح کاربری‌ها است، در حالی که مقدار ۰/۵ نشان‌دهنده عملکرد تصادفی مدل می‌باشد.

پیش‌بینی کاربری اراضی

در این پژوهش، پس از تهیه نقشه‌های کاربری اراضی سال‌های ۲۰۱۰، ۲۰۱۷ و ۲۰۲۴، پیش‌بینی تغییرات تا سال ۲۰۳۱ با مدل ترکیبی سلول‌های خودکار - مارکوف در نرم‌افزار TerrSet انجام شد. ابتدا با داده‌های ۲۰۱۰ و ۲۰۱۷، ماتریس احتمال انتقال^۷ محاسبه و نقشه سال ۲۰۲۴ پیش‌بینی و با داده واقعی اعتبارسنجی شد. مدل سلول‌های خودکار- مارکوف بر دو مؤلفه استوار است: فیلتر سلول‌های خودکار برای تحلیل تغییرات مکانی و مارکوف برای محاسبه نرخ انتقال میان کلاس‌های کاربری اراضی. ساختار کلی مدل به صورت رابطه (۵) تعریف می‌شود.

$$L(t, t+1) = T[L(t), N] \quad (۵)$$

که در آن: مجموعه‌ای از حالت‌های سلولی محدود و مشخص با L نمایش داده شده است. میدان سلولی با N نشان داده می‌شود، و وضعیت‌های زمانی مختلف با t و t+1 مشخص شده‌اند، که در آن T نمایانگر قاعده تبدیل وضعیت سلولی در فضای محلی است. مدل سلول‌های خودکار- مارکوف یک فرمول محاسباتی بر پایه احتمال شرطی است که برای پیش‌بینی تغییرات کاربری/پوشش زمین به کار می‌رود و در رابطه (۶) بیان شده است (Vahid & Aly, 2025).

$$L(t+1) = P_{ij} \times L(t) \quad (۶)$$

1- Error Matrix

2- Confusion Matrix

3- Receiver Operating Characteristic curve

4- Sensitivity

5- Specificity

6- Area Under the Curve

7- Transition Probability Matrix

در این معادله، $L(t)$ و $L(t+1)$ به ترتیب نشان دهنده وضعیت سیستم در زمان t و $t+1$ هستند، P_{ij} ماتریس احتمال انتقال بین وضعیت ها را نشان می دهد، که این ماتریس به صورت زیر در رابطه (۷) تعیین شده است (Yuan & Tang, 2023):

$$P = P_{ij} = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} & \dots & P_{1n} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} & \dots & P_{2n} \\ P_{31} & P_{32} & P_{33} & \dots & P_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n1} & P_{n2} & P_{n3} & \dots & A_{nn} \end{bmatrix} \quad \text{where } \sum P_{ij} = 1 \quad (7)$$

مدل مارکف تغییرات کاربری زمین را به صورت فرآیندی تصادفی و وابسته به زمان پیش بینی می کند (Zhang et al., 2015) و بخش زنجیره با قوانین همسایگی، تغییر وضعیت سلول ها را بر اساس سلول های مجاور شبیه سازی می کند (Sang, Zhang, Yang, 2011). مدل تلفیقی سلول های خودکار و مارکوف با داده های ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۷ کالیبره و برای سال ۲۰۲۴ اعتبارسنجی شد. سپس تغییرات کاربری تا سال ۲۰۳۱ و تأثیر آن بر بستر و حاشیه رودخانه ارس تحلیل شد تا پایه ای برای مدیریت بهینه اراضی و کاهش مخاطرات سیلاب فراهم گردد.

نقشه پیش بینی تغییرات تا افق زمانی ۲۰۳۱، تغییرات بالقوه در پویایی و تغییر بستر رودخانه و تحولات کاربری اراضی ساحلی را نشان می دهد. در چارچوب این مطالعه و به منظور افزایش دقت تحلیل کمی-فضایی تغییرات کاربری اراضی در بازه پیش بینی، بستر رودخانه و اراضی مجاور آن بر اساس شاخص مساحت تحت خطر به ازای طول بازه^۱ به شش بازه تحلیلی مجزا تقسیم بندی شد.

نتایج و بحث

کاربری های اراضی

نقشه های کاربری اراضی مربوط به سال های ۲۰۱۰، ۲۰۱۷ و ۲۰۲۴ در شکل ۳ (الف تا ج) ارائه شده اند. سطح اراضی انسان ساز (مسکونی و صنعتی) و کشاورزی در دوره های زمانی مورد بررسی (۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴) روند افزایشی داشته اند. در مقابل، مساحت بستر رودخانه در سال ۲۰۲۴ نسبت به سال های ۲۰۱۰ و ۲۰۱۷ کاهش یافته است (جدول ۱).

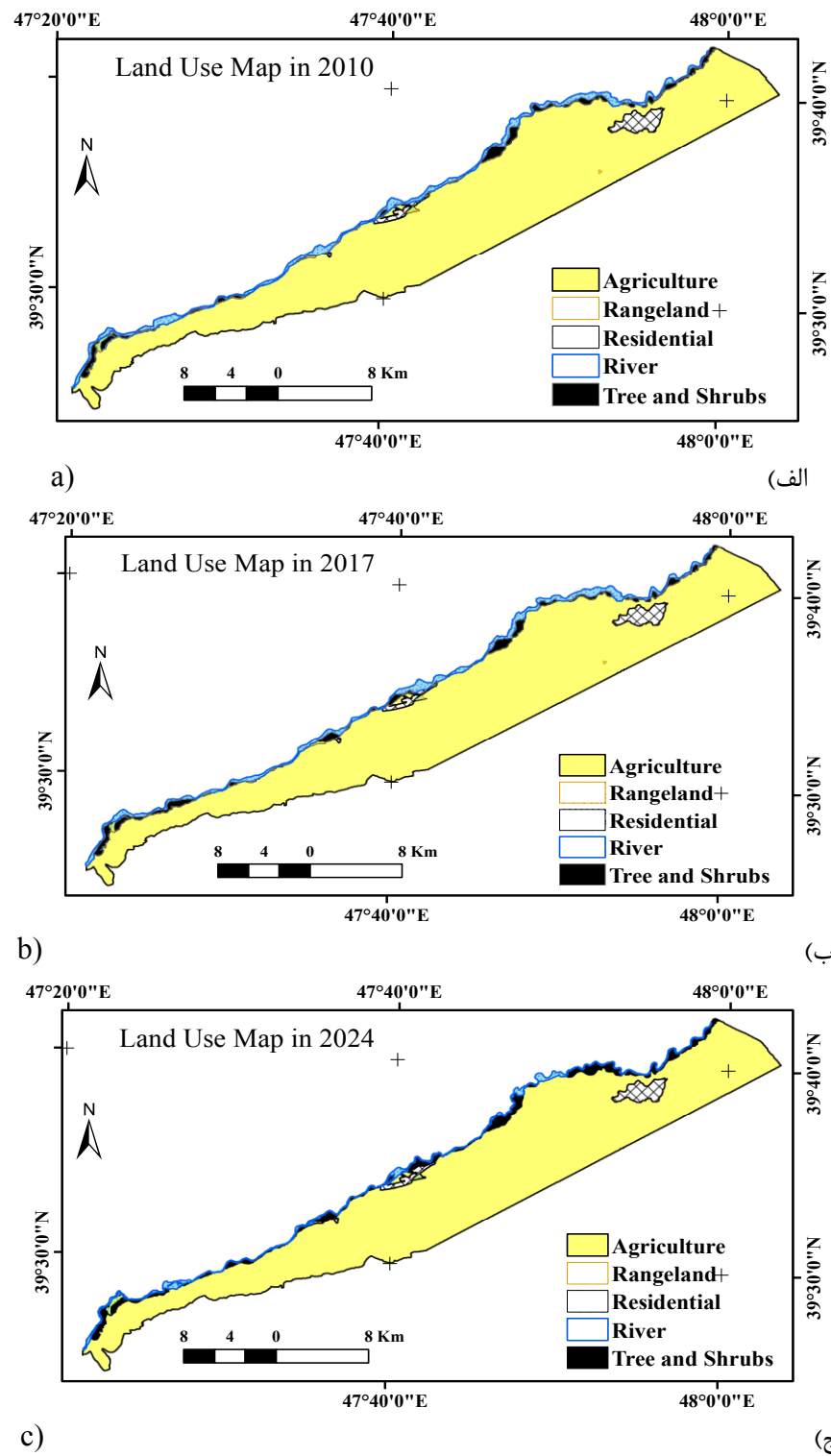
تغییرات کاربری در کوتاه مدت (سال ۲۰۱۷ نسبت به ۲۰۱۰)

در فاصله زمانی ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۷، تغییرات کاربری و پوشش اراضی در حاشیه رودخانه ارس با استفاده از ماتریس انتقال و نقشه های مورفولوژیکی تحلیل شد. بستر رودخانه در این بازه به طور عمده به سمت شمال مهاجرت کرده و مساحت حدود ۳۷۳/۳۵ هکتار از آن تغییر یافته است، که بخشی از اراضی آزاد شده به پوشش درختی، درختچه ای و بوته زار تبدیل شده اند.

جدول ۱- تغییرات سطح کاربری های مختلف در سه سال ۲۰۱۰، ۲۰۱۷ و ۲۰۲۴

Table 1- Changes in the area of different land-use types in 2010, 2017, and 2024

کاربری اراضی به هکتار Land-use (hectares)	سال Year		
	2010	2017	2024
اراضی زراعی (آبی، دیم و باغی) Agricultural lands (irrigated, rainfed, and orchards)	31891.79	31922.07	31968.08
مرتعی Rangelands	118.33	117.46	173.94
سازه های مسکونی، صنعتی و کشاورزی Residential, industrial, and agricultural structures	797.50	802.11	829.99
بستر رودخانه Riverbed	1821.60	1923.82	939.47
درخت و بوته زار Tree and shrubland	921.60	1117.56	1684.70
جمع Total	35550.82	38883.02	35596.18



شکل ۳- نقشه کاربری اراضی در سال‌های الف) ۲۰۱۰، ب) ۲۰۱۷ و ج) ۲۰۲۴

Fig. 3. Land-use maps for the years a) 2010, b) 2017, and c) 2024

تغییرات کاربری در کوتاه مدت (سال ۲۰۱۷ نسبت به ۲۰۱۰)

در فاصله زمانی ۲۰۱۰ تا ۲۰۱۷، تغییرات کاربری و پوشش اراضی در حاشیه رودخانه ارس با استفاده از ماتریس انتقال و نقشه‌های مورفولوژیکی تحلیل شد. بستر رودخانه در این بازه به‌طور عمده به سمت شمال مهاجرت کرده و مساحت حدود ۳۷۳/۳۵ هکتار از آن تغییر یافته است، که بخشی از اراضی آزاد شده به پوشش درختی، درختچه‌ای و بوته‌زار تبدیل شده‌اند. کاهش سطح بستر رودخانه در حدود ۷۸/۶۴ هکتار نیز مشاهده شد. بیشترین پایداری مربوط به زمین‌های کشاورزی و مسکونی با حفظ حدود ۹۹٪ مساحت اولیه بوده است، در حالی که اراضی مرتعی بیشترین تغییرات را تجربه کرده‌اند؛ ۲۹/۹۹ هکتار به زمین کشاورزی و ۱۷/۵۸ هکتار به بستر رودخانه تبدیل شده است. تغییرات جزئی نیز شامل تبدیل زمین‌های کشاورزی به رودخانه (۲۶/۵۹ هکتار) و پوشش گیاهی درختی، درختچه‌ای و بوته‌زار (۲۰/۰۸ هکتار) می‌باشد. همچنین مهاجرت بستر رودخانه منجر به ایجاد ۶/۲۷ هکتار اراضی زراعی و ۵/۸۱ هکتار اراضی مسکونی جدید شده است. در کاربری با پوشش گیاهی درختی، درختچه‌ای و بوته‌زار، ۱۲۳/۷۲ هکتار تحت تأثیر مهاجرت بستر رودخانه و تغییرات فرسایشی قرار گرفته و ۲۳/۱۷ هکتار آن به زمین‌های کشاورزی تبدیل شده است. نتایج نشان می‌دهد که فعالیت‌های فرسایشی، مهاجرت کانال و تغییرات طبیعی بستر رودخانه نقش مهمی در تغییرات کاربری زمین و پوشش گیاهی منطقه داشته‌اند.

تغییرات کاربری در دوره بلندمدت (سال ۲۰۲۴ نسبت به ۲۰۱۰)

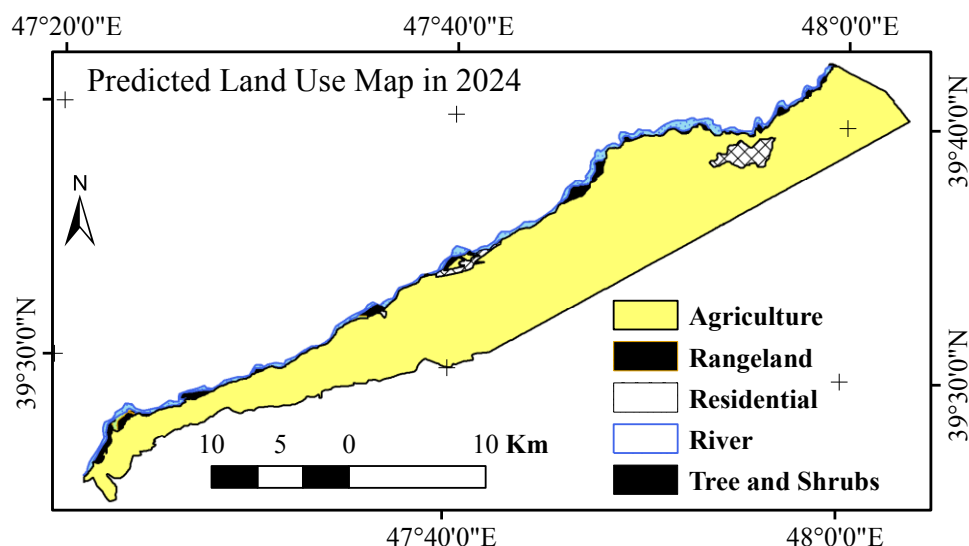
ارزیابی تغییرات کاربری اراضی در دوره ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴ نشان داد که بخش عمده زمین‌های کشاورزی و مسکونی پایدار مانده‌اند؛ به طوری که حدود ۳۱۸۸۶ هکتار (۹۹٪) زمین‌های کشاورزی و ۷۹۶ هکتار مسکونی حفظ شده‌اند. سطح اراضی مرتعی نیز عمدتاً ثابت مانده و تنها با تغییر جزئی، به زمین‌های کشاورزی و بستر رودخانه تبدیل شده‌اند. در مقابل، بستر رودخانه بیشترین تغییرات را نشان می‌دهد؛ از مجموع سطح ۱۸۶۸ هکتاری بستر رودخانه تنها ۷۳۴ هکتار حفظ شده است و بقیه اراضی آن به کاربری کشاورزی، مرتعی، پوشش درختی، درختچه‌ای و بوته‌زار و مسکونی تبدیل شده است، همچنین حدود ۳۱۱ هکتار به دلیل عقب‌نشینی و جابه‌جایی بستر رودخانه به اراضی اضافه شده است. هرچند کاربری پوشش گیاهی درختی، درختچه‌ای و بوته‌زار عمدتاً حفظ شده، اما بخشی از آن به زمین کشاورزی تبدیل شده و بخشی تحت تأثیر جابه‌جایی رودخانه قرار گرفته است. این نتایج نشان می‌دهند که کاربری‌های مسکونی و کشاورزی پایدار بوده‌اند، در حالی که بستر رودخانه و اراضی پیرامون طی ۱۴ سال مورد مطالعه، تغییرات قابل توجهی داشته‌اند.

پیش‌بینی تغییرات کاربری

نقشه پیش‌بینی کاربری سال ۲۰۲۴ بر اساس داده‌های پایه ۲۰۱۰ و ۲۰۱۷ با استفاده از مدل سلول‌های خودکار-مارکوف تولید شد (شکل ۴). ماتریس تغییرات نشان داد که اراضی کشاورزی با ۹۹/۹۷٪ و مسکونی با ۹۹/۸۳٪ بیشترین پایداری را دارند، در حالی که رودخانه و پوشش درختی، درختچه‌ای و بوته‌زار بیشترین تغییرپذیری را نشان دادند. حدود ۱۳٪ از اراضی درختی، درختچه‌ای و بوته‌زار به بستر رودخانه و ۲۰٪ از بستر رودخانه به سایر کاربری‌ها تبدیل شده است. کاربری مرتعی ۲۲٪ به کشاورزی و ۱۰٪ به رودخانه تغییر یافته است. اعتبارسنجی مدل نشان می‌دهد که صحت کلی ۹۹٪، کاپای کلی ۰/۹۷ و سطح زیر منحنی ROC برابر ۰/۹۲۶ است، که بیانگر دقت بسیار بالای پیش‌بینی می‌باشد. ماتریس احتمال انتقال مارکوف نشان داد که اراضی کشاورزی و مسکونی با احتمال ۰/۹۹ بالاترین پایداری را دارند، در حالی که کاربری مرتعی با احتمال ۰/۶۷ و رودخانه و پوشش درختی، درختچه‌ای و بوته‌زار تغییرپذیری بالایی دارند (شکل ۵). این یافته با مطالعات آناندکومار و همکاران (Anandkumar et al., 2019) در مالزی و ناث و گوش (Nath & Ghosh, 2024) در هند هم‌راستا است که نشان‌دهنده الگوی جهانی پایداری اراضی با ارزش اقتصادی بالاست.

پیش‌بینی تا سال ۲۰۳۱

مدل سلول‌های خودکار- مارکوف بر اساس داده‌های ۲۰۱۰ و ۲۰۲۴ برای پیش‌بینی تا سال ۲۰۳۱ نشان داد که کاربری‌های کشاورزی (۰/۹۹۸۹)، مسکونی (۰/۹۸۸۶) و درختی، درختچه‌ای و بوته‌زار (۰/۹۷۶۶) بالاترین احتمال پایداری را خواهند داشت، در حالی که بستر رودخانه با احتمال ۰/۶۸۳۳ بیشترین پویایی را نشان می‌دهد. پیش‌بینی می‌شود بخش قابل توجهی از بستر رودخانه (۲۵/۵٪) به پوشش درختی، درختچه‌ای و بوته‌زار و ۲/۹۲٪ به کشاورزی تبدیل شود که می‌تواند نشانگر خشک شدن و تغییر مورفولوژی بستر باشد (شکل ۶).



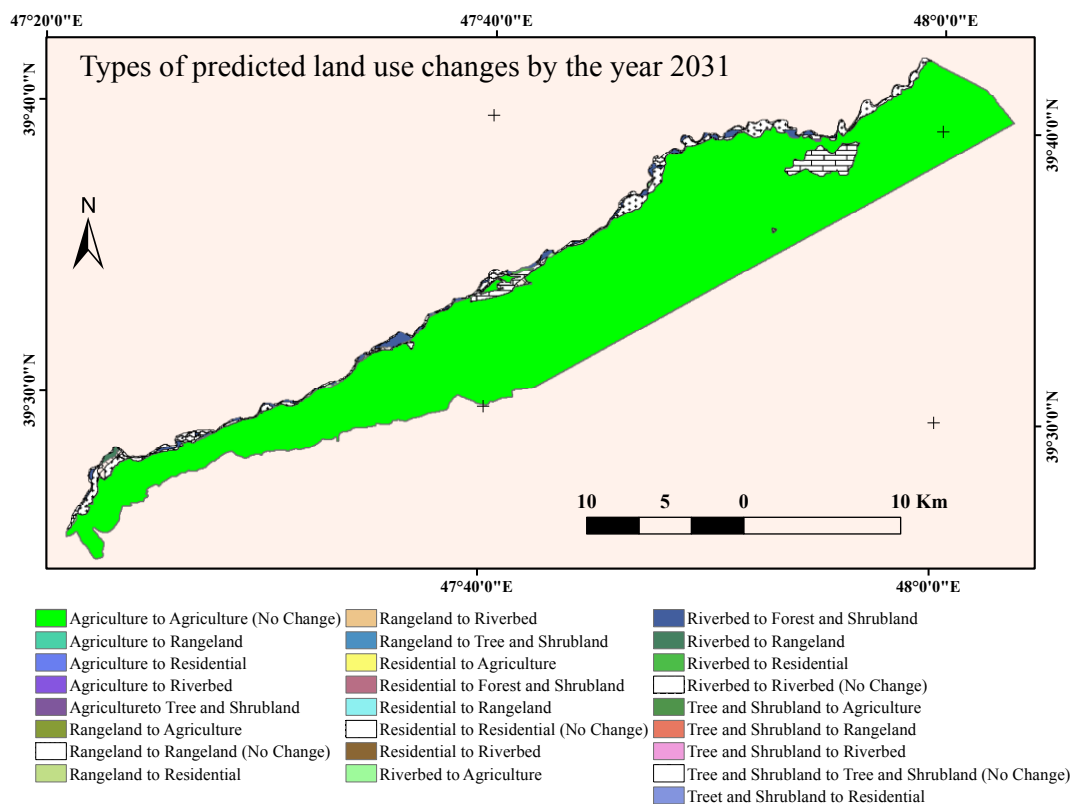
شکل ۴- نقشه پیش‌بینی کاربری در سال ۲۰۲۴ بر مبنای سال ۲۰۱۰ و ۲۰۱۷ براساس روش سلول‌های خودکار- مارکوف

Fig.4. Predicted land-use map for the year 2024 based on 2010 and 2017 data using the CA-Markov model

کاربری مبدأ \ کاربری مقصد Source land-use \ Target land-use	کشاورزی Agriculture	مرتع Rangeland	مسکونی Residential	رودخانه River	درختی، درختچه‌ای و بوته‌زار Tree-shrubland	درصد احتمال پایداری Percentage probability of persistence
کشاورزی Agriculture	0.9991	0	0	0.0008	0	100
مرتع Rangeland	0.221	0.6693	0.0003	0.1071	0.0023	80
مسکونی Residential	0.0022	0	0.9967	0.0011	0	60
رودخانه River	0.0162	0.0065	0.0033	0.7919	0.182	40
درختی، درختچه‌ای و بوته‌زار Tree-shrubland	0.0067	0.0002	0.0001	0.1359	0.8572	20
						0

شکل ۵- نمودار حرارتی^۱ ماتریس احتمال انتقال مدل سلول‌های خودکار- مارکوف

Fig.5. Heat map of the CA-Markov transition probability matrix



شکل ۶- نوع تغییر کاربری های پیش بینی شده تا سال ۲۰۳۱

Fig.6. Types of predicted land-use changes by the year 2031

ماتریس تغییرات پیکسل ها نشان داد ۳,۱۸۶,۵۶۶ پیکسل با اندازه ۱۰ متر × ۱۰ متر از اراضی کشاورزی و ۸۱,۹۵۸ پیکسل از اراضی مسکونی پایدار خواهند ماند. اراضی مرتعی پویایی متوسط و بستر رودخانه پویایی بالای دارند؛ تقریباً ۳۱/۷٪ از پیکسل های رودخانه به کاربری های دیگر منتقل خواهند شد. پوشش درختی، درختچه ای و بوته زار با ۹۷٪ پایداری تنها ۳٪ تغییر خواهد داشت. نقشه تغییرات نشان می دهد تحولات عمده در مسیر و بستر رودخانه و مناطق حاشیه ای آن رخ خواهد داد (شکل ۷).

تحلیل اقتصادی تغییرات

ارزیابی اقتصادی نشان داد که تغییرات کاربری تا سال ۲۰۳۱ خسارت اقتصادی کلی حدود ۲۲,۹۷۱ میلیارد ریال (۲,۲۹۷ میلیارد تومان) را به همراه خواهد داشت. بیشترین خسارت مربوط به تغییر بستر رودخانه به پوشش طبیعی با ۱۹,۱۹۳ میلیارد ریال است. مجموع مساحت تغییر یافته ۷۶۶ هکتار برآورد شده است. تغییرات اراضی کشاورزی (۶۰ هکتار، ۱,۸۱۱ میلیارد ریال) و سکونتگاهی (۱۸ هکتار، ۵۳۰ میلیارد ریال) نیز خسارت قابل توجهی ایجاد خواهند کرد.

ارزش اقتصادی هر هکتار زمین بر اساس میانگین قیمت های منطقه ای، بررسی میدانی و گزارش های رسمی مرتبط با ارزش اراضی در سال ۱۴۰۴ برآورد شده و به عنوان شاخص مقایسه ای خسارت اقتصادی مورد استفاده قرار گرفته است. این مطالعه بر مقایسه نسبی خسارت اقتصادی بین کلاس های مختلف کاربری زمین متمرکز است و هدف آن تعیین ارزش مطلق زمین نیست؛ از این رو، از شاخص های اقتصادی برآوردی استفاده شده است که مطابق با روش های متداول در ادبیات تغییر کاربری زمین می باشد. (Lambin, Geist, & Lepers, 2003; Pontius & Malanson, 2005; Costanza et al., 2014).

با این رویکرد، امکان تحلیل نسبی اثرات تغییرات کاربری بر خسارت اقتصادی برای تحلیلگران فراهم شده و نقش حیاتی اراضی مرتعی و پوشش‌های طبیعی در حفظ اکوسیستم‌ها حفظ می‌شود (جدول ۲).

کاربری مبدأ \ کاربری مقصد Source land-use \ Target land-use	کشاورزی Agriculture	مرتع Rangeland	مسکونی Residential	رودخانه River	درختی، درختچه‌ای و بوته‌زارها Tree-shrubland	درصد احتمال پایداری Percentage probability of persistence
کشاورزی Agriculture	0.9989	0.0001	0.0003	0.0001	0.0006	100
مرتع Rangeland	0.0185	0.9475	0.0059	0.0059	0.0221	80
مسکونی Residential	0.0104	0.0007	0.9886	0	0.0003	60
رودخانه River	0.0292	0.0213	0.0108	0.6833	0.2554	40
درختی، درختچه‌ای و بوته‌زارها Tree-shrubland	0.0168	0.0019	0.0007	0.004	0.9766	20
						0

شکل ۷- نمودار حرارتی مربوط به مدل سلول‌های خودکار- مارکوف براساس کاربری سال‌های ۲۰۱۰ و ۲۰۲۴ برای پیش‌بینی سال ۲۰۳۱
Fig. 7. Heat map of the CA-Markov model based on land-use in 2010 and 2024 for predicting the year 2031

جدول ۲- خسارت مالی پیش‌بینی شده کاربری اراضی تا ۲۰۳۱

Table 2- Predicted economic losses of land-use up to the year 2031

کاربری زمین Land-use	مساحت تغییر (هکتار) Area of change (hectares)	خسارت (میلیارد ریال) Estimated loss (Billion Rials)	مقصد اصلی تغییر Main destination of change
کشاورزی Agriculture	60.38	1811.4	درختی / بوته‌زار Tree/Shrubland
مرتع Rangeland	11.78	353.4	درختی / بوته‌زار Tree/Shrubland
مسکونی Residential	17.67	530.1	کشاورزی Agriculture
رودخانه River	639.76	19192.8	درختی / بوته‌زار Tree/Shrubland
درختی / بوته‌زار Tree/Shrubland	36.12	1083.6	کشاورزی Agriculture
کل Total	765.71	22971.3	-

نقاط بحرانی رودخانه

رودخانه ارس در محدوده استان اردبیل به شش بازه تقسیم شد (شکل ۸). تقسیم‌بندی رودخانه ارس به شش بازه با هدف مدیریت بهتر و تحلیل دقیق‌تر تغییرات بستر و خسارات ناشی از آن انجام شد. این تقسیم‌بندی بر اساس طول متفاوت، مساحت تحت تأثیر، و نسبت مساحت به طول در هر بازه صورت گرفت. به عنوان مثال، بازه‌های سه و پنج با خسارات بالای ۷۱۰۵/۷۴ و ۶۱۴۴/۹۵ میلیارد ریال، به‌ویژه در معرض فرسایش شدید و تهدید اراضی کشاورزی و سکونتگاهی هستند و نیاز به اقدامات پیشگیرانه و مدیریت خاص دارند. در مقابل، بازه شش که کمترین مساحت تحت تأثیر و خسارت احتمالی را دارد، کم‌خطرترین بخش محسوب می‌شود (جدول ۳). این تقسیم‌بندی به تحلیل دقیق‌تر خسارات اقتصادی و تصمیم‌گیری مؤثرتر در مدیریت منابع کمک می‌کند و امکان

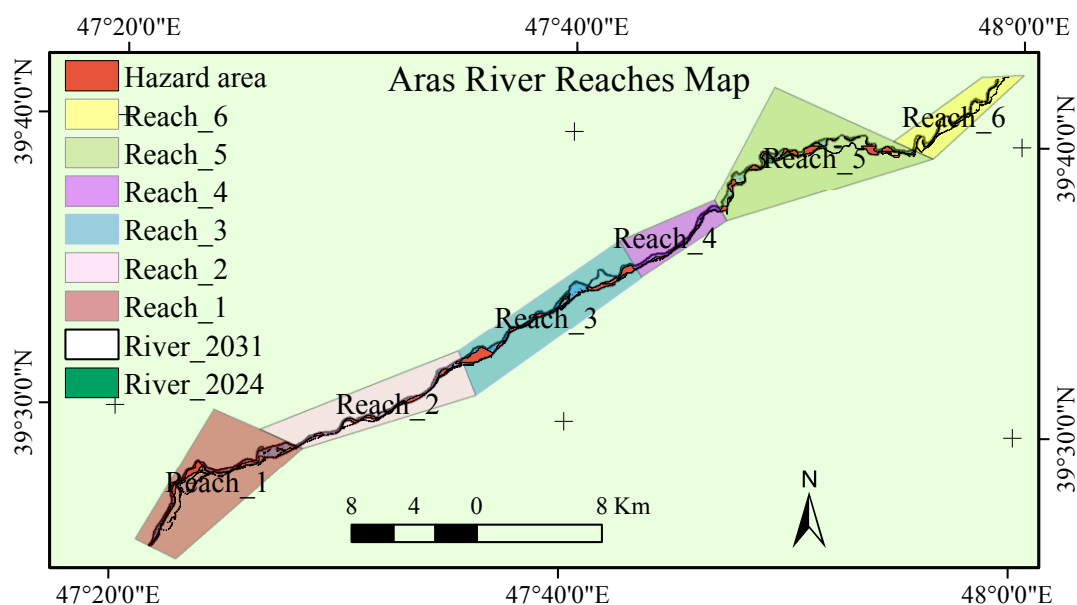
برنامه ریزی هدفمند برای هر بخش از رودخانه را فراهم می آورد. به این ترتیب، می توان استراتژی های مدیریتی متفاوتی را برای مناطق بحرانی و کم خطر تدوین کرده و به طور مؤثرتری از آسیب های احتمالی جلوگیری کرد.

جدول ۳- مشخصات بازه ای رودخانه ارس و برآورد خسارت ناشی از تغییرات بستر و کاربری اراضی

Table 3- Characteristics of Aras River reaches and damage estimation resulting from riverbed and land use changes

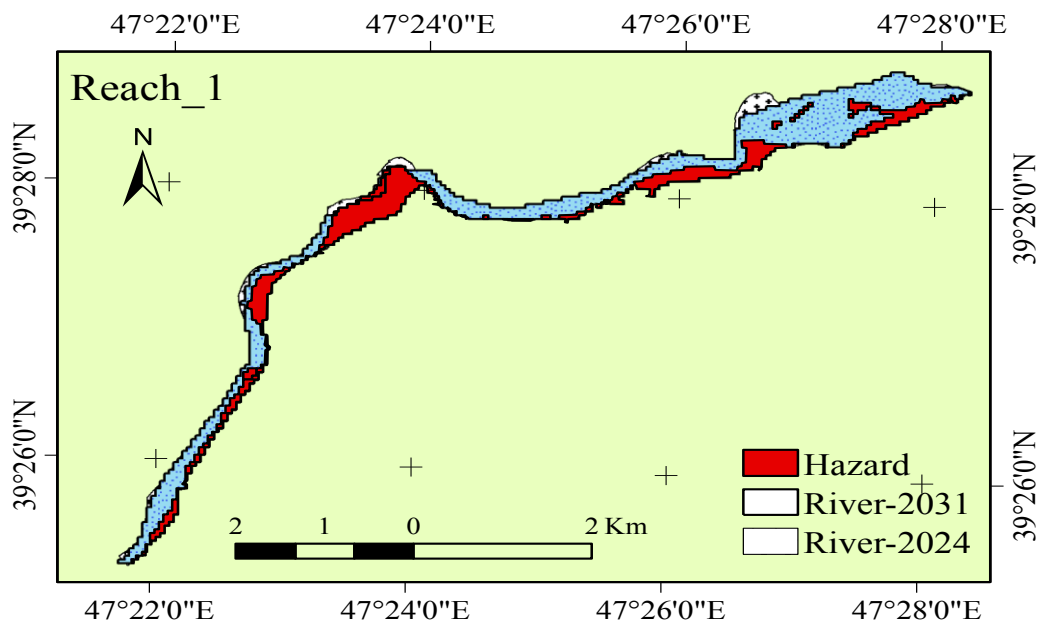
بازه Reach	طول بازه (کیلومتر) Segment Length (Kilometers)	مساحت (هکتار) Area (Hectares)	نسبت مساحت به طول (هکتار/کیلومتر) Area-to-Length Ratio (Hectares/Kilometer)	خسارت احتمالی (میلیارد ریال) Estimated Damage (Billion Rial)
1	13.880	150.30	10.83	4508.99
2	12.687	112.08	8.83	3362.47
3	13.780	236.86	17.19	7105.74
4	7.030	41.96	5.97	1258.66
5	16.365	204.83	12.52	6144.95
6	9.635	19.68	2.04	590.49
کل Total	73.377	765.71	10.44	22971.30

نقشه های سال ۲۰۲۴ و پیش بینی تا ۲۰۳۱، تحولات قابل توجه در بستر، افزایش فرسایش کناری و تهدید اراضی کشاورزی و سکونتگاهی را نشان می دهند (شکل های ۹-۱۴). مجموع طول رودخانه ۷۳/۴ کیلومتر و مساحت تحت تأثیر ۷۶۶ هکتار برآورد شد. براساس شاخص مساحت تحت خطر به طول بازه، بازه های سه و پنج با خسارت ۷،۱۰۶ و ۶،۱۴۵ میلیارد ریال و نسبت مساحت به طول ۱۷/۱۹ و ۱۲/۵۲ هکتار/کیلومتر بحرانی ترین نقاط هستند. بازه یک با طول ۱۳/۸۸ کیلومتر، مساحت ۱۵۰ هکتار و خسارت ۴،۵۰۹ میلیارد ریال در اولویت بعدی قرار دارد. بازه دو با ۱۱۲ هکتار و ۳،۳۶۲ میلیارد ریال خسارت نیز قابل توجه است. بازه چهار با ۴۲ هکتار و ۱،۲۵۹ میلیارد ریال و بازه شش با ۲۰ هکتار و ۵۹۰ میلیارد ریال کم خطرترین بخش ها محسوب می شوند.



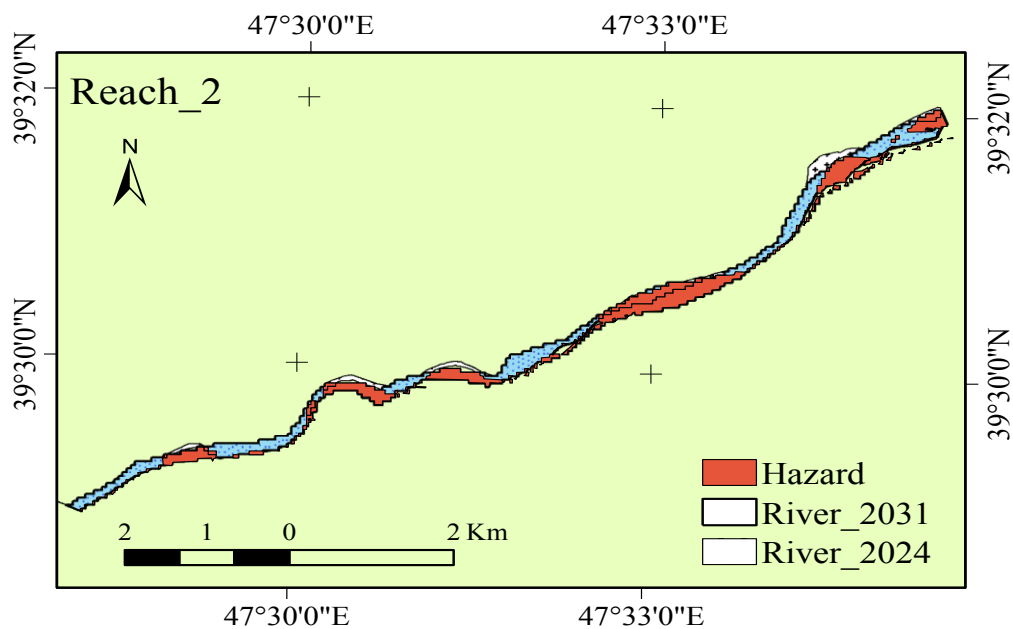
شکل ۸- موقعیت بازه های مسیر رودخانه ارس در محدوده استان اردبیل

Fig. 8. Location of river reaches along the Aras River within Ardabil Province



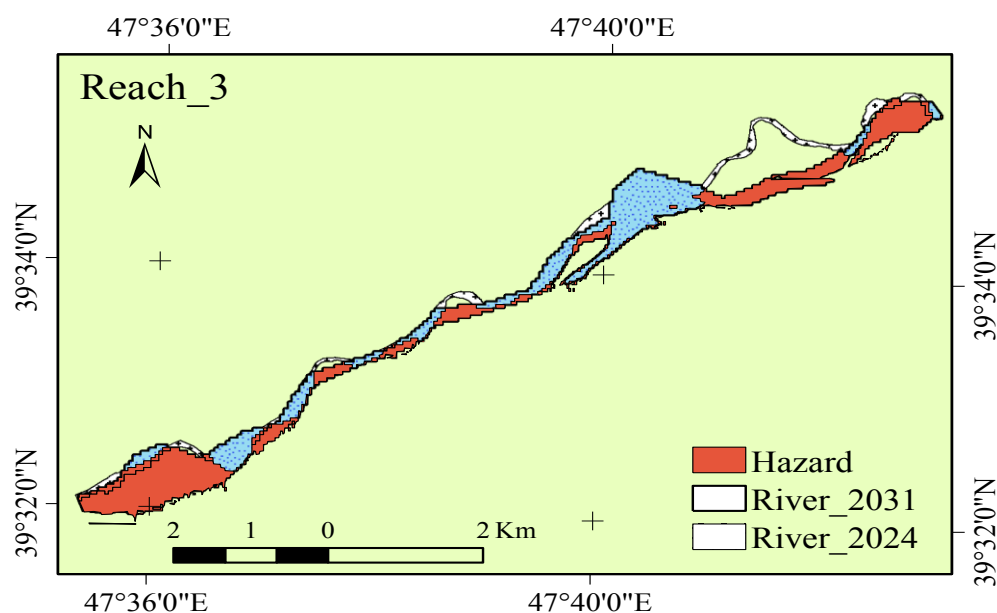
شکل ۹- موقعیت بازه یک مسیر روخانه ارس در استان اردبیل و اراضی تحت خطر احتمالی تا سال ۲۰۳۱

Fig. 9. Location of the first reach of the Aras River in Ardabil Province and the areas potentially at risk up to 2031



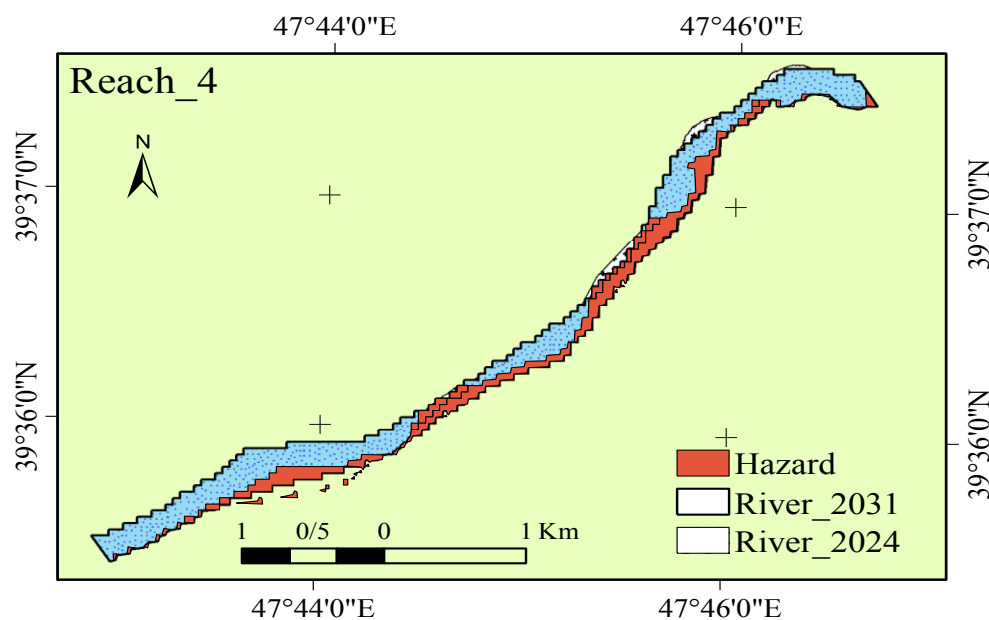
شکل ۱۰- موقعیت بازه دوم مسیر روخانه ارس در استان اردبیل و اراضی تحت خطر احتمالی تا سال ۲۰۳۱

Fig. 10. Location of the second reach of the Aras River in Ardabil Province and the areas potentially at risk up to 2031



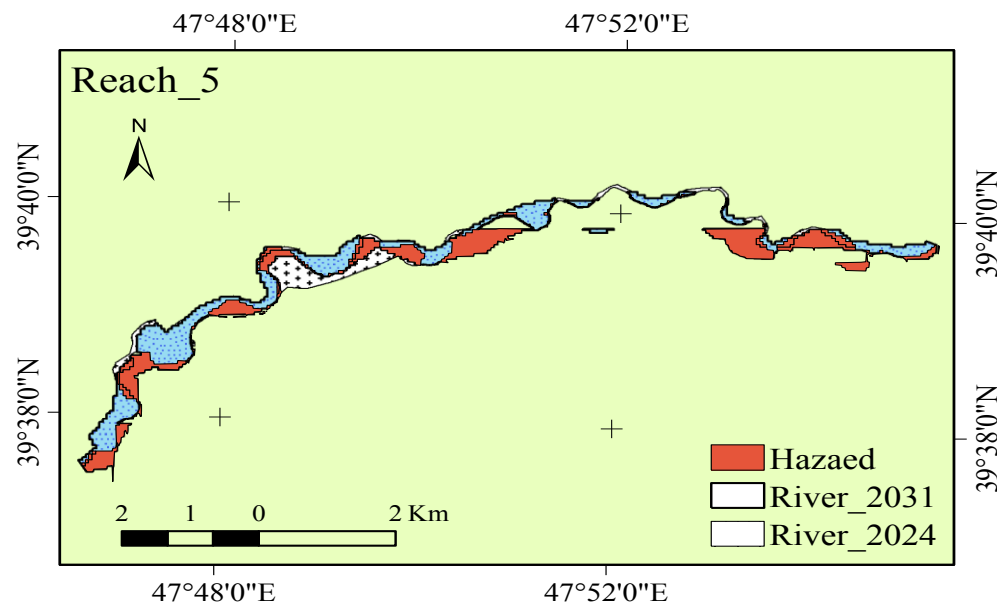
شکل ۱۱- موقعیت بازه سوم مسیر روخانه ارس در استان اردبیل و اراضی تحت خطر احتمالی تا سال ۲۰۳۱

Fig. 11. Location of the third reach of the Aras River in Ardabil Province and the areas potentially at risk up to 2031



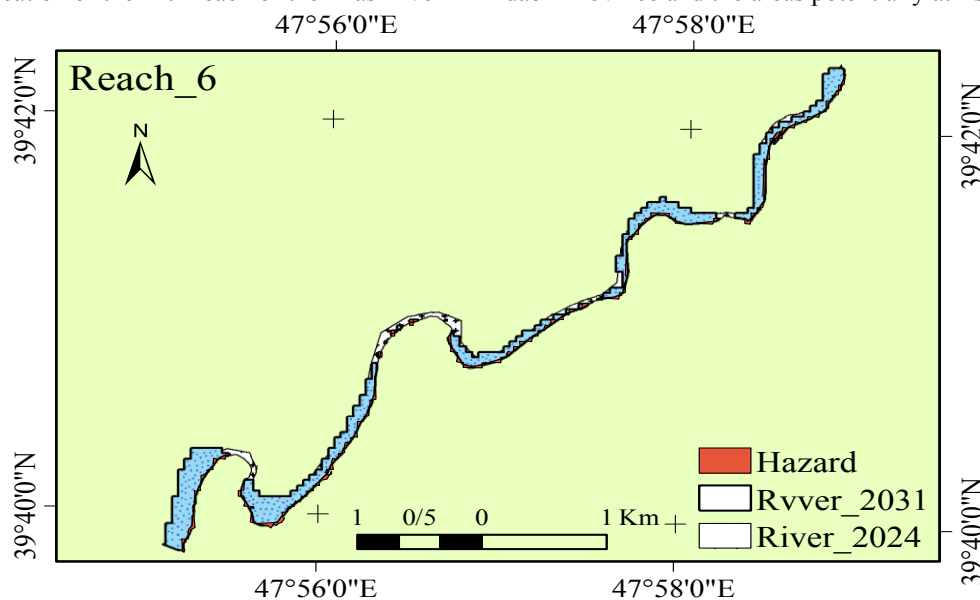
شکل ۱۲- موقعیت بازه چهارم مسیر روخانه ارس در استان اردبیل و اراضی تحت خطر احتمالی تا سال ۲۰۳۱

Fig. 12. Location of the fourth reach of the Aras River in Ardabil Province and the areas potentially at risk up to 2031



شکل ۱۳- موقعیت بازه پنجم مسیر روخانه ارس در استان اردبیل و اراضی تحت خطر احتمالی تا سال ۲۰۳۱

Fig. 13. Location of the fifth reach of the Aras River in Ardabil Province and the areas potentially at risk up to 2031



شکل ۱۴- موقعیت بازه ششم مسیر روخانه ارس در استان اردبیل و اراضی تحت خطر احتمالی تا سال ۲۰۳۱

Fig. 14. Location of the sixth reach of the Aras River in Ardabil Province and the areas potentially at risk up to 2031

اولویت‌بندی مدیریت باید روی بازه‌های پرخطر برای تثبیت بستر، سازه‌های حفاظتی و اصلاح کاربری اراضی باشد. استفاده از شاخص ترکیبی خسارت مالی و نسبت مساحت به طول می‌تواند برای رتبه‌بندی بازه‌ها و تخصیص منابع در مطالعات مشابه مفید باشد. این یافته‌ها با مطالعات هازاریکا و همکاران (Hazarika et al., 2015)، حمد و همکاران (Hamad, Balzter & Kolo, 2018) و گوش و ساها (Ghosh & Saha, 2023) همخوانی دارد و اهمیت تلفیق داده‌های مکانی، اقتصادی و مدل‌های پیش‌بینی برای کاهش خسارات را برجسته می‌کند.

نتایج این مطالعه با یافته‌های تحقیقات مشابه در ایران و سایر کشورها همخوانی دارد. در مطالعه هازاریکا و همکاران (Hazarika et al., 2015) در دشت‌های سیلابی برهماپوترای هند، الگوی مشابهی از تغییرات سریع کاربری در مناطق طبیعی پیرامون بستر رودخانه و پایداری نسبی اراضی کشاورزی و سکونتگاهی مشاهده شد. ناث و گوش (Nath & Ghosh, 2024) نیز در رودخانه‌های مئاندری هند نشان دادند که مهاجرت بستر و تغییرات مورفولوژیکی موجب تغییرات گسترده در کاربری زمین می‌شود. مطالعات آناندکومار و همکاران (Anandkumar et al., 2019) در ساحل میری مالزی نشان دادند که اراضی کشاورزی و مناطق شهری به دلیل اهمیت اقتصادی کمتر تحت تأثیر تغییرات کاربری قرار می‌گیرند، که با یافته‌های این پژوهش در رودخانه ارس هم‌راستا است. همچنین مطالعات داخلی نظیر اصغری سراسکانرود و اردشیرپی (Asghari Sereskanrood & Ardeshtirpey, 2020)، زارعی و همکاران (Zarei, Shanani Hoveyze & Joorabian Shooshtari, 2024) نیز پایداری بالای اراضی با ارزش اقتصادی را تأیید می‌کنند. مطالعات بین‌المللی نشان می‌دهند که توسعه ناپایدار کاربری انسانی در دشت‌های سیلابی و اطراف رودخانه‌ها خسارات اقتصادی و زیست‌محیطی قابل توجهی ایجاد می‌کند (Dottori et al., 2018; Sun et al., 2022; Wang et al., 2024).

یافته‌های این پژوهش نیز هم‌راستا با نتایج مطالعات خشنود مطلق و همکاران و مدرس و همکاران (Modarres, Sarhadi & Wang et al., 2012) در حوضه ارس و همچنین مطالعات وانگ و همکاران (Wang et al., 2012) در چین و هازاریکا و همکاران (Hazarika et al., 2015) در هند نشان می‌دهد که تغییرات گسترده کاربری اراضی در محدوده‌های سیلابی رودخانه ارس، همراه با افزایش رخداد‌های حدی نظیر خشکسالی و سیلاب، موجب تشدید ناپایداری مورفودینامیکی، افزایش مهاجرت بستر و حساسیت بیشتر سامانه رودخانه‌ای نسبت به فرسایش کناره‌ای و انتقال رسوبات شده است. این تغییرات نه تنها پویایی کانال را افزایش داده بلکه منجر به تخریب پوشش گیاهی حاشیه‌ای، کاهش ظرفیت جذب و ذخیره رواناب، و تهدید اراضی کشاورزی و سکونتگاه‌های مجاور نیز شده است. در نتیجه، لزوم برنامه‌ریزی برای کاربری اراضی با رویکرد مدیریت سیلاب و حفاظت کرانه‌ای به‌عنوان راهبردی اساسی برای کاهش خطرپذیری و پایداری بلندمدت سیستم رودخانه‌ای ارس ضروری به نظر می‌رسد.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، پویایی بستر و تغییرات کاربری اراضی در ساحل رودخانه ارس در بازه زمانی ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴ با بهره‌گیری از داده‌های سنجش از دور، سامانه اطلاعات جغرافیایی، برداشت‌های میدانی و مدل سلول‌های خودکار-مارکوف مورد تحلیل جامع قرار گرفت. نتایج نشان داد که رودخانه ارس به دلیل الگوی مئاندری، مهاجرت فعال کانال و فرآیندهای غالب فرسایش کناره‌ای و رسوب‌گذاری، بیشترین تغییرات را در بستر خود تجربه کرده است. کاهش قابل توجه مساحت بستر رودخانه (حفظ تنها حدود ۷۳۴ هکتار از ۱۸۶۸ هکتار اولیه) بیانگر حساسیت بالای این پهنه به عوامل طبیعی و مداخلات انسانی بوده و تهدید جدی برای اراضی کشاورزی، سکونتگاه‌ها و پوشش‌های طبیعی پیرامونی ایجاد کرده است. در مقابل، اراضی کشاورزی و مسکونی در طول دوره مورد مطالعه از پایداری بسیار بالایی برخوردار بوده و بیش از ۹۹ درصد مساحت اولیه خود را حفظ کرده‌اند که نشان‌دهنده اهمیت اقتصادی و اجتماعی این کاربری‌ها و تمرکز سیاست‌های مدیریتی بر حفاظت از آن‌ها است.

نتایج مدل‌سازی سلول‌های خودکار-مارکوف و تحلیل ماتریس احتمال انتقال نیز مؤید این الگو است؛ به‌گونه‌ای که اراضی کشاورزی و مسکونی بیشترین پایداری (حدود ۰/۹۹۹) و بستر رودخانه و مراتع بیشترین تغییرپذیری را نشان دادند. دقت بسیار بالای مدل (صحت کلی ۹۹ درصد، ضریب کاپای ۰/۹۷ و AUC برابر ۰/۹۲۶) قابلیت اطمینان آن را در شبیه‌سازی و پیش‌بینی تغییرات آتی کاربری اراضی تأیید می‌کند. پیش‌بینی‌ها حاکی از آن است که تا سال ۲۰۳۱ نیز روند غالب ثبات در اراضی کشاورزی و سکونتگاهی ادامه خواهد یافت، در حالی که بستر رودخانه و پوشش‌های طبیعی، به‌ویژه پوشش درختی، درختچه‌ای و بوته‌زار، بیشترین پویایی را تجربه خواهند کرد. تبدیل بخشی از بستر رودخانه به پوشش گیاهی و اراضی کشاورزی، نشانه‌ای از تغییر در بستر رودخانه و گرایش به خشک‌شدگی نسبی بستر است که پیامدهای اکولوژیکی و اقتصادی قابل توجهی به همراه داشته و خواهد داشت.

تحلیل اقتصادی نتایج نشان داد که تداوم این تغییرات تا سال ۲۰۳۱ می‌تواند منجر به خسارت مالی چشمگیری در حدود ۲,۲۹۷ میلیارد تومان شود که بخش عمده آن ناشی از تغییرات بستر رودخانه و کاهش اراضی کشاورزی است. ارزیابی بازه‌ای رودخانه مشخص کرد که بازه‌های ۳ و ۵ از نظر خطر فرسایش و میزان خسارت اقتصادی، بحرانی‌ترین بخش‌ها محسوب می‌شوند و باید در اولویت اقدامات مدیریتی و حفاظتی قرار گیرند.

در مجموع، یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که حفاظت و تثبیت بستر و کرانه‌های رودخانه، مدیریت پایدار اراضی کشاورزی و سکونتگاهی، و احیای پوشش‌های گیاهی پیرامونی، علاوه بر توجیه‌پذیری اقتصادی، نقش کلیدی در کاهش خطر سیلاب، مهار فرسایش، حفظ تعادل اکولوژیکی، ارتقای امنیت زیست‌محیطی و اجتماعی و افزایش تاب‌آوری در شرایط تغییرات اقلیمی در این منطقه مرزی دارد. رویکرد تلفیقی مبتنی بر سنجش از دور، سامانه اطلاعات جغرافیایی و مدل‌های پیش‌بینی مانند سلول‌های خودکار-مارکوف، چارچوبی کارآمد برای شناسایی مناطق بحرانی، اولویت‌بندی مداخلات مدیریتی و پشتیبانی از تصمیم‌گیری در مدیریت رودخانه‌ای و برنامه‌ریزی منطقه‌ای در مقیاس‌های محلی، ملی و فرامرزی فراهم می‌آورد.

References

- Adnan, M. S., Dewan, A., Zannat, K. E., & Abdullah, A. Y. (2019). The use of watershed geomorphic data in flash flood susceptibility zoning: A case study of the Karnaphuli and Sangu river basins of Bangladesh. *Natural Hazards*, 99(1), 425–448. <https://doi.org/10.1007/s11069-019-03749-3>
- Anandkumar, A., Vijith, H., Nagarajan, R., & Jonathan, M. P. (2019). *Evaluation of decadal shoreline changes in the coastal region of Miri, Sarawak, Malaysia*. Chapter 7, Coastal Management, Global Challenges and Innovations, 95–119. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-810473-6.00008-X>
- Asghari Sereskanrood, S., & Ardeshirpey, A. (2020). Prediction of Land Use Changes Using CA-Markov: A Case Study of Yasuj City. *Town and Country Planning*, 12(2), 407–430. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/jtcp.2020.302048.670111>
- Basnayaka, B., Nandalal, K. D. W., & Rathnayake, U. (2022). Analysis of meandering river morphodynamics using satellite remote sensing data: An application in the Lower Deduru Oya (River), Sri Lanka. *Land*, 11(7), 1091. <https://doi.org/10.3390/land11071091>
- Camargo, F. F., Sano, E. E., Almeida, C. M., Mura, J. C., & Almeida, T. A. (2019). Comparative assessment of machine-learning techniques for land use and land cover classification of the Brazilian tropical savanna using ALOS-2/PALSAR-2 polarimetric images. *Remote Sensing*, 11(1600), 1–16. <https://doi.org/10.3390/rs11131600>
- Choubin, B., & Habibi, A. (2024). *Application of the Cellular Automata–Markov Model in Predicting Critical Flood Hazard Areas in the Aras Watershed within West Azerbaijan Province*. Technical Report, Ministry of Agriculture-Jahad, Agricultural Research, Education and Extension Organization, Soil Conservation and Watershed Management Research Institute.
- Costanza, R., De Groot, R., Sutton, P., Van der Ploeg, S., Anderson, S. J., Kubiszewski, I., ... & Turner, R. K. (2014). Changes in the global value of ecosystem services. *Global Environmental Change*, 26, 152–158. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2014.04.002>
- Debnath, J., Das, N., Ahmed, I., & Bhowmik, M. (2017). Channel migration and its impact on land use/land cover using RS and GIS: A study on Khowai River of Tripura, North-East India. *Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 20(2), 197–210. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2017.01.009>
- Dottori, F., Szewczyk, W., Ciscar, J. C., Zhao, F., Alfieri, L., Hirabayashi, Y., ... & Feyen, L. (2018). Increased human and economic losses from river flooding with anthropogenic warming. *Nature Climate Change*, 8(9), 781–786. <https://doi.org/10.1038/s41558-018-0257-z>

- Esfandyari Darabad, F., Asghari Saraskanroud, S., Ghandi Asl, M., & Mostafazadeh, R. (2025). Analyzing the lateral changes of Aras River channel in Ardabil Province using morphological indicators. *Journal of RS and GIS for Natural Resources*, 15(4), 1–27. [In Persian] <https://doi.org/10.30495/girs.2022.697516>
- Ghosh, D., & Saha, S. (2023). Identifying river bank erosion potential zones through geo-spatial and binary logistic regression modeling approach: A case study of river Ganga in Malda district (India). *Modeling Earth Systems and Environment*, 10, 1–18. <https://doi.org/10.1007/s40808-023-01740-3>
- Habibi, A., Habibzadeh, A., Talaie, R., & Choubin, B. (2025). *Development of flood hot spot map in the Aras Watershed, emphasizing agricultural and urban-rural settlement land uses*. Final report of research project, Ministry of Agriculture-Jahad, Agricultural Research, Education and Extension Organization, Soil Conservation and Watershed Management Research Institute.
- Habibzadeh, A., Habibi, A., Eslahi, M. (2025). Assessment and Prediction of Land Use Changes in the Middle Aras watershed using a Modeling Approach. *Iranian Journal of Watershed Management Science and Engineering*, 19(69), 114-127. <http://jwmsei.ir/article-1-1207-en.html>
- Hamad, R., Balzter, H., & Kolo, K. (2018). Predicting Land Use/Land Cover Changes Using a CA-Markov Model under Two Different Scenarios. *Sustainability*, 10(10), 3421. <https://doi.org/10.3390/su10103421>
- Hasan, I., Dey, J., Munna, M. M., Preya, A., Nisanur, T., Memy, M. J., & Zeba, M. (2024). Morphological changes of river bank erosion and channel shifting assessment on Arial Khan River of Bangladesh using Landsat satellite time series images. *Progress in Disaster Science*, 24, 100381. <https://doi.org/10.1016/j.pdisas.2024.100381>
- Hasanuzzaman, M. D., Gayen, A., Haque, S. M., & Shit, P. K. (2022). Spatial modeling of river bank shifting and associated LULC changes of the Kaljani River in Himalayan foothills. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 36(2), 563–582. <https://doi.org/10.1007/s00477-021-02147-1>
- Hatamiafkoueih, J., Shirali, M., & Razoumny, Y. (2025). Assessment of land use changes in Ahvaz and their impact on the morphological changes of the Karun River using Landsat time-series data. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 48(2/W9), 117–122. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-2-W9-2025-117-2025>
- Hazarika, N., Das, A., & Borah, S. (2015). Assessing land-use changes driven by river dynamics in chronically flood affected Upper Brahmaputra plains, India, using RS-GIS techniques. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 39, 107-118. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2015.02.001>
- Hejazi, A., Modiri, M., Rahimi, M., & Mehrvarz, A. (2017). Investigation of Channel Change of Aras River by Using Transect Method from 1987 to 2014 and the Effects of Built Structures on the Modification of River Route (Case Study: From Aslandoz to Parsabad). *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 5(4), 73-89. <https://doi.org/10.22067/geo.v5i4.56104>
- Hook, J. (2023). Morphodynamics of active meandering rivers reviewed in a hierarchy of spatial and temporal scales. *Geomorphology*, 439, 108596. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2023.108825>
- Jamali, A. (2019). Evaluation and comparison of eight machine learning models in land use/land cover mapping using Landsat 8 OLI: A case study of the northern region of Iran. *SN Applied Sciences*, 1, 1448. <https://doi.org/10.1007/s42452-019-1502-1>
- Johnson, L. E., & Olsen, B. G. (1998). Assessment of quantitative precipitation forecasts. *Weather and Forecasting*, 13(1), 75-83. [https://doi.org/10.1175/1520-0434\(1998\)013%3C0075:AOQPF%3E2.0.CO;2](https://doi.org/10.1175/1520-0434(1998)013%3C0075:AOQPF%3E2.0.CO;2)
- Khoshnood Motlagh, S., Verrelst, J., Daneshi, A., Mirzaei, M., Azadi, H., Haghighi, M., ... & Marofi, S. (2020). Transboundary basins need more attention: Anthropogenic impacts on land cover changes in Aras River Basin, monitoring and prediction. *Remote Sensing*, 12(20), 3329. <https://doi.org/10.3390/rs12203329>
- Lambin, E. F., Geist, H. J., & Lepers, E. (2003). Dynamics of land-use and land-cover change in tropical regions. *Annual Review of Environment and Resources*, 28, 205–241. <https://doi.org/10.1146/annurev.energy.28.050302.105459>

- Langat, P. K., Kumar, L., & Koech, R. (2019). Monitoring River channel dynamics using remote sensing and GIS techniques. *Geomorphology*, 325, 92–102. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2018.10.007>
- Li, Z., Li, L., & Liu, J. (2025). Remote Sensing and GIS-Based Assessment of Riverbank Erosion, Deposition, and Channel Migration: A Case Study in Tarim River's Xinqiman–Kelelik Mainstem. *Applied Sciences*, 15(13), 6977. <https://doi.org/10.3390/app15136977>
- Lobo, J. M., Jiménez-Valverde, A., & Real, R. (2008). AUC: a misleading measure of the performance of predictive distribution models. *Global Ecology and Biogeography*, 17, 145-151. <https://doi.org/10.1111/j.1466-8238.2007.00358.x>
- Masoumi, H., Habibi, A., & Gharibreza, M. (2021). Prediction of rivers and floods in Dashtyari region for 2030 horizon. *Watershed Engineering and Management*, 13(3), 638-649. [In Persian] <https://doi.org/10.22092/ijwmse.2021.352118.1842>
- Modarres, R., Sarhadi, A., & Burn, D. H. (2016). Changes of extreme drought and flood events in Iran. *Global and Planetary Change*, 146, 148-157. <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2016.07.008>
- Mohebi, A., & Mirzaie, M. (2014). Evaluation of stability of Aras using method A–Syst margin. *Journal of Water and Soil Management in Environmental Resources (JWMSEIR)*, 8(26). [In Persian] <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.20089554.1393.8.26.4.5>
- Muhangane, L., & Andama, M. (2024). Modelling Land Use/Land Cover Change of River Rwizi Catchment, South-Western Uganda Using GIS and Markov Chain Model. *Journal of Water Resource and Protection*, 16, 181-206. <https://doi.org/10.4236/jwarp.2024.162011>
- Nath, B., & Ghosh, S. (2024). Morphodynamic evolution of braided rivers: Insights from remote sensing and hydrological modeling. *Geomorphology*, 445, 109973.
- Pontius, R. G., & Malanson, J. (2005). Comparison of the structure and accuracy of two land change models. *International Journal of Geographical Information Science*, 19(2), 243–265. <https://doi.org/10.1080/13658810410001713434>
- Rahimi, M., Hosseinzadeh, S. R., & Vahabzadeh Zargari, M. (2025). Assessment of Land Use Changes Impact on River Morphology and Its Implications for Increased Flood Hazard Vulnerability (Case Study: Qarasu River – Ardabil). *Journal of Geography and Environmental Hazards*. <https://doi.org/10.22067/geoh.2025.95345.1607>
- Rezaei Moghaddam, M., Keirizadeh, M., & Rahimi, M. (2016). Investigating the Lateral Movement of Aras River from 2000-2014 (15 km away from West of Aslanduz City to Exit of the River in Iran's Border). *Geography and Environmental Planning*, 27(3), 15-32. [In Persian] <https://doi.org/10.22108/gep.2017.97944>
- Sang, L., Zhang, C., Yang, J., Zhu, D., & Yun, W. (2011). Simulation of land use spatial pattern of towns and villages based on CA–Markov model. *Mathematical and Computer Modelling*, 54(3-4), 938-943. <https://doi.org/10.1016/j.mcm.2010.11.019>
- Shahid, M., Cong, Z., & Zhang, D. (2018). Understanding the impacts of climate change and human activities on streamflow: A case study of the Soan River basin, Pakistan. *Theoretical and Applied Climatology*, 134, 205–219. <https://doi.org/10.1007/s00704-017-2269-4>
- Shahriar, A., Sharifi Pichon, M., & Esfandyari, Z. (2020). Investigation of river meanders geomorphologic changes using satellite imagery during the period from 1990 to 2018 (Case study: Bashar River). *Quantitative Geomorphological Researches*, 8(3), 132–145. [In Persian] https://www.geomorphologyjournal.ir/article_102798.html?
- Sokolova, M., Japkowicz, N., & Szpakowicz, S. (2006). Beyond accuracy, F-score and ROC: A family of discriminant measures for performance evaluation. Conference Paper in: *Advances in Artificial Intelligence (pp. 1015–1021)*. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/11941439_114
- Sun, Q., Fang, J., Dang, X., Xu, K., Fang, Y., Li, X., & Liu, M. (2022). Multi-scenario urban flood risk assessment by integrating future land use change models and hydrodynamic models. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 22, 3815–3829. <https://doi.org/10.5194/nhess-22-3815-2022>

- Vahid, R., & Aly, M. H. (2025). An Integrated CA–Markov Modeling Framework for Forecasting Land Use and Land Cover Dynamics in Arkansas, USA. *Geomatics*, 5(4), 62. <https://doi.org/10.3390/geomatics5040062>
- Verma, R. K., Ashwini, K., & Singh, A. (2021). Channel morphology and prediction of mid-line channel migration in the reach of Ganga River using GIS and ARIMA modeling during 1975–2020. *H2Open Journal*, 4(1), 321–335. <https://doi.org/10.2166/h2oj.2021.124>
- Wang, L., Wang, N., Pang, M., Zhang, Q., Wei, D., Li, Y., ... & Jin, L. (2024). Analysis of spatiotemporal land use change characteristics in the upper watershed area of the Qingshui River basin from 1990 to 2020. *Frontiers in Environmental Science*, 12, 1388058. <https://doi.org/10.3389/fenvs.2024.1388058>
- Wang, S. Q., Zheng, X. Q., & Zang, X. B. (2012). Accuracy assessments of land use change simulation based on Markov-cellular automata model. *Procedia Environmental Sciences*, 13, 1238–1245. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2012.01.117>
- Yamani, M., Rahimi, M., & Veysi, A. (2015). Morphometric analysis and comparison of cross-sectional changes of the Aras River during the past three decades: A case study of the downstream of the Mil-Moghan Dam. *Quantitative Geomorphological Research*, 3(4), 74-89. [In Persian]
- Yuan, Q., & Tang, X. (2023). Multi-temporal urban land-use change detection and prediction using CNN-based CA–Markov model from Gaofen satellite images. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLVIII-M-3, 279–284. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-M-3-2023-279-2023>
- Yucong H., Zhiwei L., Junqiang X., Shanshan D., & Yinjun Z. (2024). Channel Morphological Characteristics and Morphodynamic Processes of Large Braided Rivers in Response to Climate-Driven Water and Sediment Flux Change in the Qinghai-Tibet Plateau. *Water Resources Research*, 60, e2023WR036126. <https://doi.org/10.1029/2023WR036126>
- Zarei, H., Shanani Hoveyze, S. M., & Joorabian Shooshtari, S. (2024). Temporal-Spatial Prediction of Land Use Changes Using LCM Model in Doroodzan Dam Watershed. *Environment and Water Engineering*, 10(3), 363-378. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/ewe.2023.408348.1881>
- Zhang, F., Tiyp, T., Feng, Z. D., Kung, H.-T., Johnson, V. C., Ding, J. L., Tashpolat, N., ... & Gui, D. W. (2015). Spatio-temporal patterns of land use/cover changes over the past 20 years in the middle reaches of the Tarim River, Xinjiang, China. *Land Degradation & Development*, 26, 284–297. <https://doi.org/10.1002/ldr.2206>
- Zhu, Z. (2017). Change detection using landsat time series: A review of frequencies, preprocessing, algorithms, and applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 130, 370–384. <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.06.013>



Analyzing the Factors Influencing Avalanche Occurrence Using Multivariate Statistical Methods (Case Study: Karaj Dam Watershed)

Majid Kazemzadeh ^{1*}, Zahra Noori²

¹ Department of Range and Watershed Management, Faculty of Natural Resources and Environment, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

² Department of Reclamation of Arid and Mountainous Regions, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 30 January 2026

Revised: 11 April 2026

Accepted: 15 April 2026

Available Online: 19 April 2026

Keywords:

Avalanche Occurrence

Multivariate Statistical Analysis

Cluster Analysis

Discriminant Function Analysis

Karaj Dam

ABSTRACT

Avalanches are among the most significant natural hazards in the mountainous regions of the Central Alborz, particularly in areas with tourism activities and sensitive infrastructure, where they pose a serious threat to human life and economic systems. The objective of this study is to identify and analyze the factors influencing avalanche occurrence in the upstream area of the Karaj Dam watershed using multivariate statistical methods. Avalanche occurrence data for the period 2023–2024 were collected based on field observations and local evidence, including 150 avalanche points and 142 non-avalanche points used as control data. In addition, 20 topographic, morphometric, geological, land use, and climatic variables were extracted using a 10 m resolution Digital Elevation Model (DEM), station-based climatic records, and thematic maps. Principal Component Analysis (PCA) was applied to reduce data dimensionality and extract dominant underlying patterns. Hierarchical clustering using Ward's method was performed to group variables with similar characteristics, and Discriminant Function Analysis (DFA) was used to differentiate avalanche-prone and non-avalanche areas. The PCA results led to the extraction of six independent components that collectively explained 81.51% of the total variance. Based on the clustering outcomes, the variables influencing avalanche occurrence were categorized into three homogeneous clusters. The DFA results showed that Relative Slope Position, Valley Depth, Topographic Wetness Index, and Distance to River had the highest discriminative power between avalanche and non-avalanche areas. The overall classification accuracy of the model was 85.9%, while the cross-validation accuracy reached 84.5%, demonstrating the high effectiveness of multivariate statistical approaches in predicting avalanche occurrence.

* Corresponding author: Majid Kazemzadeh

E-mail address: Kazemzadeh@um.ac.ir

How to cite this article: Kazemzadeh, M., & Noori, Z. (2026). Analyzing the Factors Influencing Avalanche Occurrence Using Multivariate Statistical Methods (Case Study: Karaj Dam Watershed). *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 15(2), 118-140. <https://doi.org/10.22067/geoeh.2026.97613.1644>



©2026 The author(s). This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

Extended Abstract

Introduction

Avalanches are one of the most significant natural hazards in the mountainous regions of the Central Alborz, particularly in areas with tourism activities and sensitive infrastructure. Avalanches pose a serious threat to human lives and economic activities, especially in areas with tourism and critical infrastructure. Every year, avalanches cause considerable damage to residential areas, transportation routes, and vital infrastructures. Therefore, identifying areas prone to avalanches and implementing appropriate measures to control and mitigate them plays a crucial role in managing and reducing the impacts of this natural phenomenon. Several factors influence the formation and occurrence of avalanches, with the most important being snow cover characteristics, meteorological factors such as the type and amount of precipitation, temperature, and morphological features including slope, aspect, elevation, slope curvature, land use, and geological conditions. In recent years, global climate changes, which are primarily associated with rising temperatures, have significantly altered weather patterns in terms of spatial and temporal distribution. This warming affects the formation, stability, and transformation of snow cover, which in turn influences avalanche occurrence. The increase in temperature enhances the freeze-thaw cycles, contributing to the formation of weak layers in snow masses. Therefore, the objective of this research is to identify and analyze the factors affecting avalanche occurrence in the upstream area of the Karaj Dam watershed, including the sub-watersheds of Velayat Rud, Kasil Nesa, and Varange Rud, using multivariate statistical methods.

Material and Methods

In this study, the factors influencing avalanche occurrence were analyzed, focusing on morphological, topographical, climatic, and environmental characteristics. For this purpose, 20 factors affecting avalanche occurrence were considered, including morphometric, topographical, geological, geomorphological, land use, and climatic variables. Avalanche occurrence data were collected based on field observations, historical evidence, and surveys conducted between 2023 and 2024. A total of 150 avalanche-prone points from 50 potential areas were identified, and 142 non-avalanche points were selected as control data. To reduce data dimensions and identify the most significant factors, Principal Component Analysis (PCA) was used. For clustering areas with similar features, hierarchical clustering with the Ward method was employed. Then, to differentiate and compare avalanche-prone and non-prone areas, Discriminant Function Analysis (DFA) was applied. Statistical tests such as KMO, Bartlett's test, Wilks' Lambda, and cross-validation were used to evaluate the models. The statistical and processing analyses in this study were performed using ArcGIS, SAGA GIS, SPSS, and R software.

Results and Discussion

The results of the Principal Component Analysis (PCA) showed that six principal components were extracted, which explained 81.51% of the total data variance. The first component indicated the relative position of the slope and the distance from rivers, the second component showed elevation, precipitation, and temperature, and the third component represented plan curvature and slope length index. Other components highlighted slope, terrain ruggedness index, aspect, and profile curvature, showing the role of topography and solar radiation in avalanche occurrence. Hierarchical clustering analysis identified three homogeneous clusters: The first cluster included topographic ruggedness index (TRI), slope, aspect, valley depth (VD), topographic wetness index (TWI), analytical hillshading (AH), elevation, and precipitation, representing areas with unstable slopes and high snow accumulation. The second cluster included plan curvature (PL), convergence index (CI), topographic position index (TPI), profile curvature (PRL), distance from rivers (RD), relative position of slopes (RSP), vector ruggedness index (VRM), slope length (LS), and distance from faults (DTF), which indicated areas influenced by morphometric and geomorphological features. The third cluster included only temperature, which separately represented the climatic effects. This clustering analysis indicates that avalanche occurrence is influenced by a combination of morphometric, environmental, and climatic factors, and it allows for accurate

identification of avalanche-prone areas. Discriminant Function Analysis (DFA) showed significant differences between avalanche and non-avalanche groups (Wilks' Lambda = 0.432, $p = 0.001$). The relative position of the slope (RSP), valley depth (VD), and topographic wetness index (TWI) were identified as the most important factors distinguishing avalanche-prone areas. The DFA model correctly classified 85% of the points, and its accuracy was 84% in cross-validation. The results suggest that the selected topographic and environmental indices well represent the spatial pattern of avalanche occurrence. Moreover, 88.7% of avalanche-prone areas were found to have pasture land use. In terms of geology, the majority of the area lies in the Karaj formation (56.1%), Quaternary deposits (9.2%), and the Shemshak formation (5.7%). Avalanche occurrence is the result of a complex interaction of topographic, environmental, and climatic factors, and the models can be useful for avalanche risk prediction and management. The results obtained can be applied in the preventive management of hazards, land use planning, and reducing human and financial losses, especially in high-traffic tourist areas such as the Dizin Ski Resort.

Conclusion

The results of this study showed that avalanche occurrence in the upstream area of the Karaj Dam watershed is the result of a complex and multidimensional interaction of topographic, geomorphological, and climatic factors, and no single variable can explain the spatial pattern of this phenomenon. Principal Component Analysis (PCA) revealed the dominant structures between environmental variables by reducing data dimensions, showing that the elevation-precipitation-temperature gradient, the relative position of slopes to the drainage network, surface geometry of the slope, and moisture conditions are among the most significant components affecting snow mass instability. The extraction of six independent components, which explain more than 80% of the total data variance, indicates the high potential of this method for simplifying and interpreting complex environmental data. Hierarchical clustering results showed that the factors affecting avalanche occurrence could be categorized into three main groups: factors related to terrain roughness and slope, geomorphological factors guiding avalanche movement, and the climatic factor of temperature. Discriminant Function Analysis (DFA) confirmed the key role of some variables in distinguishing between avalanche-prone and non-prone areas. The relative position of the slope, valley depth, topographic wetness index, and distance from rivers were identified as the most important distinguishing factors. In contrast, variables such as vector ruggedness index, slope aspect, and distance from faults showed limited influence on distinguishing avalanche-prone areas. Therefore, this study demonstrates that the combined use of multivariate statistical methods can be an effective tool for identifying key factors, reducing uncertainty, and improving avalanche risk zoning in mountainous areas.

Acknowledgements

The authors would like to thank financial supporting of Ferdowsi University of Mashhad (Project No. 64099) in the present study.



تحلیل عوامل مؤثر بر وقوع بهمن با استفاده از روش‌های آماری چندمتغیره (مطالعه موردی: حوزه آبخیز سد کرج)

مجید کاظم زاده^{۱*}، زهرا نوری^۲

^۱ گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران
^۲ گروه مهندسی احیا مناطق خشک و کوهستانی، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخچه مقاله: تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۱/۱۰ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۱/۲۲ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۱/۲۶ کلمات کلیدی: وقوع بهمن تحلیل آماری چندمتغیره تحلیل خوشه‌ای تحلیل تابع تشخیص سد کرج	بهمن یکی از مهم‌ترین مخاطرات طبیعی در مناطق کوهستانی البرز مرکزی است که به ویژه در نواحی دارای کاربری گردشگری و زیرساخت‌های حساس، تهدیدی جدی برای جان انسان‌ها و فعالیت‌های اقتصادی محسوب می‌شود. هدف این پژوهش، شناسایی و تحلیل عوامل مؤثر بر وقوع بهمن در بالادست حوزه آبخیز سد کرج با بهره‌گیری از روش‌های آماری چندمتغیره است. در این پژوهش، داده‌های وقوع بهمن طی سال‌های ۲۰۲۳ تا ۲۰۲۴ بر اساس مشاهدات میدانی و شواهد محلی گردآوری شد که شامل ۱۵۰ نقطه بهمنی و ۱۴۲ نقطه غیربهمنی به عنوان داده‌های کنترل بود. همچنین، ۲۰ متغیر توپوگرافی، مورفولوژیکی، زمین‌شناسی، کاربری اراضی و اقلیمی با استفاده از مدل رقومی ارتفاع ۱۰ متری، داده‌های ایستگاهی هواشناسی و نقشه‌های موضوعی استخراج گردید. برای کاهش ابعاد داده‌ها و استخراج الگوهای اصلی از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) استفاده شد. همچنین، خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی به روش Ward برای گروه‌بندی متغیرهای مشابه و تحلیل تابع تشخیصی (DFA) برای تفکیک مناطق وقوع و عدم وقوع بهمن به کار رفت. نتایج تحلیل مؤلفه‌های اصلی منجر به استخراج شش مؤلفه مستقل شد که در مجموع ۸۱/۵۱ درصد از واریانس کل داده‌ها را تبیین کردند. بر اساس نتایج خوشه‌بندی، متغیرهای مؤثر بر وقوع بهمن در قالب سه خوشه‌ی همگن طبقه‌بندی شدند. تحلیل تابع تشخیصی نشان داد که شاخص موقعیت نسبی شیب، عمق دره، شاخص رطوبت توپوگرافی و فاصله تا رودخانه بیشترین قدرت تمایز را بین مناطق وقوع و عدم وقوع بهمن داشتند. دقت کلی مدل ۸۵/۹ درصد و دقت اعتبارسنجی متقابل ۸۴/۵ درصد به دست آمد که نشان‌دهنده کارایی بالای روش‌های آماری چندمتغیره در پیش‌بینی وقوع بهمن است.

مقدمه

وقوع بهمن هر ساله موجب خسارت‌های زیادی به مناطق مسکونی و زیرساخت‌های جاده‌ای می‌شود. از این‌رو شناسایی مناطق مستعد وقوع بهمن و اجرای راهکارهای کنترل و مهار آن نقش مهمی در مدیریت اثرات این پدیده طبیعی دارد (Kazemzadeh, Noori & Jahantigh, 2022a). عوامل مختلفی در شکل‌گیری و وقوع بهمن نقش دارند که از جمله مهمترین عوامل شامل ویژگی‌های پوشش برف مانند ضخامت لایه‌های برف، چگالی، نوع برف، پارامترهای هواشناسی مانند بارش، سرعت و جهت باد و دمای هوا و ویژگی‌های موفولوژیکی مانند شیب، جهت، ارتفاع، انحنای دامنه، خاک، کاربری اراضی، زمین‌شناسی و غیره هستند (Eiselt & Graversen, 2025). امروزه تغییرات اقلیم جهانی که عمدتاً با گرمایش همراه است، تغییرپذیری قابل‌توجهی در عوامل هواشناسی از نظر توزیع مکانی و زمانی ایجاد کرده است (Wang et al., 2024). بر اساس پژوهش انجام شده در ایران در خصوص روند تغییرات دمای هوای حداکثر، میانگین و حداقل طی دوره ۱۹۷۸ تا ۲۰۱۷، نتایج، نشان‌دهنده افزایش دمای هوا به میزان ۰/۴۶ تا ۰/۸۵ درجه سانتی‌گراد به ازای هر ۱۰ سال بوده است (Kazemzadeh, Noori, Jamali, Ghorbani & Ahmadi, 2022b). مطالعات مختلف در ایران نشان می‌دهد که روندهای دمایی این منطقه با الگوهای جهانی هم‌راستا بوده و افزایش تدریجی دمای هوا را نشان می‌دهد (Tabri & Talaei, 2011; Malekian & Kazemzadeh, 2016). این گرمایش از طریق ساز و کارهای متعدد بر شکل‌گیری و پایداری پوشش برفی و وقوع بهمن تأثیر می‌گذارد. دماهای بالاتر باعث افزایش فراوانی چرخه‌های ذوب - انجماد می‌شوند که به شکل‌گیری لایه‌های ضعیف در توده برف کمک می‌کند. افزون بر این، هوای گرم‌تر توان نگهداری رطوبت بیشتری دارد که اغلب منجر به بارش برف سنگین‌تر شده و می‌تواند لایه‌های موجود برف را بیش از حد بارگذاری کرده و خطر بهمن را افزایش دهد. این فرآیندها نشان‌دهنده ارتباط بین گرمایش منطقه‌ای و افزایش خطر وقوع بهمن، به ویژه در دوره‌های تغییرات سریع شرایط جوی هستند (Rakhymberdina et al., 2025). در نتیجه، تغییرات اقلیمی در این منطقه بر خطر وقوع بلایای طبیعی، از جمله بهمن، تأثیر گذاشته و بر اهمیت پیش‌بینی و ارزیابی دقیق این مخاطرات تأکید می‌کند.

درخصوص وقوع بهمن و عوامل مؤثر بر آن و همچنین پیامدهای آن مطالعات مختلفی در ایران و جهان صورت گرفته است. به‌عنوان مثال، در پژوهشی به بررسی رابطه بین برف با عوامل فیزیوگرافی مانند ارتفاع، شیب و جهت در پهنه‌های شمال غربی کشور با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای پرداخته شد. نتایج نشان داد که با افزایش ارتفاع، میزان برف افزایش یافته است، اما با افزایش شیب میزان تجمع برف کاهش یافته است و دامنه‌های شمالی و شمال شرقی دارای پوشش برف بیشتری بوده‌اند (Salahi, Halabian, Zeinali & Kashani, 2024). ارزیابی نوع داده‌های ورودی و دقت آن‌ها در تهیه نقشه پهنه‌بندی خطر بهمن برفی در محدوده آبشار آب سفید شهرستان الیگودرز به روش داده محور (مبتنی بر آنتروپی شانون و رگرسیون لجستیک) نشان داد که معیارهای مرتبط با پوشش گیاهی و شیب (عامل انرژی) بیشترین تأثیر را در رخداد بهمن برفی دارند (Kavoosi & Nazarisamani, 2023). بررسی عوامل مؤثر در وقوع بهمن یعنی درجه شیب، جهت شیب، ارتفاع، دما، بارش، کاربری اراضی، نوع سازند، نوع خاک و جاده و اهمیت هر یک از پارامترهای مؤثر در ریزش بهمن با استفاده از روش تحلیلی سلسله مراتبی (AHP) در حوزه‌ی آبخیز پيله رود، استان اردبیل نشان داد که بیشترین تأثیر در وقوع بهمن مربوط به عوامل درجه شیب، جهت دامنه و ارتفاع از سطح دریا بوده و حدود ۲۰/۸ درصد از منطقه در معرض خطر بالای بهمن قرار دارد (Gholinia, Esmali, Asghari, Abedini & Badrzadeh, 2016). در مطالعه‌ای با هدف تعیین نقش عوامل مؤثر بر رخداد بهمن و پهنه‌بندی آن در محور میگون - شمشک استان تهران، نتایج نشان داد که شکل دامنه، ارتفاع، شیب، جهت و رخنمون‌های سنگی مهم‌ترین عامل مؤثر بر رخداد بهمن بودند (Nosrati, Kiashemshaki &

(Hoseinzadeh, 2016). در بررسی تأثیر فاکتورهای هواشناسی در وقوع بهمن در شرق قزاقستان با استفاده از روش‌های آماری مانند آنالیز همبستگی و تحلیل مؤلفه‌های اصلی^۱ (PCA) نتایج آنالیز نشان داد که مهمترین متغیرهای تأثیرگذار بر وقوع بهمن شامل دمای هوا، عمق برف، سرعت و جهت باد است (Rakhymberdina et al., 2025). در مطالعه‌ای در کوهستان Sar در سیبری با استفاده از روش تحلیلی سلسله مراتبی و سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) نتایج نشان داد که فاکتورهایی مانند شیب، توپوگرافی، بارش و دما بیشترین تأثیر را بر وقوع بهمن دارند (Durlević et al., 2022). در مجموع روش‌های نظارت نشده مانند خوشه‌بندی^۲ (Horton, 2025) (Herla & Haegeli, 2025) و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (Greenacre et al., 2022) به شناسایی الگوهای پنهان در داده‌ها کمک می‌کنند که می‌تواند برای درک عوامل مؤثر بر وقوع بهمن جهت مدل‌سازی بهمن مفید باشد. بنابراین، بررسی‌ها نشان می‌دهد که پیش‌بینی وقوع بهمن نیازمند روشی جامع است که همه متغیرهای تأثیرگذار را در نظر بگیرد تا ارزیابی ریسک بهمن و سیستم‌های کنترل بهمن در مناطق کوهستانی را ارتقاء دهد.

هدف این پژوهش، شناسایی و تحلیل عوامل مؤثر بر وقوع بهمن در حوزه آبخیز ولایت‌رود، استان البرز با استفاده از روش‌های آماری چندمتغیره است. برای این منظور، ۲۰ متغیر توپوگرافی و موفولوژیکی، محیطی، ژئومورفولوژیکی و اقلیمی شامل ارتفاع، شیب، شاخص‌های توپوگرافی، دما، بارش، فاصله تا رودخانه و دیگر شاخص‌های رطوبتی و زمین‌شناسی مورد بررسی قرار گرفتند. با بهره‌گیری از تحلیل مؤلفه‌های اصلی، مؤلفه‌های کلیدی کاهش‌یافته و الگوهای مشترک بین متغیرها استخراج شد. سپس، با استفاده از خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی، مناطق وقوع بهمن بر اساس شباهت عوامل محیطی گروه‌بندی شدند و در نهایت، از تحلیل تابع تشخیص (DFA)^۳ برای تعیین قدرت تفکیک و شناسایی عوامل کلیدی مؤثر در تمایز مناطق وقوع و عدم وقوع بهمن استفاده گردید. نتایج این مطالعه می‌تواند به پهنه‌بندی ریسک بهمن و مدیریت پیشگیرانه مناطق مستعد کمک کند و ابزاری کاربردی برای تصمیم‌گیری در برنامه‌ریزی منابع طبیعی و کاهش خسارات جانی و مالی فراهم آورد.

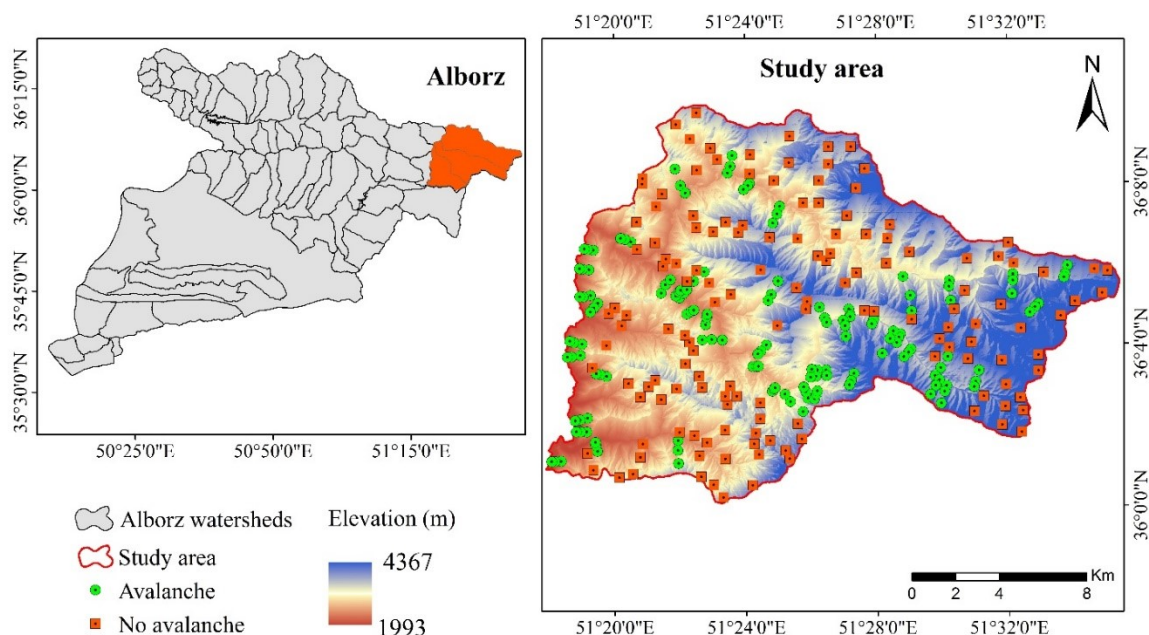
منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه شامل حوضه آبخیز مرکزی البرز و به طور خاص زیرحوضه‌های کسبل - نسا، ولایت‌رود و وارنگه‌رود می‌باشد. این مناطق تحت تأثیر مهم‌ترین پدیده‌های متنوع و پیچیده زمین‌شناسی البرز قرار دارند (Shayan, Ghelichi & Yamani, 2017). این منطقه کوهستانی در شمال استان البرز، ایران، قرار دارد و مساحتی تقریباً برابر با ۲۷۲/۵ کیلومتر مربع را پوشش می‌دهد. میانگین بارش سالانه منطقه؛ حدود ۸۰۰ میلی‌متر و میانگین دمای سالانه آن برابر با ۱/۴ درجه سانتی‌گراد است. بیش از ۹۰ درصد کاربری زمین را مراتع تشکیل می‌دهند. از نظر زمین‌شناسی، سنگ‌های غالب منطقه شامل «عضو توف میانی» از دوره نئوژن است که شامل توف‌های سبز با ضخامت زیاد سازند کرج، جریان‌های گدازه کوچک، شیل، پیروکلاستیک‌ها، کنگلومرا و سنگ آهک می‌باشد. بیشترین مساحت منطقه دارای کاربری مرتع (۹۳ درصد)، سپس رخنمون سنگی (۳/۱ درصد) و اراضی باغی (۱/۲ درصد) می‌باشد و سایر کاربری‌ها مساحت ناچیزی را به خود اختصاص داده‌اند. منطقه مورد مطالعه میزبان پیست بین‌المللی دیزین است که سالانه پذیرای صدها گردشگر و ورزشکار است. محبوبیت دیزین به عنوان مقصد اسکی و کوه‌نوردی، این منطقه را به یکی از نقاط با خطر بالای وقوع بهمن تبدیل کرده و اهمیت آن را برای ارزیابی مخاطرات و مدیریت ریسک بهمن افزایش می‌دهد (شکل ۱).

1- Principal Component Analysis

2- Clustering

3- Discriminant Function Analysis



شکل ۱- موقعیت و مشخصات منطقه مورد مطالعه و نقاط وقوع و عدم وقوع بهمن

Fig. 1. Location and characteristics of the study area and the points of avalanche and non- avalanche

مواد و روش‌ها

عوامل مؤثر در وقوع بهمن

تجمع برف و وقوع بهمن تحت تأثیر عوامل متعددی از جمله شرایط توپوگرافی، زمین‌شناسی، ژئومورفولوژی، هیدرولوژی و اقلیمی قرار دارند (Liu et al., 2023a; Denissova et al., 2024). ویژگی‌های مورفومتریک حوضه مانند شیب، جهت شیب، ارتفاع و میزان انحراف شیب از مهم‌ترین عوامل تعیین‌کننده توزیع فضایی تجمع برف، پایداری لایه‌های برف و مکان‌های شروع بهمن محسوب می‌شوند (Fazzini et al., 2021). در این پژوهش، متغیرهای توپوگرافی و محیطی مؤثر بر وقوع بهمن شامل ۱۸ شاخص مورد بررسی قرار گرفتند. این شاخص‌ها شامل ارتفاع^۱، شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)^۲، شاخص ناهمواری توپوگرافی (TRI)^۳، شاخص ناهمواری برداری (VRM)^۴، سایه‌روشن تحلیلی (AH)^۵، شیب^۶، جهت شیب^۷، انحنای پلان (PL)^۸، انحنای پروفیل (PRL)^۹، شاخص همگرایی (CI)^{۱۰}، طول-شیب (LS)^{۱۱}، فاصله تا رودخانه (RD)^{۱۲}، عمق دره (VD)^{۱۳}، موقعیت نسبی شیب (RSP)^{۱۴}، دمای هوا (TEM)^{۱۵}، بارش سالانه^{۱۶}، شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI)^{۱۷} و فاصله از گسل (DTF)^{۱۸} می‌باشند. این شاخص‌ها از مدل رقومی ارتفاع با دقت ۱۰ متر استخراج و با استفاده از ابزارهای ArcGIS و SAGA GIS محاسبه شدند و نقش مهمی در تحلیل وقوع بهمن دارند. علاوه بر این، دو فاکتور کیفی کاربری اراضی^{۱۹} و سازندهای زمین‌شناسی^{۲۰} نیز برای مطالعه انتخاب شدند، اما به دلیل ماهیت کیفی، در

- 1 - Elevation
- 2 - Topographic Position Index
- 3 - Topographic Ruggedness Index
- 4 - Vector Ruggedness Measure
- 5 - Analytical Hillshading
- 6 - Slope
- 7 - Aspect
- 8 - Plan Curvature
- 9 - Profile Curvature
- 10 - Convergence Index

- 11 - Length-Slope
- 12 - Distance to River
- 13 - Valley Depth
- 14 - Relative Slope Position
- 15 - Temperature
- 16 - Rainfall
- 17 - Topographic Wetness Index
- 18 - Distance to Fault
- 19 - Land Use Type
- 20 - Geological Formations

مراحل تحلیل آماری وارد نشدند؛ با این حال، این دو فاکتور در تحلیل‌های کیفی و بررسی محل وقوع بهمن در بخش نتایج مورد استفاده قرار خواهند گرفت. لازم به ذکر است نقشه‌های پایه زمین‌شناسی و کاربری اراضی از مطالعات پایه تفصیلی و اجرایی حوزه آبخیز سد کرج استفاده شده است.

داده‌های میدانی

در این پژوهش، داده‌های وقوع بهمن‌ها بر اساس مشاهدات محلی، رویدادهای تاریخی و بررسی‌های میدانی انجام‌شده در سال‌های ۲۰۲۳ تا ۲۰۲۴ جمع‌آوری شد و بر اساس آن، ۱۵۰ نقطه محل وقوع از ۵۰ محدوده پلیگون مستعد وقوع بهمن شناسایی گردید. این مناطق شامل سه بخش شروع، مسیر حمل و تجمع بهمن بر اساس شیب و مشاهدات میدانی بودند؛ به‌طوری‌که مناطق شروع دارای شیب بیش از ۳۰ درجه، مسیرها بین ۱۵ تا ۳۰ درجه و مناطق تجمع، شیب کمتر از ۱۵ درجه داشتند (McClung & Schaerer, 2006). علاوه بر این، ۱۴۲ نمونه شامل نقاط غیر مناطق بهمنی به‌عنوان داده‌های کنترل و گروه‌بندی تحلیل‌های آماری انتخاب شد. همچنین در این تحقیق از میانگین سالانه داده‌های هواشناسی شامل بارش و دما، حاصل از ایستگاه‌های باران‌سنجی شرکت آب منطقه‌ای استان البرز استفاده شده است (شکل ۲).



شکل ۲- تصویر یک بهمن وقوع یافته در جاده ولایت رود، مسیر پیست بین المللی دیزین

Fig. 2. Image of an occurred avalanche in Velayat Road road, Dizin International Ski Resort

تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)

روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی، یکی از روش‌های آماری چند متغیره است که به طور گسترده برای کاهش ابعاد داده‌های چند متغیره استفاده می‌شود و اساس این روش بر ماتریس کوواریانس- واریانس و ماتریس همبستگی استوار است (Wold, Esbensen & Geladi, 1987). این روش امکان شناسایی گروه‌هایی از متغیرها با واریانس مشترک و استخراج مؤلفه‌های غیرهمبسته را فراهم می‌کند (Noori, Khakpour, Omidvar & Farokhnia, 2010; Kazemaddeh & Malekian, 2017). داده‌ها شامل ۱۸ متغیر کمی با ۱۵۰ نمونه بودند. پیش از انجام تحلیل، کفایت نمونه با آزمون کایزر-مایر-اولکین^۱ (KMO) و قابلیت انجام تحلیل با آزمون کرویت بارتلت^۲ بررسی گردید. سپس، مؤلفه‌های اصلی با استفاده از معیار مقدار ویژه بزرگ‌تر از یک استخراج شدند. برای بهبود تفسیر و شفافیت نتایج، از چرخش واریماکس^۳ با نرمال‌سازی کایزر استفاده شد، که باعث متمرکز شدن بارهای عاملی بزرگ‌تر و کوچک‌تر شد و امکان شناسایی ساختار روشن‌تری بین متغیرها را فراهم کرد (Zare Chahouki, 2010). این روش به شناسایی گروه‌های همبسته از متغیرها و تعیین مهم‌ترین مؤلفه‌های مؤثر بر وقوع بهمن کمک کرد (شکل ۳).

1 - Kaiser-Meyer-Olkin

2 - Bartlett's Test of Sphericity

3 - Varimax Rotation

خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی^۱ (HC)

هدف اصلی تحلیل خوشه‌ای، ایجاد گروه‌ها یا خوشه‌هایی است که تنوع درون گروهی آن‌ها حداقل و تنوع بین گروهی آن‌ها حداکثر باشد، به طوری که گروه‌ها از یکدیگر به وضوح متمایز شوند (Kaufman & Rousseeuw, 2005). خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی، رایج‌ترین روش تحلیل خوشه‌ای است که تشابه ذاتی بین نمونه‌ها را بر اساس ویژگی‌هایشان تعیین می‌کند و معمولاً نتایج آن با یک نمودار درختی (دندروگرام) نمایش داده می‌شود (Everitt, Landau, Leese & Stahl, 2011). فاصله بین نمونه‌ها با استفاده از معیار فاصله اقلیدسی مربعی محاسبه و الگوریتم Ward برای ادغام خوشه‌ها به کار گرفته شد تا مجموع واریانس درون خوشه‌ها حداقل شود. نتایج خوشه‌بندی با دندروگرام نمایش داده شد و تعداد خوشه‌های بهینه با توجه به تغییرات ناگهانی در فواصل اتصال تعیین گردید (Zare Chahouki, 2010; Kazemaddeh & Malekian, 2017). این خوشه‌ها نمایانگر گروه‌هایی از مناطق با ویژگی‌های مشابه هستند و در تحلیل وقوع بهمن و مدیریت خطر زمین‌لغزش قابل استفاده می‌باشند (Rakhyberdina et al., 2025) (شکل ۳).

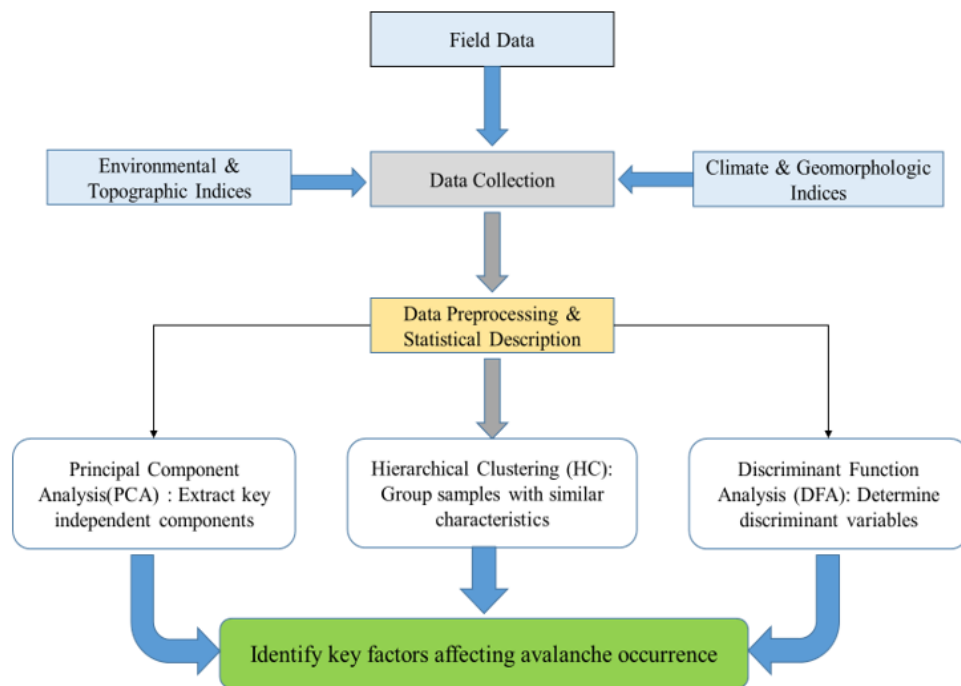
تحلیل تابع تشخیص^۲ (DFA)

در این مطالعه، به منظور تعیین قدرت تفکیک و شناسایی عوامل کلیدی مؤثر در تمایز مناطق وقوع و عدم وقوع بهمن، از تحلیل تابع تشخیصی استفاده شد. این روش با استفاده از ترکیب خطی متغیرهای مستقل، امکان طبقه‌بندی نمونه‌ها به گروه‌های از پیش تعیین شده را فراهم می‌کند. این روش توانایی تعیین متغیرهایی که بیشترین نقش را در تمایز بین گروه‌ها دارند، فراهم می‌کند و دقت پیش‌بینی مدل بر اساس درصد نمونه‌های به درستی طبقه‌بندی شده ارزیابی شد. به عبارتی تحلیل تابع تشخیصی روش آماری است که متغیرهای قابل تمایز میان دو گروه یا بیشتر را استخراج می‌کند، گروه‌هایی که به طور ذاتی از قبل تعیین شده‌اند. زمانی که هدف پژوهشگر یافتن روابطی است تا بتواند اثر هر یک از متغیرهای مستقل را بر متغیر گروه‌بندی شده مشخص کند، این روش بسیار مفید خواهد بود. تابع تشخیص، رابطه‌ای است که با داشتن ویژگی‌های هر فرد یا نمونه، می‌توان پیش‌بینی کرد که به کدام گروه تعلق دارد (Zare Chahouki, 2010; Kazemaddeh & Malekian, 2017). برای بررسی تفاوت‌های میان دو گروه نقاط بهمن شامل "نقاط وقوع بهمن" (گروه یک) و "نقاط عدم وقوع بهمن" (گروه صفر)، ابتدا داده‌های ۲۹۲ نقطه جمع‌آوری شدند که شامل ۱۵۰ نقاط وقوع بهمن و ۱۴۲ نقاط عدم وقوع بهمن بودند. سپس ۱۸ متغیر مختلف از ویژگی‌های جغرافیایی و اقلیمی مانند ارتفاع، شاخص TRI، TPI، شیب، میزان بارندگی و سایر ویژگی‌های محیطی انتخاب شدند. پس از آن، آزمون Box's M برای بررسی تفاوت‌های معنی‌دار در ماتریس‌های کوواریانس گروه‌ها انجام شد. برای شناسایی اثر متغیرهای مختلف بر تفکیک گروه‌ها، تحلیل تشخیص خطی فیشر انجام شد که ضرایب تابع تمایز برای هر متغیر محاسبه و متغیرهایی با تأثیر بیشتر شناسایی شدند. در ادامه، آزمون Wilks' Lambda برای ارزیابی قدرت مدل تمایز انجام شد که نشان داد این مدل توانایی بالایی در تفکیک گروه‌ها دارد. همچنین، برای بررسی همبستگی میان متغیرها و تأثیرات آن‌ها در تفکیک گروه‌ها، تحلیل ساختار ماتریس انجام شد. در نهایت، برای ارزیابی دقت مدل، از روش ارزیابی تقاطعی^۳ استفاده شد (Zare Chahouki, 2010). تمام مراحل پژوهش شامل آزمون‌ها و روش‌های آماری چند متغیره در نرم‌افزارهای SPSS نسخه ۲۵ و R version 4.3.2 انجام شده است (شکل ۳).

1 - Hierarchical Clustering

2 - Discriminant Function Analysis

3 - Cross-validation



شکل ۳- فلوجارت تحلیل عوامل مؤثر بر وقوع بهمن با استفاده از روش‌های آماری چندمتغیره

Fig. 3. Flowchart of analyzing affecting factors on the avalanche using multivariate statistical methods

نتایج و بحث

آمار توصیفی متغیرهای مؤثر بر وقوع بهمن

آمار توصیفی ۱۸ متغیر مؤثر بر وقوع بهمن در جدول ۱ ارائه شده است. تعداد نمونه‌ها برای تمامی متغیرها ۱۵۰ می‌باشد. میانگین ارتفاع منطقه ۲۸۶۸ متر با انحراف معیار ۴۸۴ و میانگین شیب ۴۸/۶۰ درصد با انحراف معیار ۲۲ است. شاخص‌های توپوگرافی مانند TRI و TPI به ترتیب میانگین ۳/۱۲ (انحراف معیار ۱/۳۸) و ۶/۶۷- (انحراف معیار ۶/۸۳) را نشان می‌دهند. مقادیر این شاخص‌ها نشان‌دهنده کوهستانی بودن منطقه است. شاخص‌های ناهمواری سطح زمین مانند VRM با میانگین ۰/۰۳ و انحراف معیار نزدیک صفر، نوسان کمی دارند. متغیرهای اقلیمی و محیطی از جمله بارش و دما، به ترتیب دارای میانگین ۷۲۸ میلی‌متر (انحراف معیار ۶۷) و ۶/۶۷- درجه سانتی‌گراد (انحراف معیار ۱/۸۴) هستند. همچنین، شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) میانگین ۱۰/۵۷ (انحراف معیار ۲/۵۱) را نشان می‌دهد که بیانگر شرایط رطوبتی متوسط منطقه می‌باشد.

ماتریس همبستگی بین ۱۸ متغیر مورفولوژی و توپوگرافی، اقلیمی و محیطی مؤثر بر وقوع بهمن در شکل ۴ ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد که برخی متغیرها دارای همبستگی مثبت یا منفی قابل توجه با یکدیگر هستند. به عنوان مثال، ارتفاع منطقه (Elevation) با دما (TEM) همبستگی منفی قوی (-۰/۸۶) دارد، در حالی که بارش همبستگی مثبت بالایی (۱/۰) نشان می‌دهد. شاخص توپوگرافی ناهمواری (TRI) با شیب (Slope) همبستگی بسیار بالایی (۰/۹۹) دارد که بیانگر رابطه مستقیم بین ناهمواری زمین و شیب است. شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI) با انحنای پلان (PL) و انحنای پروفیل (PRL) همبستگی قابل توجه مثبتی نشان می‌دهد، در حالی که با شاخص ناهمواری برداری (VRM) همبستگی منفی دارد. شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) بیشترین همبستگی منفی را با TRI (-۰/۷) و شیب (-۰/۷۲) نشان می‌دهد، که بیانگر تأثیر مستقیم شیب و ناهمواری زمین بر وضعیت رطوبتی سطح است. علاوه بر این، فاصله تا رودخانه (RD) با موقعیت نسبی شیب (RSP) همبستگی بسیار بالایی (۰/۹۳) دارد و عمق دره (VD) با ارتفاع و با RSP همبستگی منفی نشان می‌دهد. شاخص فاصله از گسل (DTF) بیشترین همبستگی مثبت را با ارتفاع

(۰/۴۳) و بارش (۰/۴۳) دارد. به طور کلی، این همبستگی‌ها نشان می‌دهد که برخی از متغیرهای توپوگرافی و محیطی با یکدیگر روابط قوی دارند و می‌توانند به صورت گروهی در تحلیل‌های بعدی مانند تحلیل مؤلفه‌های اصلی مورد استفاده قرار گیرند.

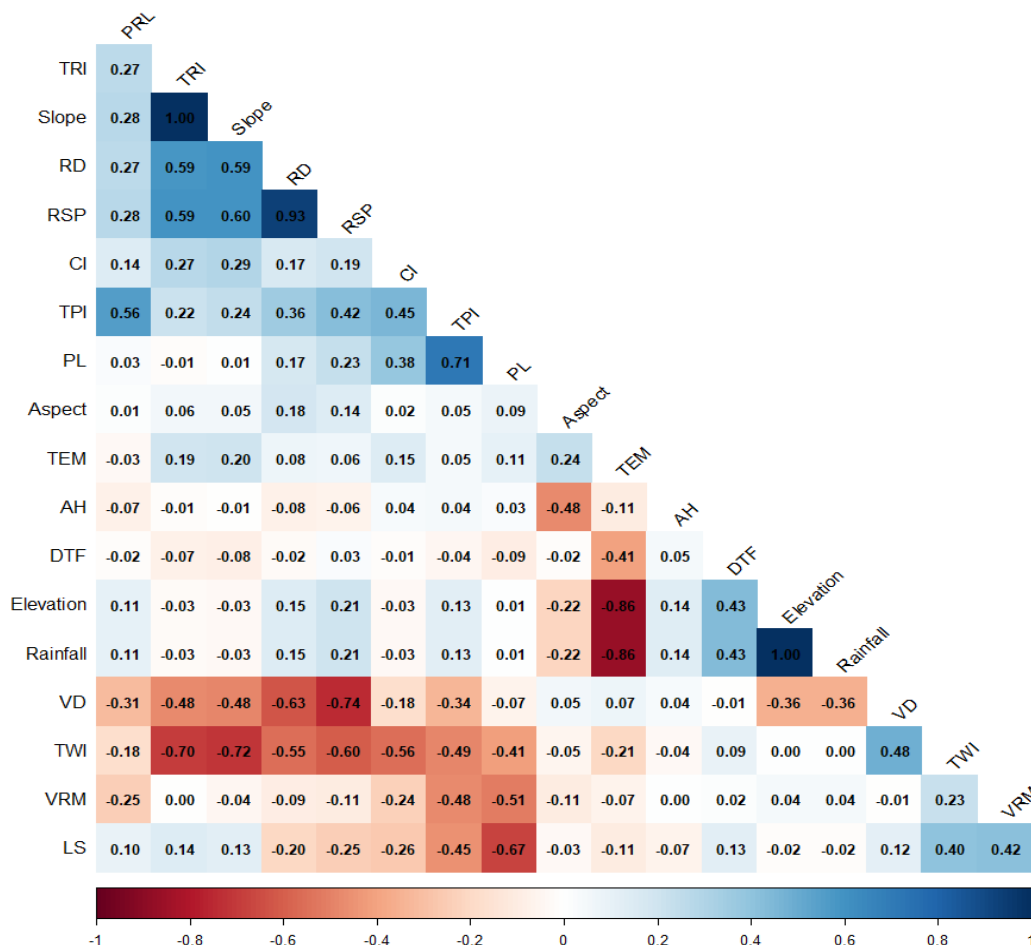
جدول ۱- آمار توصیفی ۱۸ متغیر مؤثر بر وقوع بهمن

Table 1- Descriptive statistics of 18 variables influencing avalanche occurrence

	Descriptive Statistics		
	Mean	Std. Deviation	Analysis N
Elevation	2868.60	484.00	150
TPI	-6.76	6.83	150
TRI	3.12	1.38	150
VRM	0.003	0.00	150
AH	0.76	0.28	150
Slope	48.60	22.02	150
Aspect	3.20	1.99	150
PL	0.00	0.01	150
PRL	0.00	0.00	150
CI	-3.64	10.56	150
LS	56.47	41.31	150
RD	48.08	69.61	150
VD	240.91	117.09	150
RSP	0.19	0.25	150
TEM	-6.67	1.84	150
Rainfall	728.80	67.70	150
TWI	10.57	2.51	150
DTF	461.66	399.84	150

نتایج تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) عوامل مؤثر بر وقوع بهمن

برای بررسی کفایت نمونه و قابلیت انجام تحلیل مؤلفه‌های اصلی، آزمون KMO و کروییت بارتلت انجام شد. مقدار KMO برابر با ۰/۶۸۲ به دست آمد که نشان‌دهنده کفایت نمونه برای تحلیل مؤلفه‌های اصلی است. نتایج آزمون بارتلت نیز با مقدار تقریباً مربع کای ۴۷۰۸ در سطح معناداری ۹۹ درصد، معنی‌دار بود. این نتایج نشان می‌دهند که ماتریس همبستگی متغیرها با یکدیگر مناسب است و داده‌ها برای انجام PCA مناسب می‌باشند. نتایج تحلیل مؤلفه‌های اصلی در جدول ۲ ارائه شده است. بر اساس معیار مقدار ویژه بزرگتر از یک، تعداد ۶ مؤلفه اصلی استخراج شد. این ۶ مؤلفه در مجموع ۸۱/۵۰ درصد از واریانس کل داده‌ها را تبیین می‌کنند که نشان‌دهنده توان بالای این مؤلفه‌ها در توضیح تغییرات متغیرهای مؤثر بر وقوع بهمن است. مؤلفه اول با مقدار ویژه ۵/۱۰، بیشترین سهم از واریانس کل را به خود اختصاص داده و به تنهایی ۲۸/۳۲ درصد از واریانس داده‌ها را تبیین می‌کند. مؤلفه دوم با مقدار ویژه ۳/۳۴، ۱۸/۵۸ درصد از واریانس را توضیح داده و مجموع واریانس تبیین شده توسط دو مؤلفه اول به ۴۶/۹۰ درصد می‌رسد. مؤلفه سوم با مقدار ویژه ۲/۵۳، ۱۴/۰۷ درصد از واریانس را تبیین کرده و مجموع واریانس تجمعی سه مؤلفه نخست را به ۶۰/۹۷ درصد افزایش می‌دهد. همچنین مؤلفه‌های چهارم، پنجم و ششم به ترتیب با مقادیر ویژه ۱/۴۸، ۱/۲۰ و ۱/۰۲، سهمی معادل ۸/۲۴، ۶/۶۵ و ۵/۶۵ درصد از واریانس کل را تبیین می‌کنند. پس از چرخش مؤلفه‌ها^۱، توزیع واریانس میان مؤلفه‌ها متعادل‌تر شده و تفسیر ساختار مؤلفه‌ها بهبود یافته است، به گونه‌ای که هر مؤلفه نقش مشخص‌تری در توضیح متغیرهای مؤثر بر وقوع بهمن ایفا می‌کند (شکل ۵).



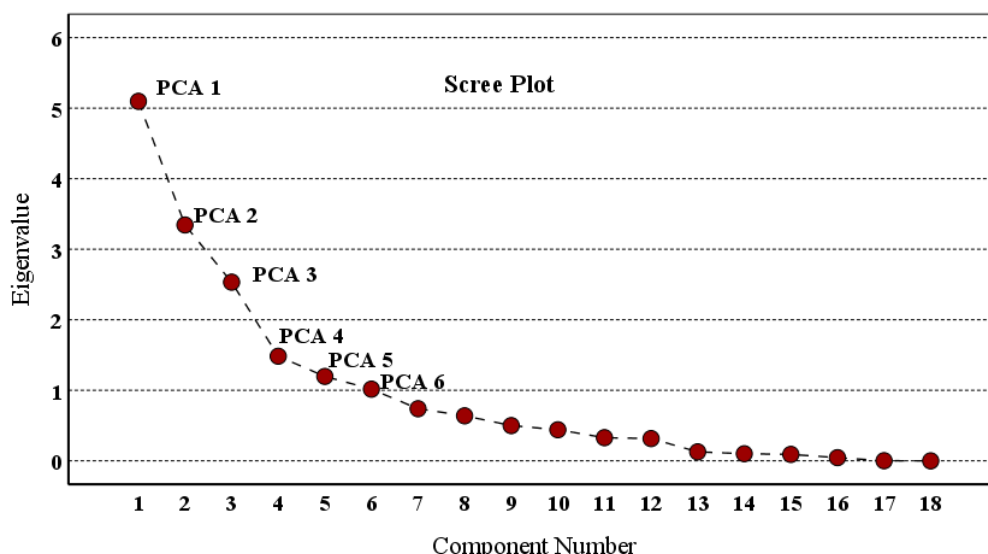
شکل ۴- ماتریس همبستگی بین متغیرهای مورفولوژی و توپوگرافی، محیطی و اقلیمی مؤثر بر وقوع بهمن

Fig. 4. Correlation matrix of morphological, topographic, environmental, and climatic variables influencing avalanche occurrence

جدول ۲- نتایج تحلیل مؤلفه‌های اصلی برای عوامل مؤثر بر وقوع بهمن

Table 2- Results of Principal Component Analysis (PCA) of factors influencing avalanche occurrence

Total Variance Explained									
Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	5.10	28.32	28.32	5.10	28.32	28.32	3.82	21.25	21.25
2	3.34	18.58	46.90	3.34	18.58	46.90	3.13	17.38	38.63
3	2.53	14.07	60.97	2.53	14.07	60.97	2.89	16.08	54.71
4	1.48	8.24	69.21	1.48	8.24	69.21	1.86	10.34	65.06
5	1.20	6.65	75.86	1.20	6.65	75.86	1.55	8.60	73.65
6	1.02	5.65	81.51	1.02	5.65	81.51	1.41	7.85	81.51



شکل ۵- مقادیر ویژه برای تحلیل مؤلفه‌های اصلی عوامل مؤثر بر وقوع بهمن

Fig. 5. Eigenvalue of Principal Component Analysis (PCA) for factors affecting avalanche occurrence

نتایج تحلیل مؤلفه‌های اصلی با چرخش واریماکس نشان داد (جدول ۳) که شش مؤلفه مستقل در مجموع ۸۱/۵۱ درصد از واریانس کل متغیرهای مؤثر بر وقوع بهمن را تبیین می‌کنند. مؤلفه اول که بیشترین بار عاملی را به موقعیت نسبی شیب (۰/۹۲) و فاصله از رودخانه (۰/۹۰) اختصاص داده است، بیانگر نقش موقعیت توپوگرافی دامنه‌ها و ارتباط آن‌ها با شبکه زهکشی در کنترل شرایط مستعد بهمن می‌باشد. مؤلفه دوم با بارهای بسیار بالای ارتفاع و بارش (۰/۹۴) و بار منفی قوی دما (۰/۹۰-)، نشان‌دهندهٔ گرادیان ارتفاع - اقلیم و تأثیر شرایط سرد و مرطوب بر ناپایداری توده‌های برف است. در مطالعه‌ای که توسط راخیمبردینا و همکاران (Rakhymberdina et al., 2025) با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) انجام شد، مشخص گردید که وقوع بهمن ناشی از ترکیب پیچیده‌ای از پارامترهای هواشناسی و توپوگرافی است. مؤلفه سوم با، بار بالای انحنای پلان (۰/۹۰) و بار منفی شاخص طول شیب (۰/۸۶-)، نقش شکل هندسی دامنه در تمرکز تنش و مسیر حرکت بهمن را برجسته می‌سازد. در مؤلفه چهارم، شیب (۰/۶۳) و شاخص ناهمواری زمین (۰/۶۲) بیشترین تأثیر را داشته و شاخص رطوبت توپوگرافی بار منفی قابل توجهی (۰/۶۱-) نشان می‌دهد. مؤلفه پنجم با، بار بالای جهت دامنه (۰/۸۵) بیانگر کنترل شرایط انرژی تابشی بر پایداری برف بوده و در نهایت مؤلفه ششم با بار بسیار بالای انحنای پروفیل (۰/۹۳) اهمیت ساختار طولی دامنه در گسترش وقوع بهمن را نشان می‌دهد. نتایج مطالعات بسیاری نشان داده است که استفاده از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی در اولویت‌بندی معیارهای مهم مرتبط با مسئله‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره بسیار کمک می‌کند و به طور گسترده‌ای در بررسی مخاطرات و بلایای طبیعی مانند بهمن کاربرد دارد (Chabuk et al., 2017; Benítez, Carpitella, Certa & Izquierdo, 2020; Liang & Yang, 2022; Maceika, Bugajev, Šostak & Vilutienė, 2021; Varol, 2022).

جدول ۳- بار عاملی برای هر کدام از مؤلفه‌های اصلی با دوران واریماکس

Table 3- Factor loadings of each principal component after Varimax rotation

Rotated Component Matrix ^a (Component)						
	1	2	3	4	5	6
Elevation	0.20	0.94	0.04	-0.10	-0.15	0.05
TPI	0.27	0.05	0.70	0.19	-0.03	0.52
TRI	0.67	-0.13	-0.21	0.62	-0.01	0.15
VRM	0.09	0.03	-0.64	-0.14	-0.10	-0.35
AH	-0.05	0.06	0.06	0.09	-0.82	-0.07
Slope	0.67	-0.14	-0.18	0.63	-0.02	0.16
Aspect	0.06	-0.14	0.08	0.04	0.85	-0.04
PL	0.07	-0.03	0.89	0.12	0.01	0.00
PRL	0.22	0.04	0.04	0.05	0.03	0.93
CI	0.04	-0.01	0.42	0.70	-0.04	0.06
LS	-0.17	0.05	-0.86	0.10	0.06	0.25
RD	0.89	0.02	0.13	0.08	0.14	0.05
VD	-0.82	-0.20	-0.05	-0.01	0.06	-0.15
RSP	0.92	0.07	0.19	0.09	0.11	0.06
TEM	0.07	-0.90	0.07	0.15	0.13	-0.05
Rainfall	0.20	0.94	0.04	-0.10	-0.15	0.05
TWI	-0.59	0.10	-0.36	-0.61	0.06	0.03
DTF	-0.16	0.67	-0.09	0.26	0.17	-0.08

Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

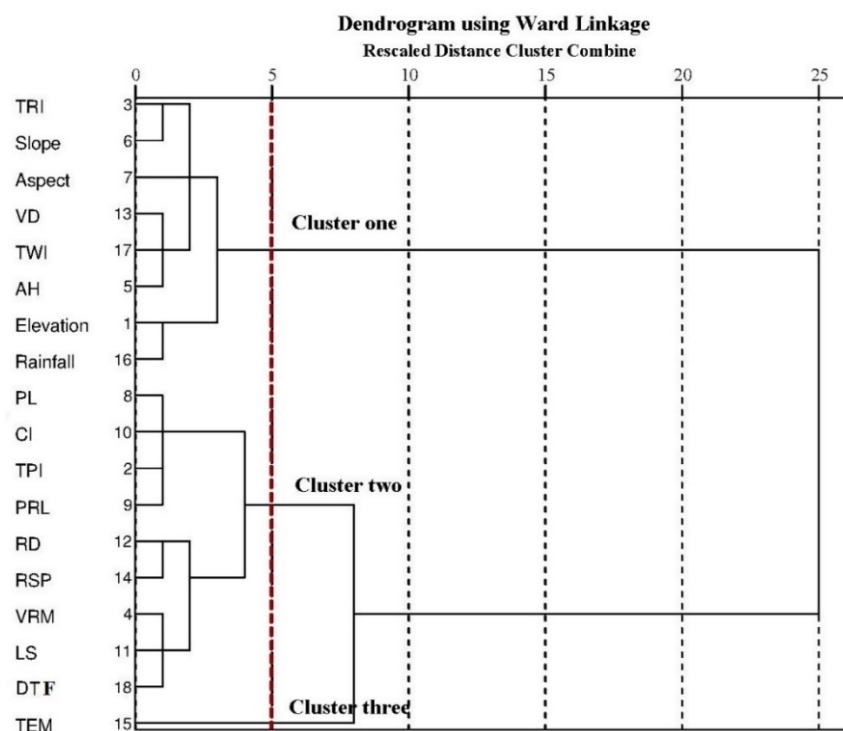
a. Rotation converged in 10 iterations.

نتایج خوشه‌بندی مناطق مستعد وقوع بهمن

نتایج خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی بر اساس ویژگی‌های توپوگرافی، اقلیمی و محیطی نشان داد که مناطق مستعد وقوع بهمن در منطقه مورد مطالعه به سه خوشه اصلی تقسیم می‌شوند. دندروگرام حاصل، روند تغییرات در فاصله‌های اتصال خوشه‌ها را نشان داد و امکان تعیین تعداد بهینه خوشه‌ها را فراهم کرد (شکل ۶). خوشه اول شامل شاخص ناهمواری توپوگرافی (TRI)، شیب، جهت شیب، عمق دره (VD)، شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI)، سایه‌روشن تحلیلی (AH)، ارتفاع و بارش است و نمایانگر تأثیر توأم عوامل توپوگرافی و عوامل اقلیمی بر وقوع بهمن می‌باشد. خوشه دوم شامل انحنای پلان (PL)، شاخص همگرایی (CI)، شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI)، انحنای پروفیل (PRL)، فاصله تا رودخانه (RD)، موقعیت نسبی شیب (RSP)، شاخص ناهمواری برداری (VRM)، طول شیب (LS) و فاصله از گسل (DTF) است و نشان‌دهنده مناطق تحت تأثیر ویژگی‌های مورفومتریک و ژئومورفولوژیکی می‌باشد. خوشه سوم تنها شامل دمای محیط است که اثرات اقلیمی را به صورت مجزا نمایان می‌کند. این تحلیل خوشه‌ای نشان می‌دهد که وقوع بهمن تحت تأثیر ترکیبی از عوامل مورفومتریک، محیطی و اقلیمی قرار دارد و امکان شناسایی مناطق حساس به وقوع بهمن را با دقت بالا فراهم می‌کند. مطالعات بسیاری بر اهمیت پیچیدگی ارتباط بین عوامل ژئومورفولوژیکی و عوامل اقلیمی در شکل‌گیری وقوع بهمن تأکید داشته‌اند (Yang, Li & Wang, 2023b; Maggioni & Gruber, 2003; Wen, Xiang, Cai, Su & Yan, 2016; Hao et al., 2021; Liu, Chen,).

تحلیل خوشه‌بندی نه تنها امکان دسته‌بندی مناطق مستعد بهمن بر اساس شباهت‌های توپوگرافی، اقلیمی و محیطی را فراهم کرد، بلکه به شناسایی الگوهای پیچیده و روابط همبسته بین متغیرها کمک کرد. به عنوان مثال، خوشه اول نشان‌دهنده مناطقی با شیب‌های تند و تجمع بالای برف است که بیشتر در شروع بهمن نقش دارند، در حالی که خوشه دوم بر نقش ویژگی‌های مورفومتریک و ژئومورفولوژیکی در هدایت مسیر و فرود بهمن تأکید دارد و خوشه سوم اثر مستقیم شرایط اقلیمی، به ویژه دما را برجسته می‌کند. این طبقه‌بندی کمک می‌کند تا اولویت‌بندی مناطق پرخطر برای پیشگیری و مدیریت ریسک بهمن انجام شود و نشان می‌دهد که وقوع بهمن نتیجه تعامل پیچیده بین عوامل محیطی و اقلیمی است. علاوه بر این، خوشه‌بندی مسیر مناسبی برای انتخاب شاخص‌های

کلیدی مؤثر در مدلسازی حساسیت بهمن ارائه می‌دهد و امکان ساده‌سازی تحلیل‌های پیش‌بینی و نقشه‌برداری ریسک را فراهم می‌کند.



شکل ۶- دندروگرام حاصل از خوشه‌بندی سلسه‌مراتبی عوامل مؤثر بر وقوع بهمن در منطقه مورد مطالعاتی

Fig. 6. Dendrogram obtained from hierarchical cluster analysis of factors affecting avalanche occurrence in the study area

نتایج تحلیل تابع تشخیص در تفکیک مناطق وقوع و عدم وقوع بهمن

جدول آزمون‌های برابری میانگین گروه‌ها به منظور بررسی تفاوت‌های معنی‌دار میان گروه‌های مختلف بر اساس ویژگی‌های مختلف به کار می‌رود. در این آزمون از معیار Wilks' Lambda برای ارزیابی معنی‌داری تفاوت‌ها استفاده می‌شود. مقادیر p-value نشان‌دهنده سطح معنی‌داری آزمون‌ها هستند؛ به این معنی که هر کدام از ویژگی‌ها مثل Slope, AH, TPI, Elevation و غیره که دارای p-value کمتر از ۰/۰۵ هستند، نشان‌دهنده وجود تفاوت‌های معنی‌دار بین گروه‌ها در آن ویژگی خاص است. به عبارت دیگر، این ویژگی‌ها قادرند گروه‌ها را به طور مؤثر از یکدیگر تفکیک کنند. از طرف دیگر، ویژگی‌هایی مانند VRM, Aspect و DTF با p-value بالاتر از ۰/۰۵ تفاوت معنی‌داری میان گروه‌ها ایجاد نمی‌کنند و بنابراین به نظر می‌رسد در تفکیک گروه‌ها نقشی نداشته باشند. این آزمون به پژوهشگر این امکان را می‌دهد که ویژگی‌های تأثیرگذار بر تفاوت گروه‌ها را شناسایی کرده و بر اساس آن تحلیل‌های بعدی را انجام دهد (جدول ۴).

نتایج آزمون‌های مختلف نشان‌دهنده تفاوت‌های معنادار میان گروه‌ها است. آزمون Box's M نشان داد که فرضیه برابری ماتریس‌های کوواریانس رد شده است ($p\text{-value} < 0.001$)، که نشان‌دهنده تفاوت‌های معنادار در ویژگی‌های گروه‌ها است. همچنین، نتایج Eigenvalues نشان می‌دهد که تنها یک تابع تمایز برای توضیح ۱۰۰ درصد واریانس داده‌ها کافی است ($\text{Eigenvalue} = 1.316$) و $\text{Canonical Correlation} = 0.754$) که نشان‌دهنده عملکرد مؤثر تابع تمایز در تفکیک گروه‌ها است.

علاوه بر این، Wilks' Lambda برابر با ۰/۴۳۲ با کای اسکور ۲۳۵/۶ و $p\text{-value} < 0.001$ ، که به وضوح تأکید دارد بر این که تفاوت‌های معناداری میان گروه‌ها وجود دارد و تابع تمایز به طور مؤثر این تفاوت‌ها را شناسایی کرده است (جدول ۵).

جدول ۴- جدول آزمون‌های برابری میانگین گروه‌ها برای تحلیل تابع تشخیص

Table 4- Test of Equality of Group Means for Discriminant Function Analysis

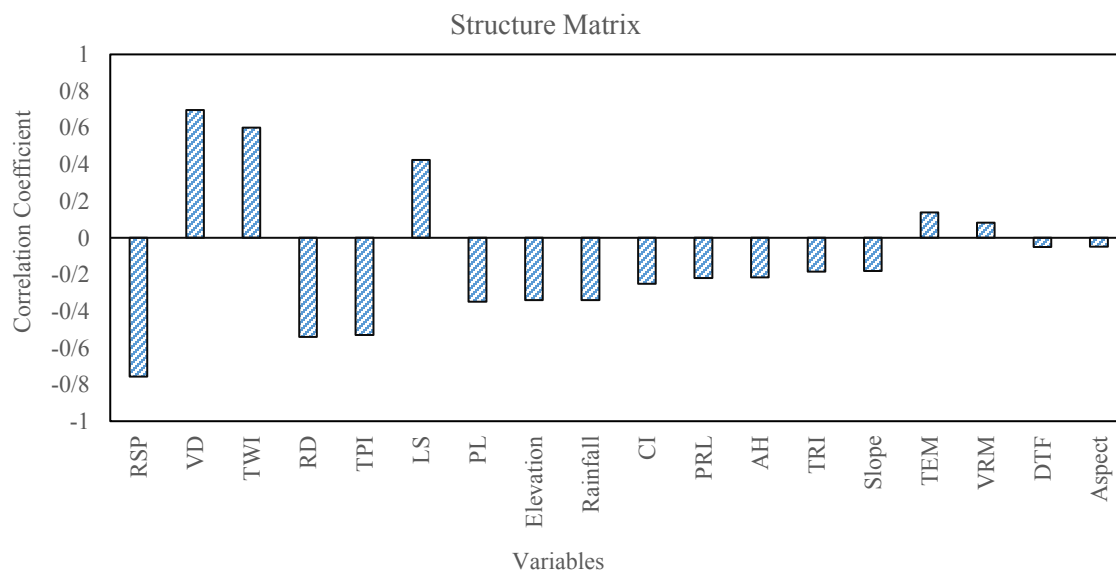
Tests of Equality of Group Means					
	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
Elevation	0.87	43.73	1.00	289.00	0.00
TPI	0.73	106.93	1.00	289.00	0.00
TRI	0.96	12.85	1.00	289.00	0.00
VRM	0.99	2.63	1.00	289.00	0.11
AH	0.94	17.70	1.00	289.00	0.00
Slope	0.96	12.52	1.00	289.00	0.00
Aspect	1.00	0.92	1.00	289.00	0.34
PL	0.86	45.94	1.00	289.00	0.00
PRL	0.94	18.34	1.00	289.00	0.00
CI	0.92	23.88	1.00	289.00	0.00
LS	0.81	68.75	1.00	289.00	0.00
RD	0.72	110.98	1.00	289.00	0.00
VD	0.61	183.99	1.00	289.00	0.00
RSP	0.57	217.97	1.00	289.00	0.00
TEM	0.98	7.28	1.00	289.00	0.01
Rainfall	0.87	43.72	1.00	289.00	0.00
TWI	0.68	137.05	1.00	289.00	0.00
DTF	1.00	1.00	1.00	289.00	0.32

جدول ۵- نتایج آزمون‌های آماری Box's M و Wilks' Lambda برای تابع استخراج شده

Table 5- Results of Box's M and Wilks' Lambda for Extracted Function

Table 3. Results of Box's M and Wilks' Lambda for Extracted Function				
Test Results				
Box's M		1606.72		
F	Approx.	9.86		
	df1	153.00		
	df2	255083.94		
	Sig.	0.00		
Tests null hypothesis of equal population covariance matrices.				
Eigenvalues				
Function	Eigenvalue	% of Variance	Cumulative %	Canonical Correlation
1	1.316 ^a	100.00	100.00	0.75
a. First 1 canonical discriminant functions were used in the analysis.				
Wilks' Lambda				
Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	Df	Sig.
1	0.43	235.58	17.00	0.00

نتایج حاصل از تحلیل تمایز دوگروهی (۰ = عدم وقوع بهمن و ۱ = وقوع بهمن) نشان داد که تابع تمایز اول نقش مؤثری در جداسازی مناطق مستعد وقوع بهمن از مناطق فاقد آن دارد (شکل ۷). بر اساس ماتریس ساختاری، متغیر موقعیت نسبی شیب (RSP) با بیشترین ضریب همبستگی مطلق با تابع تمایز ۰/۷۶ مهم‌ترین عامل تمایز دهنده، بین دو گروه محسوب می‌شود که بیانگر نقش تعیین کننده موقعیت مکانی سلول‌ها بر روی دامنه در وقوع بهمن است. پس از آن، عمق دره (VD) با همبستگی مثبت بالا (۰/۶۹) و شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) با مقدار همبستگی (۰/۶۰) تأثیر قابل توجهی در تفکیک مناطق دارای بهمن نشان دادند که حاکی از اهمیت شرایط تجمع رطوبت و موقعیت‌های فرورفته توپوگرافی در وقوع بهمن می‌باشد. فاصله تا رودخانه (RD) و شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI) نیز به ترتیب با ضرایب همبستگی منفی (۰/۵۴) و (۴/۵۳) در زمره متغیرهای کلیدی قرار گرفتند. علاوه بر این، شاخص طول شیب (LS) با همبستگی متوسط مثبت (۰/۴۲)، انحنا پلان (PL)، ارتفاع از سطح دریا و شاخص همگرایی (CI) با مقادیر همبستگی بین ۰/۲۵ تا ۰/۳۵، نقش ثانویه‌ای در تفکیک دو گروه ایفا کردند. در مقابل، متغیرهایی نظیر ناهمواری برداری (VRM) با کمترین مقدار همبستگی (۰/۰۸)، فاصله از گسل (DTF) (۰/۰۵) و جهت شیب ۰/۰۵- کمترین تأثیر را در تابع تمایز داشته و نقش محدودی در تشخیص مناطق مستعد وقوع بهمن نشان دادند. به طور کلی، نتایج بیانگر آن است که شاخص‌های مرتبط با موقعیت نسبی شیب، عمق ناهمواری‌ها و شرایط رطوبتی سطح زمین مهم‌ترین عوامل کنترل‌کننده الگوی مکانی وقوع بهمن در منطقه مورد مطالعه هستند (جدول ۶). در مطالعه‌ای که فلویور و مک کلونگ (Floyer & McClung, 2003) با استفاده از تابع تشخیص برای طبقه‌بندی مناطق وقوع و عدم وقوع بهمن انجام دادند، مشخص شد که ویژگی‌های ژئومورفولوژیکی اهمیت بسیاری در شناسایی و پیش‌بینی مناطق وقوع بهمن دارند. رحمتی و همکاران (Rahmati et al., 2019) نشان دادند که موقعیت نسبی شیب (RSP) و طول شیب (LS) و لیتولوژی مهم‌ترین فاکتورهای تأثیرگذار بر وقوع بهمن هستند.



شکل ۷- نتایج حاصل از تحلیل تمایز دوگروهی (۰ = عدم وقوع بهمن و ۱ = وقوع بهمن) بر اساس ماتریس ساختاری

Fig. 7. Results of Two-Group Discriminant Analysis (0 = No Avalanche, 1 = Avalanche) Based on the Structural Matrix

برای ارزیابی صحت و دقت مدل، از تکنیک ارزیابی تقاطعی استفاده شد. در این روش، دقت مدل در پیش‌بینی گروه‌ها با استفاده از داده‌های آموزشی و آزمون‌های تصادفی ارزیابی شد. نتایج طبقه‌بندی نشان داد که مدل تمایز دوگروهی توانسته است به طور کلی ۸۵/۹ درصد از موارد اصلی را به درستی در گروه‌های وقوع بهمن (گروه یک) و عدم وقوع بهمن (گروه صفر) دسته‌بندی کند. در گروه مناطق فاقد وقوع بهمن، ۹۲/۲ درصد موارد به درستی شناسایی شدند و تنها ۷/۸ درصد به اشتباه به گروه دارای بهمن تعلق گرفتند. برای گروه مناطق با وقوع بهمن، ۸۰ درصد از موارد به درستی طبقه‌بندی شدند و ۲۰ درصد به گروه صفر (یا عدم وقوع بهمن) اختصاص یافتند. در اعتبارسنجی متقابل، دقت کلی مدل ۸۴/۵ درصد بود، که نشان‌دهنده پایداری عملکرد مدل در شناسایی مناطق مستعد وقوع بهمن است. همچنین، همانند داده‌های اصلی، دقت تشخیص گروه صفر کمی بالاتر از گروه یک بود، که بیانگر کمی چالش در پیش‌بینی دقیق تمام سلول‌های مستعد وقوع بهمن است. این نتایج نشان می‌دهد که شاخص‌های توپوگرافی و محیطی انتخاب شده توانسته‌اند با دقت مناسب، الگوی مکانی وقوع بهمن را در منطقه مطالعه بازنمایی کنند. تحلیل حاضر می‌تواند به پژوهشگران کمک کند تا در انتخاب و استفاده از متغیرهای مهم برای مدل‌های پیش‌بینی و مدیریت ریسک‌های جغرافیایی، تصمیمات بهتری بگیرند.

جدول ۶- نتایج ارزیابی صحت و دقت تابع تشخیص عوامل مؤثر بر وقوع بهمن

Table 6- Evaluation Results of Diagnostic Function Accuracy for Avalanche-Causing Factors

Classification Results ^{a,c}			Predicted Group Membership		Total
Original	Count	Code	0	1	
		0	130.0	11.0	141
		1	30.0	120.0	150
		0	92.2	7.8	100
Cross-validated ^b	Count	1	20.0	80.0	100
		0	128.0	13.0	141
		1	32.0	118.0	150
		0	90.8	9.22	100
	%	1	21.3	78.67	100

a. 85.9% of original grouped cases correctly classified.

b. Cross validation is done only for those cases in the analysis. In cross validation, each case is classified by the functions derived from all cases other than that case.

c. 84.5% of cross-validated grouped cases correctly classified.

تأثیر کاربری اراضی و زمین‌شناسی بر وقوع بهمن

با توجه به نقش کاربری اراضی (شکل ۸) بیشترین مساحت منطقه دارای کاربری مرتع (۹۳ درصد)، سپس رخنمون سنگی (۳/۱ درصد) و اراضی باغی (۱/۲ درصد) می‌باشد و سایر کاربری‌ها دارای مساحت ناچیزی می‌باشند. بررسی تأثیر کاربری اراضی منطقه در وقوع بهمن نشان داد که ۸۸/۷ درصد نقاطی که مستعد وقوع بهمن در منطقه هستند و بهمن در آن‌ها رخ داده است دارای کاربری مرتع بوده است، سایر کاربری‌های مناطق مستعد وقوع بهمن، شامل اراضی باغی با ۴/۷ درصد، بستر آبراهه‌ها با ۳/۳، رخنمون‌های سنگی با ۲ درصد و مناطق مسکونی ۱/۳ درصد بوده‌اند. پوشش گیاهی و کاربری اراضی با تأثیر بر تجمع برف و پایداری توده‌های برف، تأثیر چشمگیری بر دینامیک بهمن و شکل‌گیری آن دارند (Peitzsch, Martin-Mikle, Hendrikx, Birkeland & Fagre, 2024). گونه‌های گیاهی مانند درختچه‌ها، گون و گونه‌های خشبی با تأثیر بر تجمع برف و ایجاد زبری در سطح زمین وقوع بهمن را کاهش داده درحالی که گونه‌هایی مانند گراس‌ها با ایجاد سطوح صاف و صیقلی باعث افزایش شکل‌گیری بهمن می‌شوند. به‌طور کلی مناطقی با پوشش گیاهی جنگلی و انبوه با کاهش تجمع برف بر روی زمین منجر به کاهش پتانسیل ایجاد بهمن می‌شوند.

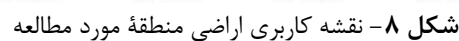


Fig. 8. Land Use Map of the Study Area

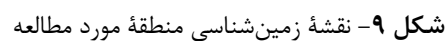


Fig. 9. Geological Map of the Study Area

نتیجه گیری

نتایج این پژوهش نشان داد که وقوع بهمن در بالادست حوضه آبخیز سد کرج نتیجه تعامل پیچیده و چند بعدی عوامل توپوگرافی، ژئومورفولوژیکی و اقلیمی است و هیچ متغیری به تنهایی قادر به توضیح الگوی مکانی این پدیده نمی باشد. تحلیل مؤلفه های اصلی با کاهش ابعاد داده ها، ساختارهای غالب بین متغیرهای محیطی را آشکار ساخت و نشان داد که گرادیان ارتفاع - بارش - دما، موقعیت نسبی دامنه ها نسبت به شبکه زهکشی، هندسه سطح دامنه و شرایط رطوبتی از مهم ترین مؤلفه های مؤثر بر ناپایداری توده های برف هستند. بنابراین روش استخراج شش مؤلفه مستقل که بیش از ۸۰ درصد واریانس کل داده ها را تبیین می کنند، بیانگر توان بالای این روش در ساده سازی و تفسیر داده های پیچیده محیطی است.

نتایج خوشه بندی سلسله مراتبی نشان داد که متغیرهای مؤثر بر وقوع بهمن را می توان به سه گروه اصلی شامل عوامل مرتبط با ناهمواری و شیب دامنه ها، عوامل ژئومورفولوژیکی هدایت کننده مسیر حرکت بهمن و عامل اقلیمی دما تفکیک کرد. این تفکیک بیانگر آن است که فرآیند وقوع بهمن در منطقه مورد مطالعه، نه تنها تحت تأثیر شرایط شروع بهمن، بلکه متأثر از ویژگی های مسیر و نواحی تجمع نیز می باشد.

تحلیل تابع تشخیصی (DFA) نقش کلیدی برخی متغیرها را در تفکیک مناطق وقوع و عدم وقوع بهمن به طور کمی تأیید کرد. شاخص موقعیت نسبی شیب، عمق دره، شاخص رطوبت توپوگرافی و فاصله تا رودخانه به عنوان مهم ترین عوامل تمایز دهنده شناسایی شدند که نشان دهنده اهمیت موقعیت مکانی سلول ها بر روی دامنه، تمرکز رطوبت و ارتباط با شبکه زهکشی در کنترل پایداری برف است. در مقابل، متغیرهایی نظیر ناهمواری برداری، جهت شیب و فاصله از گسل تأثیر محدودی در تفکیک مناطق مستعد بهمن نشان دادند. دقت بالای مدل تمایز، چه در داده های اصلی و چه در اعتبارسنجی متقابل، نشان دهنده قابلیت اعتماد این رویکرد در تحلیل مخاطره بهمن می باشد.

در مجموع، این پژوهش نشان می دهد که استفاده تلفیقی از روش های آماری چندمتغیره می تواند ابزاری کارآمد برای شناسایی عوامل کلیدی، کاهش عدم قطعیت و بهبود پهنه بندی خطر بهمن در مناطق کوهستانی باشد. نتایج به دست آمده می توانند در مدیریت پیشگیرانه مخاطرات، برنامه ریزی کاربری اراضی و کاهش خسارات جانی و مالی، به ویژه در مناطق پرتردد و گردشگری مانند پیست دیزین، مورد استفاده قرار گیرند. پیشنهاد می شود در مطالعات آینده، ترکیب این روش ها با داده های زمانی برف و مدل های یادگیری ماشین، به منظور افزایش دقت پیش بینی خطر بهمن، مورد توجه قرار گیرد.

تعارض منافع

بنا بر اظهار نویسندگان این مقاله تعارض منافع ندارد.

سپاسگزاری

نویسندگان از دانشگاه فردوسی مشهد به دلیل حمایت مالی از پژوهش حاضر با کد طرح ۶۴۰۹۹ سپاسگزاری می کنند.

References

- Benítez, J., Carpitella, S., Certa, A., & Izquierdo, J. (2020). Constrained consistency enforcement in AHP. *Applied Mathematics and Computation*, 380, 125273. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2020.125273>
- Chabuk, A., Al-Ansari, N., Hussain, H. M., Knutsson, S., Pusch, R., & Laue, J. (2017). Combining GIS applications and method of multi-criteria decision-making (AHP) for landfill siting in Al-Hashimiyah Qadhaa, Babylon, Iraq. *Sustainability*, 9(11), 1932. <https://doi.org/10.3390/su9111932>
- Denissova, N., Nurakynov, S., Petrova, O., Chepashev, D., Daumova, G., & Yelisseyeva, A. (2024). Remote Sensing Techniques for Assessing Snow Avalanche Formation Factors and Building Hazard Monitoring Systems. *Atmosphere*, 15(11), 1343. <https://doi.org/10.3390/atmos15111343>

- Durlević, U., Valjarević, A., Novković, I., Ćurčić, N. B., Smiljić, M., Morar, C., ... & Lukić, T. (2022). GIS-Based Spatial Modeling of Snow Avalanches Using Analytic Hierarchy Process. A Case Study of the Šar Mountains, Serbia. *Atmosphere*, 13(8), 1229. <https://doi.org/10.3390/atmos13081229>
- Eiselt, K. U., & Graversen, R. G. (2025). Past and future changes in avalanche problems in northern Norway estimated with machine-learning models. *Egusphere*, 2025-4685. <https://doi.org/10.5194/egusphere-2025-4685>
- Everitt, B. S., Landau, S., Leese, M., & Stahl, D. (2011). *Cluster Analysis* (5th ed.). Wiley. <https://www.wiley.com/en-us/Cluster+Analysis%2C+5th+Edition-p-9780470749913>
- Fazzini, M., Cordeschi, M., Carabella, C., Paglia, G., Esposito, G., & Miccadei, E. (2021). Snow avalanche assessment in mass movement-prone areas: Results from climate extremization in relationship with environmental risk reduction in the Prati di Tivo area (Gran Sasso Massif, Central Italy). *Land*, 10(11), 1176. <https://doi.org/10.3390/land10111176>
- Floyer, J. A., & McClung, D. M. (2003). Numerical avalanche prediction: Bear pass, British Columbia, Canada. *Cold Regions Science and Technology*, 37(3), 333-342. [https://doi.org/10.1016/S0165-232X\(03\)00074-0](https://doi.org/10.1016/S0165-232X(03)00074-0)
- Gholinia, F., Esmali, A., Asghari, S., Abedini, M., & Badrzadeh, M. (2016). Avalanche hazard using Analytical Hierarchy Process (AHP) Model (Case Study: Pilerood Watershed, Ardabil Province). *Extension and Development of Watershed Management*, 3(11), 1-6. https://www.wmji.ir/article_697019.html?
- Greenacre, M., Groenen, P. J. F., Hastie, T., D'Enza, A. I., Markos, A., & Tuzhilina, E. (2022). Principal component analysis. *Nature Reviews Methods Primers*, 2, 100. <https://doi.org/10.1038/s43586-022-00184-w>
- Hao, J., Mind'je, R., Liu, Y., Huang, F., Zhou, H., & Li, L. (2021). Characteristics and hazards of different snow avalanche types in a continental snow climate region in the Central Tianshan Mountains. *Journal of Arid Land*, 13(4), 317-331. <https://doi.org/10.1007/s40333-021-0058-5>
- Horton, S., Herla, F., & Haegeli, P. (2025). Clustering simulated snow profiles to form avalanche forecast regions. *Geoscientific Model Development*, 18(1), 193-209. <https://doi.org/10.5194/gmd-18-193-2025>
- Kaufman, L., & Rousseeuw, P. J. (2005). *Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis*. Wiley. <https://doi.org/10.1002/9780470316801>
- Kavoosi, O., & Nazarisamani, A. (2023). Evaluation of the role of input data type on the accuracy of snow avalanche hazard map with Shannon's entropy data-driven approach. *Quantitative Geomorphological Researchs*, 12(2), 59-71. [In Persian] https://www.geomorphologyjournal.ir/article_169972_en.html
- Kazemzadeh, M., & Malekian, A. (2017). Analysis of the surface water quality parameters in the Aji-Chai Watershed based on the multivariate statistical techniques. *Journal of Range and Watershed Management*, 70(2), 465-478. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/jrwm.2017.109430.779>
- Kazemzadeh, M., Noori, Z., & Jahantigh, M. (2022a). Analysis and simulation of affecting factors on snow avalanche occurrence using RAMMS model, Velayat Rood in Central Alborz, Alborz Province. *Watershed Engineering and Management*, 16(3), 450-468. [In Persian] <https://doi.org/10.22092/ijwmse.2022.357252.1949>
- Kazemzadeh, M., Noori, Z., Jamali, S., Ghorbani, M. A., & Ahmadi, F. (2022b). Forty years of air temperature change over Iran reveals linear and nonlinear warming. *Journal of Meteorological Research*, 36(3), 462-477. <https://doi.org/10.1007/s13351-022-1184-5>
- Liang, J., & Yang, J. (2022). Application of the AHP method on the optimization with undesirable priorities. *Engineering with Computers*, 38(Suppl 3), 2137-2153. <https://doi.org/10.1007/s00366-021-01359-x>
- Liu, J., Zhang, T., Hu, C., Wang, B., Yang, Z., Sun, X., & Yao, S. (2023a). A study on avalanche-triggering factors and activity characteristics in Aerxiangou, West Tianshan Mountains, China. *Atmosphere*, 14(9), 1439. <https://doi.org/10.3390/atmos14091439>
- Liu, Y., Chen, X., Yang, J., Li, L., & Wang, T. (2023b). Snow avalanche susceptibility mapping from tree-based machine learning approaches in ungauged or poorly-gauged regions. *Catena*, 224, 106997. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2023.106997>

- Maceika, A., Bugajev, A., Šostak, O. R., & Vilitienė, T. (2021). Decision tree and AHP methods application for projects assessment: a case study. *Sustainability*, 13(10), 5502. <https://doi.org/10.3390/su13105502>
- Maggioni, M., & Gruber, U. (2003). The influence of topographic parameters on avalanche release dimension and frequency. *Cold Regions Science and Technology*, 37(3), 407-419. [https://doi.org/10.1016/S0165-232X\(03\)00080-6](https://doi.org/10.1016/S0165-232X(03)00080-6)
- Malekian, A., & Kazemzadeh, M. (2016). Spatio-temporal analysis of regional trends and shift changes of autocorrelated temperature series in Urmia Lake Basin. *Water Resource Management*, 30, 785-803, <https://doi.org/10.1007/s11269-015-1190-9>
- McClung, D., & Schaerer, P. A. (2006). *The Avalanche Handbook* (3rd ed.). The Mountaineers Books. <https://www.mountaineers.org/books/books/the-avalanche-handbook-4th-edition>
- Noori, R., Khakpour, A., Omidvar, B., & Farokhnia, A. (2010). Comparison of ANN and principal component analysis-multivariate linear regression models for predicting the river flow based on developed discrepancy ratio statistic. *Expert Systems with Applications*, 37(8), 5856-5862. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.02.028>
- Nosrati, K., Kiashemshaki, S., & Hoseinzadeh, M. M. (2016). Prediction of snow avalanche -susceptibility in Meigun-Shemshak road using rare events logistic regression. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 5(1), 55-68. [In Persian] <https://doi.org/10.22067/geo.v5i1.47116>
- Peitzsch, E. H., Martin-Mikle, C., Hendriks, J., Birkeland, K., & Fagre, D. (2024). Characterizing vegetation and return periods in avalanche paths using lidar and aerial imagery. *Arctic, Antarctic, and Alpine Research*, 56(1), 2310333. <https://doi.org/10.1080/15230430.2024.2310333>
- Rafique, A., Dasti, M. Y., Ullah, B., Awwad, F. A., Ismail, E. A., & Saqib, Z. A. (2023). Snow avalanche hazard mapping using a GIS-based AHP approach: A case of glaciers in northern Pakistan from 2012 to 2022. *Remote Sensing*, 15(22), 5375. <https://doi.org/10.3390/rs15225375>
- Rahmati, O., Ghorbanzadeh, O., Teimurian, T., Mohammadi, F., Tiefenbacher, J. P., Falah, F., & Bui, D. T. (2019). Spatial modeling of snow avalanche using machine learning models and geo-environmental factors: Comparison of effectiveness in two mountain regions. *Remote Sensing*, 11(24), 2995. <https://doi.org/10.3390/rs11242995>
- Rakhymberdina, M., Denisova, N., Bekishev, Y., Daumova, G., Konečný, M., Assylkhanova, Z., & Kapasov, A. (2025). Investigation of the Regularities of the Influence of Meteorological Factors on Avalanches in Eastern Kazakhstan. *Atmosphere*, 16(6), 723. <https://doi.org/10.3390/atmos16060723>
- Salahi, B., Halabian, A. H., Zeinali, B., & Kashani, A. (2024). Analyzing the relationship between snow cover and physiographic factors in the northwestern mountainous area of Iran. *Quantitative Geomorphological Researchs*, 13(2), 195-218. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/gmpj.2024.456313.1501>
- Shayan, S., Ghelichi, E., & Yamani, M. (2017). Geomorphologic and Environmental Hazards Assessment in Karaj-Chaloos Way (Karaj to Kandowan Tunnel). *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 6(2), 1-16. [In Persian] <https://doi.org/10.22067/geo.v6i1.46291>
- Tabari, H., & Talaei, P. H. (2011). Analysis of trends in temperature data in arid and semi-arid regions of Iran. *Global Planetary Change*, 79, 1-10. <https://doi.org/10.1016/j.gloplacha.2011.07.008>
- Teich, M., Bartelt, P., Grêt-Regamey, A., & Bebi, P. (2012). Snow avalanches in forested terrain: Influence of forest parameters, topography, and avalanche characteristics on runout distance. *Arctic, Antarctic, and Alpine Research*, 44(4), 509-519. <https://doi.org/10.1657/1938-4246-44.4.509>
- Varol, N. (2022). Avalanche susceptibility mapping with the use of frequency ratio, fuzzy and classical analytical hierarchy process for Uzungol area, Turkey. *Cold Regions Science and Technology*, 194, 103439. <https://doi.org/10.1016/j.coldregions.2021.103439>

- Wang, H., Wang, B. B., Cui, P., Ma, Y. M., Wang, Y., Hao, J. S., ... & Li, C. Y. (2024). Disaster effects of climate change in High Mountain Asia: State of art and scientific challenges. *Advances in Climate Change Research*, 15(3), 367-389. <https://doi.org/10.1016/j.accres.2024.06.003>
- Wen, L., Xiang, L., Cai, Y., Su, F., & Yan, Z. (2016). Research on the formation mechanism of avalanches. *Journal of Mountain Science*, 34, 1-11.
- Wold, S., Esbensen, K., & Geladi, P. (1987). Principal component analysis. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2(1-3), 37-52. [https://doi.org/10.1016/0169-7439\(87\)80084-9](https://doi.org/10.1016/0169-7439(87)80084-9)
- Zare Chahouki, M. R. (2010). *Data Analysis in Natural Resources Research Using SPSS Software*. Jahad Daneshgahi Publishing Center (Academic Center for Education, Culture and Research), Tehran. [In Persian]



Identification of Threat Drivers and Assessment of Key Pressures Affecting Water Resources in Khuzestan Province, Iran

Parvaneh Sobhani ^{1*}, Afshin Danehkar ²

¹ Department of Environmental Science, Natural Resources Faculty, Lorestan University, Khorramabad, Iran

² Department of Environmental Science, Natural Resources Faculty, University of Tehran, Karaj, Iran

ARTICLE INFO

ABSTRACT

Article History:

Received: 21 February 2026

Revised: 02 May 2026

Accepted: 04 May 2026

Available Online: 04 May 2026

Keywords:

DPSIR Framework

Water Resources
Management

Anthropogenic Pressures

Climate Change and
Drought

Wetland Ecosystems

Due to the expansion of human activities, various water resource groups in the country, especially in tropical regions, have been subjected to numerous pressures and threats. In the present study, threat drivers and assessment of key pressures affecting rivers, inland wetlands, and coastal-marine wetlands of Khuzestan province were identified using DPSIR model. According to the results, among the threatening drivers, highest priority was assigned to climate change and drought (0.143) and lowest priority was assigned to unbalanced aquaculture development (0.011). The highest sensitivity coefficient was related to Karun river (0.102) and lowest sensitivity coefficient was related to Bondoun wetland (0.014). The intensity coefficient of pressures on water resources showed that highest importance coefficient was related to pressure of "reduction of flows (flood and inflow)" and lowest importance coefficient was related to pressure of "recreation in sensitive time and place". The results showed that Karun river, with a weighting factor of 0.342, shows highest impact of identified pressures. Among coastal-marine wetlands, highest-pressure weighting factor is assigned to Khor Musa (0.0913) due to water source pollution and industrial wastewater disposal, and lowest pressure weighting factor is assigned to Bahmanshir estuarine wetland. Among the inland wetlands, the highest-pressure weighting factor is assigned to Shadegan wetland (0.297). According to the results, the most appropriate responses to control the drivers of threats and pressures from water resources in Khuzestan Province include "developing an adaptive management program", "developing an environmental management program", "developing an integrated ecosystem management program" and "developing a responsible nature tourism program".

* Corresponding author: Parvaneh Sobhani

E-mail address: sobhani.pa@lu.ac.ir

How to cite this article: Sobhani, P., & Danehkar, A. (2026). Identification of Threat Drivers and Assessment of Key Pressures Affecting Water Resources in Khuzestan Province, Iran. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 15(2), 141-162. <https://doi.org/10.22067/geoe.2026.97973.1654>



©2026 The author(s). This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

Extended Abstract

Introduction

Water resources are one of the most important natural ecosystems in tropical regions that have long played a significant role in the development of their surrounding communities. Today, in addition to meeting human needs, water resources play an important role in the tourism industry, especially water tourism and water recreational activities. Some of these water resources, such as inland and coastal-marine wetlands, are dynamic habitats that form a vital link between land and water and have major functions for storing and supplying water, protecting beaches, controlling erosion and flooding, natural water purification, a place for spawning and breeding aquatic animals, and a habitat for migratory birds. Rivers are also flowing water resources that play an important role in moderating the climate, meeting the water needs of the habitat, and a place for many aquatic species to live. Despite the importance of various natural water resources in the country, especially in tropical regions, unfortunately, many of these valuable resources have been subjected to numerous pressures and threats due to the expansion of human activities. Excessive exploitation of these water resources for agricultural and aquaculture purposes has led to the drying up and loss of habitat for many species. In addition, the construction of upstream dams, increased types of pollution from wastewater, waste, and oil spills have led to threats and increased threats to these natural ecosystems. The ecological conditions and quality of water resources depend on the characteristics of their surrounding environment, including the type and ratio of land uses, so any excessive and unplanned development leads to threats and damage to these sensitive ecosystems. Therefore, given the importance of water resources in providing ecological and valuable services for human health and other living beings, it is essential to identify and analyze the pressures on these resources and take measures to control these threatening factors. In this regard, Khuzestan Province in southwestern Iran is one of the provinces with extensive biological resources, especially in relation to running water and wetland ecosystems. Due to population growth and the development of human activities, unfortunately, these valuable ecosystems have been affected by numerous threats and pressures, including the construction of dams upstream, water source pollution, and wastewater and waste disposal. Therefore, the present study identified the threat drivers and assessed the key pressures affecting various water source groups (river, inland wetland, and coastal-marine wetland) of Khuzestan Province within the framework of the DPSIR conceptual model.

Material and Methods

In the present study, the DPSIR model was used to identify the drivers of threats and pressures in each of the water resource groups (river, inland wetland, and coastal-marine wetland). This step consists of three stages, in the first stage, the description, systematic analysis, and recognition of the drivers of threats and pressures on the selected water resources were carried out based on the DPSIR model. In the second stage, the identified drivers and pressures were scored in five categories: very high, high, medium, low, and very low in the numerical range of 1, 3, 5, 7, and 9, and finally, in the third stage, the identified pressures were ranked and prioritized. The DPSIR model consists of drivers (D), pressures (P), situations (S), impacts (I), and responses (R), which respectively represent the "drivers," social, demographic, and economic growth activities that lead to changes in system behavior, and "pressures" refer to human-related activities or processes that express the extent of their adverse impacts on the environment. "Status" also refers to changes in ecological integrity, which includes changes in the physical, biological, and chemical conditions of a particular area, in other words, changes in the state of the ecosystem due to pressures on the system. "Impact" refers to human well-being in the socio-economic system, which is affected by changes in the state of environmental conditions, and finally "response" refers to political actions and programs that are guided by institutions, society, and government.

Results and Discussion

As the results showed, the main drivers threatening water resources include climate change and drought, unbalanced water extraction, inappropriate water allocation and water rights, inefficient water

quality management, unsustainable agricultural development, unsustainable industrial development, unsustainable urban development, unsustainable infrastructure development, unbalanced extraction of living resources, unauthorized resource extraction, unsustainable water source management, unsustainable tourism development, and unbalanced aquaculture development, which have led to the creation of 35 pressures on selected water resources in the region. According to the results, among the threatening drivers, the highest priority is assigned to climate change and drought (0.143) and the lowest priority is assigned to unbalanced aquaculture development (0.011). Among the water resources, the highest sensitivity coefficient is related to the Karun river (0.102) and the lowest sensitivity coefficient is related to the Bondun wetland (0.014). The intensity coefficient of the pressures imposed on water resources also showed that the highest importance coefficient and the highest rank were related to the pressure of "reducing flows (flood and inflow)", and in contrast, the lowest importance coefficient and the lowest rank were related to the pressure of "recreation in sensitive time and place". The results of examining the probability of the occurrence of pressure imposed on each of the water resources also showed that the Karun river, with a weight coefficient of 0.342, shows the greatest impact of the pressures identified in the region. Also, among the coastal-marine wetlands, the highest-pressure weight coefficient was assigned to Khormousa (0.0913) due to the pressures of water pollution in the basin (upstream), pollution of the water source, and industrial wastewater disposal, and the lowest pressure weight coefficient was assigned to Bahmanshir estuarine wetland. Among the inland wetlands, the highest-pressure weight coefficient was assigned to Shadegan wetland (0.297).

Conclusion

According to the results obtained, in order to control the drivers of threats and pressures arising from water resources in Khuzestan Province, the most appropriate responses in this regard include "developing an adaptive management plan", "developing an environmental management plan", "developing an integrated ecosystem management plan", and "developing a responsible nature tourism plan". Accordingly, controlling these threats requires strategic planning and management strategies in the region. The results of this study can help decision-makers and planners in developing a management plan and taking strategic measures in this province by providing a range of threat drivers and the degree of vulnerability of water resources in Khuzestan province.

Acknowledgements

This article is based on a research project titled "Identifying Strategies for Creating, Enhancing, and Developing Water Tourism in Khuzestan Province," conducted between the Khuzestan Water and Power Organization (Office of Applied Research) and the Faculty of Agriculture and Natural Resources at the University of Tehran (Notification No. 984429/1100). The authors also deem it necessary to express their sincere gratitude to Mr. Dr. Baharlouei Bordshahi, the head of the Office of Applied Research, for his valuable assistance.



شناسایی پیشران‌های تهدید و ارزیابی فشارهای کلیدی مؤثر بر منابع آبی استان خوزستان

پروانه سبحانی^{۱*}، افشین دانه‌کار^۲

^۱ گروه محیط زیست، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه لرستان، خرم آباد، ایران

^۲ گروه محیط زیست، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخچه مقاله: تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۲/۰۲ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۲/۱۲ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۲/۱۴	به دلیل گسترش فعالیت‌های انسانی، انواع گروه‌های منبع آبی در کشور بویژه در مناطق گرمسیری تحت فشارها و تهدیدهای فراوانی قرار گرفته‌اند. در مطالعه حاضر به شناسایی پیشران‌های تهدید و ارزیابی فشارهای کلیدی مؤثر بر رودخانه‌ها، تالاب‌های داخلی و تالاب‌های ساحلی- دریایی استان خوزستان در چارچوب مدل مفهومی DPSIR پرداخته شد. مطابق نتایج، از بین پیشران‌های تهدیدکننده، بالاترین اولویت به تغییرات آب و هوایی و خشکسالی (۰/۱۴۳) و پایین‌ترین اولویت به توسعه نامتعادل آبی‌پروری (۰/۰۱۱) اختصاص یافت. بیشترین ضریب حساسیت نیز مربوط به رود کارون (۰/۱۰۲) و کمترین ضریب حساسیت مربوط به تالاب بندون (۰/۰۱۴) می‌باشد. ضریب شدت فشارهای وارد شده بر منابع آبی نشان داد که بیشترین ضریب اهمیت مربوط به فشار «کاهش جریان‌ها (سیلابی و ورودی)» و کمترین ضریب اهمیت مربوط به فشار «تفرج در زمان و مکان حساس» است. نتایج نشان داد که رود کارون با ضریب وزنی ۰/۳۴۲، بیشترین تأثیرپذیری از فشارهای شناسایی شده در منطقه را نشان می‌دهد. از بین تالاب‌های ساحلی- دریایی بیشترین ضریب وزنی فشار به خورموسی (۰/۰۹۱۳) ناشی از آلودگی منبع آبی و دفع پساب صنعتی، و کمترین ضریب وزنی فشار به تالاب مصبی بهمن‌شیر اختصاص یافته است. از بین تالاب‌های داخلی نیز، بیشترین ضریب وزنی فشار مربوط به تالاب شادگان (۰/۲۹۷) است. مطابق نتایج، از عمده‌ترین پاسخ‌های مناسب در راستای کنترل پیشران‌های تهدید و فشارهای ناشی از منابع آبی در استان خوزستان، می‌توان به "تدوین برنامه مدیریت سازشی"، "تدوین برنامه مدیریت محیط زیستی"، "تدوین برنامه مدیریت یکپارچه زیست بومی" و "تدوین برنامه طبیعت گردی مسئولانه" اشاره کرد.
کلمات کلیدی: چارچوب DPSIR مدیریت منابع آب فشارهای انسان‌زاد (آنتروپوژنیک) تغییر اقلیم و خشکسالی اکوسیستم‌های تالابی	

مقدمه

منابع آبی یکی از با اهمیت‌ترین زیست بوم‌های طبیعی در مناطق گرمسیری هستند که از دیرباز نقش به سزایی در توسعه جوامع اطراف خود ایفا کرده‌اند (Makanda, Nzama & Kanyerere, 2022). امروزه منابع آبی علاوه بر تأمین نیازهای انسانی، نقش مهمی در صنعت گردشگری به ویژه گردشگری آبی و فعالیت‌های تفریحی آبی ایفا می‌کنند (Silveira & Brito, 2024; Lamhour et al., 2025). برخی از این منابع آبی همچون تالاب‌های داخلی و ساحلی- دریایی زیستگاه‌های پویایی هستند که پیوند حیاتی بین زمین و آب را تشکیل می‌دهند و کارکردهای عمده‌ای برای ذخیره و تأمین آب، حفاظت سواحل، مهار فرسایش و سیلاب، پالایش طبیعی آب، محلی برای تخم‌ریزی و پرورشگاه آبزیان و زیستگاه پرندگان مهاجر اشاره نمود (Perillo, Wolanski, Cahoon & Hopkinson, 2019; Fagorite, Odundun, Iwueke, Nwaigbo & Okeke, 2018). رودخانه‌ها نیز منابع آبی جاری هستند که نقش مهمی در تعدیل آب و هوا، تأمین نیاز آبی زیستگاه و مکانی برای زیست بسیاری از گونه‌های آبرزی می‌باشند (Li et al., 2022).

علی‌رغم اهمیت انواع گروه‌های منبع آبی در کشور بویژه در مناطق گرمسیری، متأسفانه بسیاری از این منابع ارزشمند به دلیل گسترش فعالیت‌های انسانی تحت فشارها و تهدیدهای فراوانی قرار گرفته‌اند. بهره‌برداری بی‌رویه از این منابع آبی در مصارف کشاورزی و آبرزی پروری منجر به خشک شدن و از بین رفتن زیستگاه بسیاری از گونه‌ها شده است (Jensi, Mahmoodi Chenari, Rahimpour, 2021; Shekhaninejad, Maskani & Abedi, 2023; Salarpour, Malekian & Ghadirian, 2021). افزایش انواع آلودگی‌های ناشی از پساب، پسماند و نشت نفت منجر به تهدید و افزایش مخاطرات تهدیدکننده در این زیست‌بوم‌های طبیعی شده است (Jafari Azar, Sabzghabaei, Tavakoly & Dashti, 2018). شرایط بوم‌شناختی و کیفیت منابع آبی به ویژگی‌های محیط پیرامونی آن از جمله نوع و نسبت کاربری‌ها وابسته است، بدین‌ترتیب هر گونه توسعه بی‌رویه و بدون برنامه‌ریزی منجر به تهدید و آسیب به این زیست‌بوم‌های حساس می‌شود (Sabzqabaei, Munavari, Riyat, Khorasani & Karami, 2013). از این رو، با توجه به اهمیت منابع آبی در تأمین خدمات اکولوژیک و ارزشمند برای سلامت انسان و سایر زیست‌مندان، شناسایی و تحلیل فشارهای وارده بر این منابع و اقداماتی در راستای کنترل این عوامل تهدیدکننده امری ضروری است.

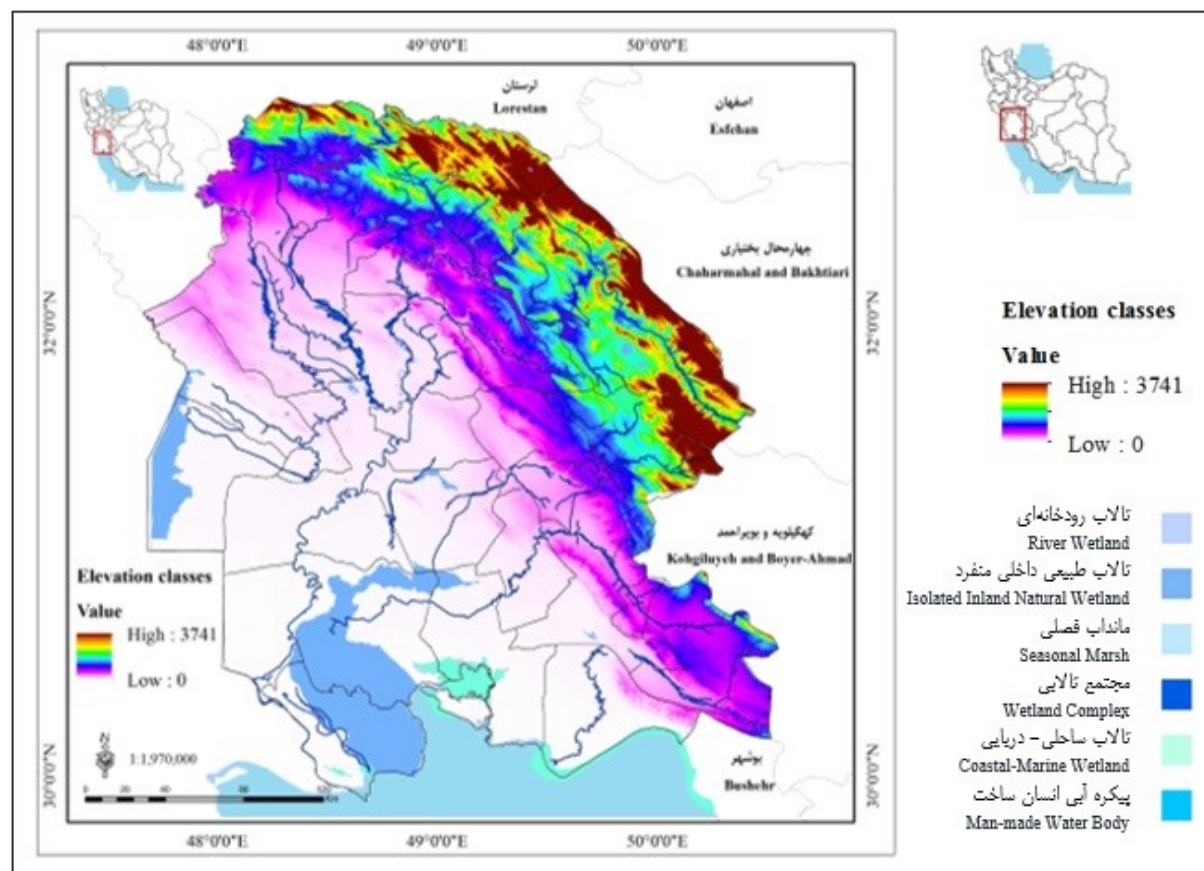
با توجه به ضرورت و اهمیت این موضوع، در این زمینه مطالعاتی صورت گرفته است که می‌توان به مطالعه حاجی هاشمی و همکاران (Haji Hashemi, Nohegar & Farzaneh, 2025)، در ارزیابی مدیریت تالاب شادگان از منظر تهدیدات تغییر اقلیم با رویکرد برنامه‌ریزی اکوسیستمی اشاره کرد. مطابق نتایج، تغییر اقلیم و افزایش مخاطرات ناشی از آن طی سال‌های اخیر، منجر به تهدید تنوع زیستی و کاهش سطح آب در این تالاب شده است که این امر بر ضرورت اقدامات مدیریتی و کنترل مخاطرات ایجاد شده تأکید دارد. در مطالعه‌ای دیگر، جلالی (Jalali, 2024)، به بررسی تهدیدات زیست محیطی و اکولوژیک در پی اکتشاف و استخراج نفت از تالاب‌های استان خوزستان پرداخت. نتایج این تحقیق نشان داد که عملیات اکتشاف و بهره‌برداری نفت و گاز به عنوان یکی از مهمترین تنش‌های ایجاد شده توسط شرکت‌های نفت و گاز بر تالاب‌های هورالعظیم و شادگان به منظور اکتشاف و بهره‌برداری نفت است که منجر به خشک شدن بخش‌های وسیعی از این تالاب‌ها جهت دسترسی و بهره‌برداری، عبور لوله‌های نفتی، فرسودگی و شکستگی لوله‌های انتقال نفت و فرآورده‌های نفتی می‌باشد. کیانپور و همکاران (Kianpour, Dashti & Behbash, 2010) نیز، به ارزیابی مخاطرات تالاب میانگران بر اساس چارچوب مدل DPSIR و تدوین راهبردهای مدیریتی پرداختند. نتایج بدست آمده نشان داد که عمده‌ترین فشارهای وارده بر تالاب، ناشی از روستاهای همجوار می‌باشد که برای حفاظت از این تالاب مهمترین اقدامات راهبردی شامل حذف فعالیت‌های غیرمجاز، جلوگیری از ورود فاضلاب و برنامه‌ریزی برای حفاظت از تالاب است. همچنین ملک محمدی و همکاران (Malekmohammadi, Uvo, Moghadam, Noori & Abolfathi, 2023)، تهدید و ریسک زیست محیطی اکوسیستم‌های تالابی را با استفاده از شبکه بیزی مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها بیان کردند که خشکسالی طولانی‌مدت به عنوان تهدید اصلی در سطوح ریسک زیست‌محیطی تالاب‌ها شناسایی شده است.

همان طور که بررسی‌ها نشان داد، تالاب‌ها سرمایه‌های طبیعی ارزشمند و اکوسیستم‌های حساسی هستند که با خطرات قابل توجهی از عوامل استرس‌زای انسانی و اقلیمی مواجه هستند. در اکثر مطالعات صورت گرفته صرفاً به بررسی اکوسیستم‌های تالابی پرداخته شده است و سایر اکوسیستم‌های آبی از جمله رودخانه‌ها، پیکره‌های آبی انسان ساخت کمتر مورد توجه قرار گرفته است. از این رو در مطالعه حاضر به صورت جامع به شناسایی پیشران‌های تهدید و ارزیابی فشارهای کلیدی مؤثر بر منابع آبی استان خوزستان با استفاده از مدل DPSIR پرداخته شد.

استان خوزستان در جنوب غربی ایران، از جمله استان‌های دارای منابع زیستی گسترده به ویژه در ارتباط با زیست بوم‌های آب‌های جاری و تالابی می‌باشد. با توجه به رشد جمعیت و توسعه فعالیت‌های انسانی، متأسفانه این زیست بوم‌های ارزشمند تحت تأثیر تهدیدها و فشارهای فراوانی از جمله احداث سد در بالادست، آلودگی منبع آبی، دفع پساب و پسماند قرار گرفته‌اند (Daneshkar, Sobhani & Beiranvand, 2024). از این رو، در مطالعه حاضر به شناسایی پیشران‌های تهدید و ارزیابی فشارهای کلیدی مؤثر بر انواع گروه‌های منبع آبی (رود، تالاب داخلی و تالاب ساحلی- دریایی) استان خوزستان در چارچوب مدل مفهومی DPSIR پرداخته شد. در ادامه به بررسی و رتبه‌بندی ضریب حساسیت‌پذیری هر یک از منابع آبی به پیشران‌های تهدیدکننده و اولویت‌بندی فشارهای وارده بر این منابع در استان اقدام گردید. در این راستا، عمده‌ترین سوالات پژوهش عبارتند از: (۱) مهمترین پیشران‌های تهدیدکننده و فشارهای وارده بر منابع آبی استان خوزستان کدامند؟ (۲) کدامیک از منابع آبی استان خوزستان، از درجه حساسیت بیشتری برخوردار است؟ (۳) از بین پیشران‌های تهدیدکننده و فشارهای موجود در منطقه، کدامیک از ضریب وزنی و اولویت بالاتری برخوردار است؟

منطقه مورد مطالعه

خوزستان، استانی در جنوب غرب ایران است که در همسایگی خلیج فارس و اروند رود قرار دارد و جنوب آن، در کرانه خلیج فارس واقع شده است. گستره استان خوزستان، ۶۴،۰۵۵ کیلومتر مربع است و با جمعیتی برابر با ۴،۷۱۰،۵۰۹ نفر به مرکزیت شهر اهواز می‌باشد. بخش مرکزی جنوب استان را سرزمین وسیع و همواری به نام جلگه خوزستان در برمی‌گیرد. این جلگه که وسیع‌ترین جلگه ایران است با شیبی ملایم به طرف خلیج فارس کشیده شده است. بخش عمده این جلگه، نتیجه رسوب‌گذاری رودهای کارون، کرخه، جراحی، دز و زهره (هندیجان) می‌باشد. این استان از نظر آب و هوایی برخوردار از دو نوع آب و هوای نیمه بیابانی و استپی گرم، با تابستان‌های گرم و مرطوب (شرجی) است. استان خوزستان با برخورداری از رودخانه‌ها و سازه‌های آبی متنوع یکی از مهمترین مناطق دارای پتانسیل بسیار بالا در بخش گردشگری آبی و سازه‌های آبی محسوب می‌شود. این استان برخوردار از ۴۷ هزار هکتار تالاب رودخانه‌ای، ۲۰ تالاب طبیعی داخلی منفرد (به وسعت حدود ۱۱۷۵۰ هکتار)، ۶ پیکره مانداب فصلی (به وسعت حدود ۷۳۰۰ هکتار)، دو مجتمع تالابی (هورالعظیم و شادگان) به وسعت حدود ۳۶۲ هزار هکتار، ۴۶۲۵۰۰ هکتار تالاب ساحلی- دریایی و حدود ۵۳۶۰۰ هکتار پیکره آبی انسان ساخت (۴۰ پهنه) است که قسمت اعظم آن را پهنه دریاچه پشت سد به خود اختصاص داده است (Daneshkar et al., 2024). در شکل ۱، موقعیت جغرافیایی محدوده مورد مطالعه، نمایش داده شده است.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی محدوده مورد مطالعه

Fig.1. Geographic location of the study area

مواد و روش‌ها

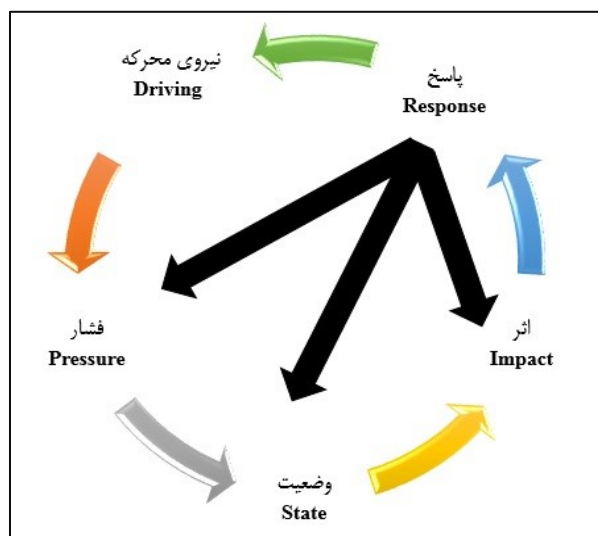
در پژوهش حاضر، به منظور شناسایی پیشران‌های تهدید و فشارهای موجود در هر یک از گروه‌های منابع آبی (رود، تالاب داخلی و تالاب ساحلی- دریایی) از مدل DPSIR استفاده شد. این گام شامل سه مرحله می‌باشد که در مرحله اول به تشریح، تجزیه و تحلیل سیستمی و شناخت پیشران‌های تهدید و فشارهای وارده بر منابع آبی منتخب بر اساس مدل DPSIR پرداخته شد. در مرحله دوم به امتیازدهی پیشران‌ها و فشارهای شناسایی شده در پنج طبقه خیلی زیاد، زیاد، متوسط، کم و خیلی کم در دامنه عددی ۱، ۳، ۵، ۷ و ۹ اقدام گردید و در نهایت در مرحله سوم فشارهای شناسایی شده رتبه‌بندی و اولویت‌بندی گردید.

شناخت وضعیت منابع آبی منطقه بر اساس رویکرد DPSIR

در این مرحله به شناخت و تجزیه و تحلیل سیستمی با استفاده از داده‌ها و مطالعات کتابخانه‌ای در چارچوب مدل DPSIR پرداخته شد (Tamoli, Mohammadzadeh & Yazdanpanah, 2023; Jafari Azar, Sabzghabaei, Tavakoly & Dashti, 2020; Haji Hashemi et al., 2025; Danehkar et al., 2024; Dargahian, Heydarnejad & Nateghi, 2022; Salarpour et al., 2021; Rahimi Balochi & Malek Mohammadi, 2013; Sabzqabaei et al., 2013; Sobhani, Ahmadi Chegeni & Danehkar, 2025). این مدل کاربرد، کارایی و قابلیت مقایسه بالایی دارد و بر اساس اصول پایداری در مقیاس‌های مختلف قابل استفاده است. مدل

DPSIR یک ابزار مدیریتی است که علل و اثرات پیشران‌های تهدید و فشارهای وارد شده را شناسایی و تحلیل می‌کند. این مدل می‌تواند تصمیم‌گیری توسط ذینفعان را بهبود بخشد و نتایج مطلوبی را در مطالعات نشان دهد (Alongi, 2012; Sobhani et al., 2023). مدل DPSIR از محرکه‌ها (D)، فشار (P)، وضعیت (S)، اثر (I) و پاسخ (R) تشکیل شده است (Ahtiainen, Dodd, Korpinen, 2015; Moghimi, 2015; Pakalniene & Saikkonen, 2025). که به ترتیب "محرکه‌ها"، فعالیت‌های رشد اجتماعی، جمعیتی و اقتصادی را نشان می‌دهند که منجر به تغییر در رفتار سیستم می‌شوند (Lu, Li, Pang, Xue & Miao, 2018) و همچنین "فشارها" اشاره به فعالیت‌ها یا فرآیندهای مرتبط با انسان دارند که بیان‌کننده میزان تأثیرات نامطلوب آن‌ها بر محیط است (Baheri & Dashti, 2022; Sobhani & Daneshkar, 2024). "وضعیت" نیز به تغییرات در یکپارچگی اکولوژیک اشاره دارد که شامل تغییر در شرایط فیزیکی، بیولوژیکی و شیمیایی یک منطقه خاص می‌باشد و به عبارت دیگر به سبب فشارهای وارده بر سیستم، سبب تغییر در وضعیت اکوسیستم می‌شود. "اثر" به رفاه انسانی در نظام اقتصادی-اجتماعی اشاره دارد که در راستای تغییر در وضعیت شرایط محیط‌زیستی، شرایط زندگی انسان نیز تحت تأثیر قرار می‌گیرد و در نهایت "پاسخ" مربوط به اقدامات و برنامه‌های سیاسی است که توسط نهادهای جامعه و دولت هدایت می‌شود. مدل DPSIR با نیروی محرکه‌ای شروع می‌شود که اساساً فشار را ایجاد می‌کند. به همین ترتیب، فشار باعث ایجاد تغییراتی در محیط اجتماعی، اقتصادی و محیط‌زیستی می‌شود و یک سری تأثیرات را بر وضعیت بر جای می‌گذارد و در نهایت، پاسخ به چهار بخش دیگر در چارچوب باز می‌گردد و یک چرخه علی‌جدیدی را آغاز می‌کند (شکل ۲). شاخص‌های این مدل به تفصیل به شرح زیر قابل تعریف است:

نیروی محرکه: نیروی محرکه یک نیاز است. در زمینه محیط زیست، نیروی محرکه، تمام فاکتورهای طبیعی (بیوفیزیکی)، یا انسانی (اقتصادی و اجتماعی) که به‌طور مستقیم یا غیرمستقیم منجر به تغییر در اکوسیستم یا فرآیندهای اجتماعی و اقتصادی تأثیرگذار بر آن می‌شوند. فشار: نیروی محرکه منجر به فعالیت‌های انسانی از جمله حمل و نقل یا تولید غذا برای رفع نیاز است. این فعالیت‌های انسانی، فشار ناشی از فرآیندهای تولید یا مصرف را بر محیط زیست وارد می‌کنند. بنابراین فشارها نتایج بعدی نیروهای محرکه بر محیط زیست یا هر نوع توسعه اقتصادی و اجتماعی مربوط به آن است. فشارها چگونگی آشکارسازی نیروهای محرکه بر محیط زیست و اختلال در وضعیت اکولوژیک آن‌ها است (Khatibi, Daneshkar & Pourabrahim, 2013; Sobhani & Behdarsal, 2025). وضعیت: وضعیت محیط زیست، تحت تأثیر فشارها قرار می‌گیرد. تغییر وضعیت در اکوسیستم می‌تواند بر اساس فرآیندهای بیوفیزیکی که نقش اکولوژیک اکوسیستم و یا اساس منابع طبیعی را تأمین می‌کند، توصیف شود. این تغییرات شامل تغییرات در کیفیت عناصر متنوع محیط زیستی در اکوسیستم و توانایی بعدی برای حمایت از تقاضای شکل گرفته بر آن‌ها است. تأثیر: تغییرات در وضعیت فیزیکی و شیمیایی محیط زیست، کیفیت اکوسیستم‌ها و رفاه انسان را تأمین می‌کند. به عبارت دیگر تغییرات در وضعیت احتمالی محیط زیستی و اقتصادی، بر عملکرد اکوسیستم‌ها، توانایی اکوسیستم‌ها در حمایت از زندگی و در نهایت بر سلامت انسان و کارایی اقتصادی و اجتماعی جامعه تأثیر دارد. پاسخ: یک پاسخ از طرف جامعه یا سیاست‌گذاران، نتیجه تأثیرات ناخواسته است و می‌تواند بر هریک از بخش‌های زنجیره میان نیروی محرکه و تأثیر، اثرگذار باشد (Khatibi et al., 2013). در این چارچوب نیروهای محرکه، فشارها، وضعیت و اثرات شناسایی می‌شوند. در نهایت بعد از ارزیابی شدت فشارهای شناسایی شده بر هر گروه از منابع آبی، پاسخ‌های احتمالی در قالب راهکارهای مدیریتی ارائه می‌شود (Baheri & Dashti, 2022).



شکل ۲- چهارچوب مفهومی مدل DPSIR

Fig. 2. Conceptual framework of the DPSIR model

ارزیابی فشارها

برای ارزیابی فشارهای وارد بر منابع آبی، از سه شاخص شدت فشار، احتمال وقوع فشار و حساسیت محیط پذیرنده (منابع آبی منتخب) استفاده شد و سپس مطابق جدول ۱، برای هر یک از فشارها امتیازی تعیین گردید (دامنه عددی ۱ تا ۵). بدین ترتیب هر چه محیط پذیرنده فشار، حساسیت بیشتری داشته باشد، فشارهای موجود نمره بالاتری را دریافت خواهند کرد (Sobhani & Danehkar, 2023).

جدول ۱- مقادیر مربوط به شدت فشار، احتمال وقوع فشار و حساسیت محیط پذیرنده

Table 1- Values related to stress intensity, stress probability, and sensitivity of the receiving environment (Alongi, 2012; Dong, Jiang, Gu, Liu & Peng, 2022)

امتیاز Score	حساسیت محیط پذیرنده Sensitivity of receiving environment	احتمال وقوع فشار Probability of pressure occurrence	شدت فشار Intensity of pressure
1	اگر محیط پذیرنده حساسیت خیلی کمی نسبت به عامل مخاطرات داشته باشند If the receiving environment has very little sensitivity to the risk factor	اگر احتمال وقوع پیامد ناشی از عامل مخاطرات خیلی کم باشد If the probability of an outcome resulting from a low-risk factor is very low	خطرات کم است و قابل چشم‌پوشی می‌باشد/ آسیب ناچیز به منابع Risks are low and can be neglected. / Minor impact on resources
2	اگر محیط پذیرنده حساسیت کمی نسبت به عامل مخاطرات داشته باشند If the receiving environment has little sensitivity to the risk factor	اگر احتمال وقوع پیامد ناشی از عامل مخاطرات کم باشد If the probability of an outcome resulting from a low risk factor is low	پتانسیل آسیب کم است/ آسیب کم به منابع Low potential for harm/ Minimal harm to resources
3	اگر محیط پذیرنده حساسیت متوسطی نسبت به عامل مخاطرات داشته باشند If the receiving environment has a medium sensitivity to the risk factor	اگر احتمال وقوع پیامد ناشی از عامل مخاطرات متوسط باشد If the probability of an outcome resulting from a moderate-risk factor is moderate	پر خطر / آسیب متوسط به منابع High/Medium Risk to Resources
4	اگر محیط پذیرنده حساسیت زیادی نسبت به عامل مخاطرات داشته باشند If the receiving environment has a high sensitivity to the risk factor	اگر احتمال وقوع پیامد ناشی از عامل مخاطرات زیاد باشد If the probability of an outcome resulting from a high-risk factor is high	به صورت بالقوه خطرناک/ آسیب شدید به منابع (خطرناک) Potentially Hazardous/ Severe Damage to Resources (Hazardous)
5	اگر محیط پذیرنده حساسیت خیلی زیادی نسبت به عامل مخاطرات داشته باشند If the receiving environment has very high sensitivity to the risk factor	اگر احتمال وقوع پیامد ناشی از عامل مخاطرات خیلی زیاد باشد If the probability of an outcome resulting from a very high-risk factor is very high	بسیار خطرناک / آسیب شدید به منابع (فاجعه بار) Very Dangerous/Severe Damage to Resources (Catastrophic)

نتایج و بحث

شناسایی پیشران‌های تهدید بر منابع آبی مورد مطالعه در چارچوب مدل DPSIR

در ابتدا مطابق جدول ۲، به شناسایی پیشران‌های تهدید بر منابع آبی مورد بررسی استان خوزستان در چارچوب مدل DPSIR (نیروی محرکه، فشار، وضعیت، اثر و پاسخ)، بر اساس مطالعات کتابخانه‌ای و اسناد موجود و همچنین نظرات کارشناسان و متخصصان پرداخته شد. همان‌طور که نتایج نشان داد، ۱۳ عامل تهدیدکننده منابع آبی منتخب در منطقه شناسایی شد که منشاء وقوع این تهدیدها ناشی از دو عامل انسانی و محیطی است. نتایج به دست آمده حاکی از آن است که عمده‌ترین پیشران‌های تهدیدکننده منابع آبی شامل تغییرات آب و هوایی و خشکسالی، برداشت نامتوازن از آب، تخصیص نامناسب آب و حق آبه، مدیریت ناکارآمد کیفیت آب، توسعه کشاورزی ناپایدار، توسعه صنعتی ناپایدار، توسعه شهری ناپایدار، توسعه ناپایدار زیرساخت‌ها، برداشت نامتوازن از منابع زنده، برداشت غیرمجاز منابع، مدیریت ناپایدار منبع آبی، توسعه ناپایدار گردشگری و توسعه نامتعادل آبی‌پروری می‌باشند که منجر به ایجاد ۳۵ فشار بر منابع آبی منتخب در منطقه شده است (جدول ۲). فشارهای وارد شده بر منابع آبی در منطقه، بر وضعیت "سطح منبع آبی"، "کیفیت منبع آبی"، "کیفیت منظر منبع آبی" و "تاب آوری منبع آبی" تأثیرگذار است که اثرات ناشی از آن‌ها می‌تواند منجر به کاهش سطح منبع آبی، "کاهش کیفیت منبع آبی"، "کاهش کیفیت بصری" و "کاهش تاب آوری منبع آبی" شود. از این رو، عمده‌ترین پاسخ‌های مناسب در راستای کاهش اثرات ناشی از فشارهای وارد شده بر منابع آبی منطقه، می‌توان به "تدوین برنامه مدیریت سازشی"، "تدوین برنامه مدیریت محیط زیستی"، "تدوین برنامه مدیریت یکپارچه زیست بومی" و "تدوین برنامه طبیعت گردی مسئولانه" اشاره کرد. در این راستا نتایج مطالعه سالارپور و همکاران (Salarpour et al., 2021) نیز نشان داد که مهم‌ترین عوامل تهدیدکننده تالاب میانگران توسعه کشاورزی و توسعه شهری ناپایدار است. همچنین در مطالعه تامولی طرفی و همکاران (Tamoli et al., 2023)، اشاره شده است که عمده‌ترین عوامل تهدید و خشک شدن تالاب‌های شادگان و هورالعظیم، تخصیص نامناسب آب و حق آبه و توسعه کشاورزی ناپایدار و همچنین توسعه فعالیت‌های انسانی می‌باشد.

جدول ۲- نتایج شناسایی پیشران‌های تهدید بر منابع آبی مورد مطالعه در چارچوب مدل DPSIR

Table 2- Results of identifying drivers of threats to water resources studied within the framework of the DPSIR model

پاسخ Response	اثر Impact	وضعیت State	فشارهای وارد شده Pressure	پیشران تهدید Driving force
تدوین برنامه مدیریت سازشی Development of adaptive management plan	کاهش سطح منبع آبی Reduction in water source level	سطح منبع آبی Water source level	کاهش جریان‌ها (سیلابی و ورودی) Decrease in stream flows (hydrological and inflow reduction)	تغییرات آب و هوایی و خشکسالی Climate change and drought
تدوین برنامه مدیریت سازشی Development of adaptive management plan	کاهش سطح منبع آبی Reduction in water source level	سطح منبع آبی Water source level	احداث سد های متعدد Construction of multiple dams	برداشت نامتوازن از آب Unbalanced water extraction
تدوین برنامه مدیریت سازشی Development of adaptive management plan	کاهش سطح منبع آبی Reduction in water source level	سطح منبع آبی Water source level	برداشت نامتوازن از آب Unbalanced water withdrawal	تخصیص نامناسب آب و حق آبه Inadequate allocation of water and water rights
تدوین برنامه مدیریت سازشی Development of adaptive management plan	کاهش سطح منبع آبی Reduction in water source level	سطح منبع آبی Water source level	رقابت در استفاده از منابع آب Competition over water resource utilization	
تدوین برنامه مدیریت سازشی Development of adaptive management plan	کاهش سطح منبع آبی Reduction in water source level	سطح منبع آبی Water source level	برداشت بی‌رویه از آب‌های سطحی و زیرزمینی Non-revenue surface and groundwater extraction	
تدوین برنامه مدیریت محیط زیستی Environmental management plan development	کاهش کیفیت منبع آبی Reduction of water quality	کیفیت منبع آبی Water source quality	افزایش جریان‌ات ورودی زهکش‌ها Increased inflows and reduced outflows	مدیریت ناکارآمد Inefficient water quality management
تدوین برنامه مدیریت محیط زیستی Environmental management plan development	کاهش کیفیت منبع آبی Reduction of water quality	کیفیت منبع آبی Water source quality	آلودگی آب حوضه (بالادست) Upstream basin water yield reduction	
تدوین برنامه مدیریت محیط زیستی	کاهش کیفیت منبع آبی	کیفیت منبع آبی	آلودگی منبع آبی Water source yield reduction	

Environmental management plan development	Reduction of water quality	Water source quality	استفاده بی‌رویه از سموم کشاورزی	توسعه کشاورزی ناپایدار
تدوین برنامه مدیریت محیط زیستی	کاهش کیفیت منبع آبی	کیفیت منبع آبی	Non-revenue water use in agriculture	Unsustainable agriculture development
Environmental management plan development	Reduction of water quality	Water source quality	دفع پساب کشاورزی	توسعه کشاورزی ناپایدار
تدوین برنامه مدیریت محیط زیستی	کاهش کیفیت منبع آبی	کیفیت منبع آبی	Disposal of agricultural effluents	Unsustainable agriculture development
Environmental management plan development	Reduction of water quality	Water source quality	آبیاری غیراصولی	توسعه کشاورزی ناپایدار
تدوین برنامه مدیریت یکپارچه زیست بومی	کاهش سطح منبع آبی	سطح منبع آبی	Irregular groundwater recharge	Unsustainable industrial development
Integrated biodiversity management plan development	Reduction in water source level	Water source quality	دفع پساب صنعتی	توسعه صنعتی ناپایدار
تدوین برنامه مدیریت محیط زیستی	کاهش کیفیت منبع آبی	کیفیت منبع آبی	Industrial effluent disposal	Unsustainable industrial development
Environmental management plan development	Reduction of water quality	Water source quality	نشت مواد نفتی از لوله‌ها	توسعه صنعتی ناپایدار
تدوین برنامه مدیریت محیط زیستی	کاهش کیفیت منبع آبی	کیفیت منبع آبی	Leakage of petroleum products from pipelines	توسعه صنعتی ناپایدار
Environmental management plan development	Reduction of water quality	Water source quality	توسعه فیزیکی شهری و تجاوز به حریم منبع آبی	توسعه شهری ناپایدار
تدوین برنامه مدیریت یکپارچه زیست بومی	کاهش سطح منبع آبی	سطح منبع آبی	Urban physical development and encroachment on water resources	Unsustainable urban development
Integrated biodiversity management plan development	Reduction in water source level	Water source quality	دفع پساب شهری پیرامون منبع	توسعه شهری ناپایدار
تدوین برنامه مدیریت محیط زیستی	کاهش کیفیت منبع آبی	کیفیت منبع آبی	Disposal of urban wastewater around water sources	توسعه شهری ناپایدار
Environmental management plan development	Reduction of water quality	Water source quality	تخلیه زباله های شهری پیرامون منبع	توسعه شهری ناپایدار
تدوین برنامه مدیریت محیط زیستی	کاهش کیفیت منبع آبی	کیفیت منبع آبی	Urban waste disposal near water sources	توسعه شهری ناپایدار
Environmental management plan development	Reduction of water quality	Water source quality	ایجاد ایستگاه‌های تقویت فشار گاز در محدوده	توسعه شهری ناپایدار
تدوین برنامه مدیریت یکپارچه زیست بومی	کاهش کیفیت بصری	کیفیت منظر منبع آبی	Installation of gas booster stations within the area	توسعه شهری ناپایدار
Integrated biodiversity management plan development	Reduction of visual quality	Water source landscape quality	ایجاد ایستگاه‌های برق و خطوط فشار قوی در محدوده	توسعه شهری ناپایدار
تدوین برنامه مدیریت یکپارچه زیست بومی	کاهش کیفیت بصری	کیفیت منظر منبع آبی	Establishment of power stations and high-voltage lines within the area	توسعه شهری ناپایدار
Environmental management plan development	Reduction of visual quality	Water source landscape quality	لوله گذاری نفت در محدوده	توسعه شهری ناپایدار
تدوین برنامه مدیریت یکپارچه زیست بومی	کاهش کیفیت بصری	کیفیت منظر منبع آبی	Oil pipeline installation within the area	توسعه شهری ناپایدار
Integrated biodiversity management plan development	Reduction of visual quality	Water source landscape quality	احداث جاده در محدوده	توسعه شهری ناپایدار
تدوین برنامه مدیریت یکپارچه زیست بومی	کاهش کیفیت بصری	کیفیت منظر منبع آبی	Road construction within the area	توسعه شهری ناپایدار
Environmental management plan development	Reduction of visual quality	Water source landscape quality	بهره برداری بی‌رویه از منابع گیاهی	توسعه شهری ناپایدار
تدوین برنامه مدیریت یکپارچه زیست بومی	کاهش تاب آوری منبع آبی	تاب آوری منبع آبی	Overexploitation of plant resources	توسعه شهری ناپایدار
Integrated biodiversity management plan development	Reduction of water resilience	Water source resilience	چرای بیش از حد دام‌ها	توسعه شهری ناپایدار
تدوین برنامه مدیریت یکپارچه زیست بومی	کاهش تاب آوری منبع آبی	تاب آوری منبع آبی	Exceeding ecological limits	توسعه شهری ناپایدار
Environmental management plan development	Reduction of water resilience	Water source resilience	صید بی‌رویه ماهی	توسعه شهری ناپایدار
تدوین برنامه مدیریت یکپارچه زیست بومی	کاهش تاب آوری منبع آبی	تاب آوری منبع آبی	Unlawful fishing	توسعه شهری ناپایدار
Integrated biodiversity management plan development	Reduction of water resilience	Water source resilience	شکار غیر مجاز	توسعه شهری ناپایدار
Environmental management plan development	Reduction of water resilience	Water source resilience	برداشت شن و ماسه از بستر رودخانه	توسعه شهری ناپایدار
تدوین برنامه مدیریت یکپارچه زیست بومی	کاهش تاب آوری منبع آبی	تاب آوری منبع آبی	Collection of dredged sediments	توسعه شهری ناپایدار
Environmental management plan development	Reduction of water resilience	Water source resilience	جمع آوری تخم پرندگان	توسعه شهری ناپایدار
تدوین برنامه مدیریت یکپارچه زیست بومی	کاهش تاب آوری منبع آبی	تاب آوری منبع آبی	Bird eggs collection	توسعه شهری ناپایدار
Integrated biodiversity management plan development	Reduction of water resilience	Water source resilience	تغییر پوشش و کاربری اراضی محدوده	توسعه شهری ناپایدار
Environmental management plan development	Reduction of water resilience	Water source resilience	Land cover and land use change	توسعه شهری ناپایدار

تدوین برنامه مدیریت محیط زیستی Environmental management plan development	کاهش تاب آوری منبع آبی Reduction of water resilience	تاب آوری منبع آبی Water source resilience	تبدیل زیستگاه‌های تالابی Wetland habitat change	Unsustainable water source management
تدوین برنامه مدیریت محیط زیستی Environmental management plan development	کاهش تاب آوری منبع آبی Reduction of water resilience	تاب آوری منبع آبی Water source resilience	اختلال و ایجاد مزاحمت برای حیات وحش Disturbance to wildlife	
تدوین برنامه مدیریت محیط زیستی Environmental management plan development	کاهش تاب آوری منبع آبی Reduction of water resilience	تاب آوری منبع آبی Water source resilience	معرفی گونه‌های غیر بومی Introduction of non-native species	
تدوین برنامه طبیعت گردی مسئولانه Responsible ecotourism plan development	کاهش تاب آوری منبع آبی Reduction of water resilience	تاب آوری منبع آبی Water source resilience	گردشگری خارج از ظرفیت Tourism exceeding carrying capacity	
تدوین برنامه طبیعت گردی مسئولانه Responsible ecotourism plan development	کاهش تاب آوری منبع آبی Reduction of water resilience	تاب آوری منبع آبی Water source resilience	تفرج در زمان و مکان حساس Recreation during sensitive times and locations	توسعه ناپایدار گردشگری
تدوین برنامه طبیعت گردی مسئولانه Responsible ecotourism plan development	کاهش تاب آوری منبع آبی Reduction of water resilience	تاب آوری منبع آبی Water source resilience	فقدان برنامه طبیعت گردی پایدار Lack of sustainable ecotourism planning	Unsustainable tourism development
تدوین برنامه طبیعت گردی مسئولانه Responsible ecotourism plan development	کاهش تاب آوری منبع آبی Reduction of water resilience	تاب آوری منبع آبی Water source resilience	تردد پرشمار شناورهای گردشگری Excessive movement of tourist vessels	
تدوین برنامه مدیریت محیط زیستی Environmental management plan development	کاهش کیفیت منبع آبی Reduction of water quality	کیفیت منبع آبی Water source quality	دفع پساب آبزی پروری Disposal of aquaculture wastewater	توسعه نامتعادل آبزی پروری Unbalanced aquaculture development

رتبه‌بندی و اولویت‌بندی پیشران‌ها و فشارهای شناسایی شده

در ادامه پس از شناسایی پیشران‌ها و فشارهای شناسایی شده بر منابع آبی منتخب در منطقه، به رتبه‌بندی و اولویت‌بندی هر یک براساس ضریب وزنی اختصاص یافته اقدام شد. همانطور که نتایج نشان می‌دهد از بین پیشران‌های تهدیدکننده، بالاترین اولویت به تغییرات آب هوایی و خشکسالی (۰/۱۴۳) و پایین‌ترین اولویت به توسعه نامتعادل آبزی پروری (۰/۰۱۱) اختصاص یافته است (جدول ۳). مطابق نتایج مطالعه بالویی و همکاران (Baloei, Kabolizadeh & Mohammadi, 2024)، در پایش تغییرات زمانی- مکانی خشک‌سالی هواشناسی و تحلیل روند متغیرهای اقلیمی در استان خوزستان، تغییرات اقلیم و آب و هوایی یکی از عمده‌ترین رخدادهای طبیعی و انسانی در این استان می‌باشد که منجر به خشک‌شدگی تالاب‌ها و کاهش منابع آب‌های سطحی شده است. بدین ترتیب تغییرات آب و هوایی و خشکسالی از عمده‌ترین پیشران‌های تهدیدکننده در این استان به شمار می‌روند.

نتایج به دست آمده نشان داد که از بین منابع آبی، بیشترین ضریب حساسیت مربوط به رود کارون (۰/۱۰۲) و کمترین ضریب حساسیت مربوط به تالاب بندون (۰/۰۱۴) است (جدول ۴). ضریب شدت فشارهای وارد شده بر منابع آبی نیز نشان داد که بیشترین ضریب اهمیت و بالاترین رتبه مربوط به فشار "کاهش جریان‌ها (سیلابی و ورودی)"، و در مقابل کمترین ضریب اهمیت و پایین‌ترین رتبه، مربوط به فشار "تفرج در زمان و مکان حساس" است (جدول ۴). در راستای نتایج به دست آمده، مطالعه سیروس‌پور و همکاران (۱۳۹۹)، نیز نشان داد که کاهش جریان‌های آبی یکی از عمده‌ترین عوامل تهدیدکننده و چالش برانگیز بر منابع آبی به ویژه در مناطق جنوبی کشور هستند. در مطالعه‌ای دیگر درگاهیان و همکاران (Dargahian et al., 2022)، در مطالعه خود به کاهش سطح منابع آبی تالاب‌ها به ویژه شادگان اشاره کردند. آن‌ها بیان کردند که ورودی آب به تالاب به دلیل بندها و سدهای متعدد در بالادست تالاب با ممانعت از رسیدن بارش‌های سیلابی و رواناب‌های فصلی و زهاب نیشکر باعث کاهش جریان‌های ورودی به تالاب شده است. همچنین نتایج مطالعه جعفری آذر و همکاران (Jafari Azar et al., 2018) در ارزیابی ریسک و درجه‌بندی محیط زیستی تالاب‌های بین‌المللی سواحل جنوب ایران، نشان داد که تغییر در جریان‌های آبی منجر به تهدید و ریسک خشک‌شدگی تالاب‌ها در این نواحی شده است.

جدول ۳- رتبه‌بندی ضریب اهمیت پیشران‌های تهدیدکننده در منطقه

Table 3 - Ranking of the importance coefficient of threatening drivers in the region

رتبه Rank	ضریب اهمیت Importance factor	پیشران‌های تهدید کننده Driving force
1	0.143	تغییرات آب هوایی و خشکسالی Climate change and drought
2	0.132	برداشت نامتوازن از آب Unbalanced water extraction
3	0.121	تخصیص نامناسب آب و حق آبه Inadequate allocation of water and water rights
4	0.110	مدیریت ناکارآمد کیفیت آب Inefficient water quality management
5	0.099	توسعه کشاورزی ناپایدار Unsustainable agriculture development
6	0.088	توسعه شهری ناپایدار Unsustainable urban development
7	0.077	توسعه صنعتی ناپایدار Unsustainable industrial development
8	0.066	توسعه ناپایدار زیرساخت‌ها Unsustainable infrastructure development
9	0.055	برداشت نامتوازن از منابع زنده Unbalanced utilization of living resources
10	0.044	مدیریت ناپایدار منبع آبی Unsustainable water source management
11	0.033	توسعه ناپایدار گردشگری Unsustainable tourism development
12	0.022	برداشت غیر مجاز منابع Unauthorized extraction of resources
13	0.011	توسعه نامتعادل آبزی پروری Unbalanced aquaculture development

جدول ۴- رتبه‌بندی ضریب حساسیت و فشارهای وارد شده بر منابع آبی در منطقه

Table 4- Ranking of sensitivity coefficient and pressures on water resources in the region

رتبه Rank	ضریب اهمیت Importance factor	فشارهای وارد شده Pressure	رتبه Rank	ضریب حساسیت Sensitivity coefficient	فشارهای وارد شده Pressure	رتبه Rank	منبع آبی Water source
18	0.018	صید بی‌رویه ماهی Unlawful fishing	1	0.143	کاهش جریان‌ها (سیلابی و ورودی) Decrease in stream flows (hydrological and inflow reduction)	1	رود کارون Karun river
18	0.018	تبدیل زیستگاه‌های تالابی Wetland habitat change	2	0.132	احداث سدهای متعدد Construction of multiple dams	2	تالاب شادگان Shadegan wetland
19	0.017	استفاده بی‌رویه از سموم کشاورزی Non-revenue water use in agriculture	3	0.060	برداشت نامتوازن از آب Unbalanced water withdrawal	3	تالاب هورالعظیم Hoor-al-Azim wetland
20	0.015	تخلیه زباله‌های شهری پیرامون منبع Urban waste disposal near water sources	4	0.055	آلودگی منبع آبی Water source yield reduction	4	رود دز Dez river
21	0.013	ایجاد ایستگاه‌های تقویت فشار گاز در محدوده Installation of gas booster stations within the area	5	0.054	دفع پساب صنعتی Industrial effluent disposal	5	تالاب شیمبار Shimbar wetland

21	0.013	گردشگری خارج از ظرفیت Tourism exceeding carrying capacity	6	0.049	آبیاری غیراصولی Irregular groundwater recharge	6	0.068	تالاب ساحلی - دریایی خورموسی Khormousa coastal-sea lagoon
21	0.013	تغییر پوشش و کاربری اراضی محدوده Land cover and land use change	7	0.044	توسعه فیزیکی شهری و تجاوز به حریم منبع آبی Urban physical development and encroachment on water resources	7	0.060	رود کرخه Karkheh river
22	0.011	برداشت شن و ماسه از بستر رودخانه Collection of dredged sediments	8	0.040	برداشت بی‌رویه از آب های سطحی و زیرزمینی Non-revenue surface and groundwater extraction	8	0.057	تالاب میانگران Miangan wetland
22	0.011	دفع پساب آبی پروری Disposal of aquaculture wastewater	9	0.063	آلودگی آب حوضه (بالادست) Upstream basin water yield reduction	9	0.052	تالاب ساحلی - دریایی کرانه شادگان Shadegan coastal-sea lagoon
23	0.010	فقدان برنامه طبیعت گردی پایدار Lack of sustainable ecotourism planning	10	0.033	دفع پساب کشاورزی Disposal of agricultural effluents	10	0.043	تالاب آب زالو Ab-e-Zalo wetland
24	0.009	چرای بیش از حد دامها Exceeding ecological limits	11	0.029	دفع پساب شهری پیرامون منبع Disposal of urban wastewater around water sources	11	0.040	تالاب ساحلی دریایی مصبی اروند رود Arvand river estuarine coastal-sea lagoon
24	0.009	معرفی گونه‌های غیر بومی Introduction of non-native species	12	0.027	بهره برداری بی‌رویه از منابع گیاهی Overexploitation of plant resources	12	0.039	رود جراحی Jarahi river
25	0.007	جمع آوری تخم پرندگان Bird eggs collection	13	0.026	احداث جاده در محدوده Road construction within the area	13	0.029	تالاب رودخانه‌ای جراحی Jarahi river wetland
25	0.007	ایجاد ایستگاه‌های برق و خطوط فشار قوی در محدوده Installation of gas booster stations within the area	14	0.023	نشت مواد نفتی از لوله‌ها Leakage of petroleum products from pipelines	14	0.026	تالاب ساحلی - دریایی مصبی بهمن شیر Bahmanshir estuarine coastal-sea lagoon
25	0.007	تردد پر شمار شناورهای گردشگری Excessive movement of tourist vessels	15	0.021	رقابت در استفاده از منابع آب Competition over water resource utilization	15	0.021	رود آب شور Saltwater river
26	0.004	اختلال و ایجاد مزاحمت برای حیات وحش Disturbance to wildlife	16	0.020	لوله گذاری نفت در محدوده Oil pipeline installation within the area	16	0.014	تالاب بندون Bondoun wetland
26	0.004	شکار غیرمجاز Unlawful hunting	17	0.019	افزایش جریان‌ات ورودی زهکش‌ها Increased inflows and reduced outflows			
26	0.003	تفرج در زمان و مکان حساسی Recreation during sensitive times and locations						

در ادامه به بررسی احتمال وقوع فشار وارد شده به هر یک از منابع آبی بر اساس ضریب حساسیت و ضریب شدت فشارهای وارد شده پرداخته شد. همان‌طور که نتایج نشان داد، رود کارون با ضریب وزنی ۰/۳۴۲، بیشترین تأثیرپذیری از فشارهای شناسایی شده (کاهش جریان‌ها (سیلابی و ورودی)، احداث سدهای متعدد، توسعه فیزیکی شهری و تجاوز به حریم منبع آبی، دفع پساب شهری پیرامون منبع و تغییر پوشش و کاربری اراضی محدوده) در منطقه را نشان می‌دهد و در مقابل رود آب شور با ضریب وزنی ۰/۰۲۵۳ دارای کمترین شدت فشار موجود در منطقه می‌باشد (جدول ۵).

جدول ۵- امتیاز و ضریب وزنی فشار وارد شده بر منابع آبی (رود)

Table 5- Score and weighting factor of pressure on water resources (river)

Table 3- Score and weighting factor of pressure on water resources (river)								
کرخه Karkheh		کارون Karoun		ضریب حساسیت منبع آبی Sensitivity coefficient water source		فشارهای وارد شده Pressure	ضریب وزنی شدت تهدید Weighted coefficient of threat intensity	پیشران تهدید Driving force
0.2		0.34						
ضریب وزنی فشار Weighted coefficient of Pressure	امتیاز Score	ضریب وزنی فشار Weighted coefficient of Pressure	امتیاز Score	ضریب وزنی تجمعی فشار Weighted coefficient of cumulative pressure	ضریب وزنی شدت فشار Weighted coefficient of pressure intensity			
0.043	5	0.073	5	0.143	1	a1	0.143	A1
0.032	4	0.067	5	0.132	1	a2	0.132	A2
0.015	4	0.025	4	0.06	0.5	a3	0.121	
0.005	4	0.008	4	0.021	0.17	a4		A3
0.01	4	0.012	3	0.04	0.33	a5		
0.002	2	0.008	4	0.019	0.17	a6	0.11	
0.004	2	0.007	2	0.036	0.33	a7		A4
0.007	2	0.017	3	0.055	0.5	a8		
0.002	2	0.003	2	0.017	0.17	a9	0.099	
0.006	3	0.013	4	0.033	0.33	a10		A5
0.003	1	0.01	2	0.049	0.5	a11		
0.006	2	0.022	4	0.054	0.7	a12	0.077	
0	0	0	0	0.023	0.3	a13		A6
0.008	3	0.022	5	0.044	0.5	a14	0.088	
0.005	3	0.015	5	0.029	0.33	a15		A7
0.003	3	0.006	4	0.015	0.17	a16		
0	0	0	0	0.013	0.2	a17	0.066	
0	1	0.001	1	0.007	0.1	a18		A8
0	0	0	0	0.02	0.3	a19		
0.005	3	0.011	4	0.026	0.4	a20		
0	0	0	0	0.027	0.5	a21	0.055	
0	0	0	0	0.009	0.17	a22		A9
0	0	0	0	0.018	0.33	a23		
0	0	0	0	0.004	0.17	a24	0.022	
0.001	1	0.002	2	0.011	0.5	a25		A10
0	0	0	0	0.007	0.33	a26		
0.003	4	0.007	5	0.013	0.3	a27	0.044	
0	0	0.002	1	0.018	0.4	a28		
0	0	0	0	0.004	0.1	a29		A11
0	0	0	0	0.009	0.2	a30		
0.001	1	0.001	1	0.013	0.4	a31	0.033	
0	1	0	1	0.003	0.1	a32		
0.002	3	0.003	3	0.01	0.3	a33		A12
0	1	0.002	3	0.007	0.2	a34		
0	0	0.003	3	0.011	1	a35	0.011	A13
0.342		0.342		1.000			مجموع Sum	

آب شور Saltwater		دز Dez		جراحی Jarahi		ضریب حساسیت منبع آبی Sensitivity coefficient water source		ضریب		پیشران تهدید Driving force
0.07		0.26		0.13		source		وزنی	شدت	
ضریب وزنی فشار Weighted coefficient of Pressure	امتیاز Score	ضریب وزنی فشار Weighted coefficient of Pressure	امتیاز Score	ضریب وزنی فشار Weighted coefficient of Pressure	امتیاز Score	ضریب وزنی تجمعی فشار Weighted coefficient of cumulative pressure	ضریب وزنی شدت فشار Weighted coefficient of pressure intensity	فشارهای وارد شده Pressure	شدت تهدید Weighted coefficient of threat intensity	
0.006	2	0.045	4	0.017	3	0.143	1	a1	0.143	A1
0.0055	2	0.031	3	0.01	2	0.132	1	a2	0.132	A2
0.0025	2	0.014	3	0.005	2	0.06	0.5	a3	0.121	A3
0.0009	2	0.005	3	0.002	2	0.021	0.17	a4		
0.0017	2	0.009	3	0.003	2	0.04	0.33	a5		
0	0	0	0	0	0	0.019	0.17	a6	0.11	A4
0.0008	1	0.006	2	0.003	2	0.036	0.33	a7		
0.0012	1	0.009	2	0.004	2	0.055	0.5	a8		
0.0004	1	0.004	3	0.001	2	0.017	0.17	a9	0.099	A5
0.0007	1	0.008	3	0.003	2	0.033	0.33	a10		
0	0	0.004	1	0.002	1	0.049	0.5	a11		
0	0	0	0	0	0	0.054	0.7	a12	0.077	A6
0	0	0	0	0	0	0.023	0.3	a13		
0.0018	2	0.01	3	0.003	2	0.044	0.5	a14	0.088	
0.0018	3	0.007	3	0.002	2	0.029	0.33	a15		A7
0.0003	1	0.003	3	0.001	1	0.015	0.17	a16		
0	0	0	0	0	0	0.013	0.2	a17	0.066	
0	0	0	0	0	0	0.007	0.1	a18		A8
0	0	0	0	0	0	0.02	0.3	a19		
0.0006	1	0.006	3	0.002	2	0.026	0.4	a20		
0	0	0	0	0	0	0.027	0.5	a21	0.055	A9
0	0	0	0	0	0	0.009	0.17	a22		
0	0	0	0	0	0	0.018	0.33	a23		
0	0	0	0	0	0	0.004	0.17	a24	0.022	A10
0.0002	1	0.002	2	0	1	0.011	0.5	a25		
0	0	0	0	0	0	0.007	0.33	a26		
0.0006	2	0.004	4	0.002	4	0.013	0.3	a27	0.044	A11
0	0	0	0	0	0	0.018	0.4	a28		
0	0	0	0	0	0	0.004	0.1	a29		
0	0	0	0	0	0	0.009	0.2	a30		A12
0	0	0.001	1	0	0	0.013	0.4	a31	0.033	
0	0	0	1	0	0	0.003	0.1	a32		
0.0004	2	0.002	3	0.001	3	0.01	0.3	a33		A13
0	0	0.001	1	0	1	0.007	0.2	a34		
0	0	0	0	0	0	0.011	1	a35	0.011	
0.125		0.045		0.162		1.000		مجموع Sum		

مطابق نتایج، از بین تالاب‌های ساحلی- دریایی بیشترین ضریب وزنی فشار به خورموسی (۰/۰۹۱۳) ناشی از فشارهای آلودگی آب حوضه (بالادست)، آلودگی منبع آبی و دفع پساب صنعتی، و کمترین ضریب وزنی فشار به تالاب مصبی بهمن شیر اختصاص یافته است (جدول ۶). از بین تالاب‌های داخلی نیز، بیشترین ضریب وزنی فشار مربوط به تالاب شادگان (۰/۲۹۷) با فشارهای ناشی از کاهش جریان‌ها (سیلابی و ورودی)، برداشت نامتوازن از آب، رقابت در استفاده از منابع آب، دفع پساب صنعتی، توسعه فیزیکی شهری و تجاوز به حریم منبع آبی، دفع پساب شهری پیرامون منبع، احداث جاده در محدوده، شکار غیرمجاز، تغییر پوشش و کاربری اراضی محدوده، اختلال و ایجاد مزاحمت برای حیات وحش و فقدان برنامه طبیعت‌گردی پایدار، و کمترین فشار وارد شده مربوط به تالاب میانگران می‌باشد (جدول ۷). در مطالعه رحیمی بلوچی و ملک محمدی (Rahimi Balochi & Malek Mohammadi, 2013)، نتایج نشان داد که تغییر در رژیم آب تأمین کننده تالاب مانند سدسازی، آلودگی آب ناشی از تخلیه انواع فاضلاب‌ها به درون تالاب و بهره‌برداری بی‌رویه از تولیدات بیولوژیکی تالاب و همچنین وقوع پدیده خشکسالی مهمترین ریسک‌های تهدید کننده تالاب شادگان به ترتیب اولویت هستند.

جدول ۶- امتیاز و ضریب وزنی فشار وارد شده بر منابع آبی (تالاب ساحلی- دریایی)

Table 6 - Score and weighting factor of pressure on water resources (coastal-marine wetland)

مصبی بهمنشیر Bahmanshir estuarine						کرانه آبادان Khoreh Abadan		ضریب حساسیت منبع آبی Sensitivity coefficient water source		فشارهای وارد شده Pressure	ضریب وزنی شدت تهدید Weighted coefficient of threat intensity	پیشران تهدید Driving force		
0.13						0.07								
ضریب وزنی فشار Weighted coefficient of Pressure	امتیاز Score	ضریب وزنی فشار Weighted coefficient of Pressure	امتیاز Score	ضریب وزنی تجمعی فشار Weighted coefficient of cumulative pressure	ضریب وزنی شدت فشار Weighted coefficient of pressure intensity									
0.0111	3	0.006	3	0.143	1	a1	0.143	A1						
0.0069	2	0.0037	2	0.132	1	a2	0.132	A2						
0.0031	2	0.0017	2	0.06	0.5	a3	0.121							
0.0011	2	0.0009	3	0.021	0.17	a4		A3						
0.0021	2	0.0017	3	0.04	0.33	a5								
0	0	0.0005	2	0.019	0.17	a6	0.11							
0.0028	3	0.002	4	0.036	0.33	a7		A4						
0.0029	2	0.0031	4	0.055	0.5	a8								
0.0009	2	0.0007	3	0.017	0.17	a9	0.099							
0.0017	2	0.0018	4	0.033	0.33	a10		A5						
0.0013	1	0.0014	2	0.049	0.5	a11								
0.0028	2	0.0038	5	0.054	0.7	a12	0.077	A6						
0	0	0.001	3	0.023	0.3	a13								
0	0	0.0025	4	0.044	0.5	a14	0.088							
0	0	0.0016	4	0.029	0.33	a15		A7						
0	0	0.0008	4	0.015	0.17	a16								
0	0	0.0004	2	0.013	0.2	a17	0.066							
0	0	0.0002	2	0.007	0.1	a18		A8						
0	0	0	0	0.02	0.3	a19								
0.0014	2	0.0007	2	0.026	0.4	a20								
0	0	0	0	0.027	0.5	a21	0.055							
0	0	0	0	0.009	0.17	a22		A9						
0	0	0	0	0.018	0.33	a23								
0	0	0	0	0.004	0.17	a24	0.022							
0	0	0	0	0.011	0.5	a25		A10						
0	0	0	0	0.007	0.33	a26								
0.0007	2	0.0006	3	0.013	0.3	a27	0.044							
0.0005	1	0.0002	1	0.018	0.4	a28								
0.0001	1	0.0001	2	0.004	0.1	a29		A11						
0	0	0	0	0.009	0.2	a30								
0	0	0.0004	2	0.013	0.4	a31	0.033							
0	0	0.0001	2	0.003	0.1	a32		A12						
0.001	4	0.0006	4	0.01	0.3	a33								
0.0005	3	0.0002	2	0.007	0.2	a34								
0.0006	2	0.0003	2	0.011	1	a35	0.011	A13						
0.0302		0.0309		1.000			Sum							
مصبی اروندرود Arvand river estuarine						خورموسی Khormousa		کرانه شادگان Shadgan Shores		ضریب حساسیت منبع آبی Sensitivity coefficient water source		فشارهای وارد شده Pressure	ضریب وزنی شدت تهدید Weighted coefficient of threat intensity	پیشران تهدید Driving force
0.2						0.34		0.26						
ضریب وزنی فشار Weighted coefficient of Pressure	امتیاز Score	ضریب وزنی فشار Weighted coefficient of Pressure	امتیاز Score	ضریب وزنی فشار Weighted coefficient of Pressure	امتیاز Score	ضریب وزنی تجمعی فشار Weighted coefficient of cumulative pressure	ضریب وزنی شدت فشار Weighted coefficient of pressure intensity							
0.0114	2	0	0	0	0	0.143	1	a1	0.143	A1				
0	0	0	0	0	0	0.132	1	a2	0.132	A2				
0.0024	1	0	0	0	0	0.06	0.5	a3	0.121					
0.0016	2	0	0	0	0	0.021	0.17	a4		A3				
0.0032	2	0	0	0	0	0.04	0.33	a5						
0	0	0	0	0.0029	3	0.019	0.17	a6	0.11					
0.0044	3	0.0123	5	0.0057	3	0.036	0.33	a7		A4				
0.0044	2	0.0187	5	0.0086	3	0.055	0.5	a8						
0.0013	2	0	0	0.0009	1	0.017	0.17	a9	0.099					
0.0039	3	0	0	0.0017	1	0.033	0.33	a10		A5				
0.002	1	0	0	0.0026	1	0.049	0.5	a11						
0.0065	3	0.0183	5	0.0112	4	0.054	0.7	a12	0.077	A6				
0	0	0	0	0	0	0.023	0.3	a13						
0.0035	2	0.012	4	0.0069	3	0.044	0.5	a14	0.088	A7				
0.0023	2	0.0079	4	0.0045	3	0.029	0.33	a15						

0.0012	2	0.0041	4	0.0023	3	0.015	0.17	a16	0.066	A8
0	0	0	0	0	0	0.013	0.2	a17		
0	0	0	0	0	0	0.007	0.1	a18		
0	0	0	0	0	0	0.02	0.3	a19		
0.0021	2	0.0036	2	0.0027	2	0.026	0.4	a20	0.055	A9
0	0	0	0	0.0029	2	0.027	0.5	a21		
0	0	0	0	0	0	0.009	0.17	a22		
0	0	0.0037	3	0.0019	2	0.018	0.33	a23		
0	0	0.0005	2	0.0004	2	0.004	0.17	a24	0.022	A10
0	0	0	0	0	0	0.011	0.5	a25		
0	0	0	0	0	0	0.007	0.33	a26		
0.0011	2	0.0018	2	0.0014	2	0.013	0.3	a27		
0	0	0.0012	1	0.0009	1	0.018	0.4	a28	0.044	A11
0	0	0.0006	2	0.0005	2	0.004	0.1	a29		
0	0	0	0	0	0	0.009	0.2	a30		
0	0	0.0018	2	0.0021	3	0.013	0.4	a31		
0	0	0.0004	2	0.0005	3	0.003	0.1	a32	0.033	A12
0.0016	4	0.0027	4	0.0021	4	0.01	0.3	a33		
0.0011	4	0.0018	4	0.001	3	0.007	0.2	a34		
0	0	0	0	0	0	0.011	1	a35		
0.0425		0.0913		0.0625		1.000		Sum	0.011	A13

جدول ۷- امتیاز و ضریب وزنی فشار وارد شده بر منابع آبی (تالاب داخلی)

Table 7- Score and weighting factor of pressure on water resources (inland wetland)

Table 7- Score and weighting factor of pressure on water resources (inland wetland)												
آب زالو		هورالعظیم		شیمبار		شادگان		ضریب حساسیت منبع آبی		فشارهای وارد شده	ضریب وزنی شدت تهدید	پیشران تهدید
Ab-e-Zalo		Hoor-al-Azim		Shimbar		Shadegan		Sensitivity coefficient water source				
0.11		0.021		0.18		0.25						
ضریب وزنی فشار	امتیاز	ضریب وزنی فشار	امتیاز	ضریب وزنی فشار	امتیاز	ضریب وزنی فشار	امتیاز	ضریب وزنی تجمعی فشار	ضریب وزنی شدت فشار			
Weighted coefficient of Pressure	Score	Weighted coefficient of Pressure	Score	Weighted coefficient of Pressure	Score	Weighted coefficient of Pressure	Score	Weighted coefficient of cumulative pressure	Weighted coefficient of pressure intensity	Pressure	Weighted coefficient of threat intensity	Driving force
0.012	2	0.061	5	0.02	2	0.071	5	0.143	1	a1	0.143	A1
0	0	0.045	4	0.009	1	0.026	2	0.132	1	a2	0.132	A2
0.003	1	0.026	5	0.013	3	0.03	5	0.06	0.5	a3		
0.001	1	0.007	4	0.004	3	0.01	5	0.021	0.17	a4	0.121	A3
0.002	1	0.014	4	0.008	3	0.016	4	0.04	0.33	a5		
0	0	0.008	5	0	0	0.006	3	0.019	0.17	a6		
0	0	0.012	4	0.005	2	0.007	2	0.036	0.33	a7	0.11	A4
0	0	0.014	3	0.008	2	0.011	2	0.055	0.5	a8		
0.001	2	0.006	4	0.005	4	0.007	4	0.017	0.17	a9		
0.003	2	0.011	4	0.009	4	0.013	4	0.033	0.33	a10	0.099	A5
0	0	0.013	3	0.007	2	0.015	3	0.049	0.5	a11		
0	0	0.023	5	0	0	0.027	5	0.054	0.7	a12		
0	0	0.01	5	0	0	0.007	3	0.023	0.3	a13	0.077	A6
0	0	0.011	3	0.006	2	0.022	5	0.044	0.5	a14		
0	0	0.007	3	0.004	2	0.015	5	0.029	0.33	a15	0.088	A7
0	0	0.003	2	0.002	2	0.004	3	0.015	0.17	a16		
0	0	0.003	3	0	0	0.005	4	0.013	0.2	a17		
0.001	2	0.002	3	0.001	2	0.002	3	0.007	0.1	a18		
0	0	0.009	5	0	0	0	0	0.02	0.3	a19	0.066	A8
0.003	3	0.007	3	0.006	3	0.013	5	0.026	0.4	a20		
0	0	0.005	2	0.004	2	0.011	4	0.027	0.5	a21		
0	0	0.001	1	0.002	3	0.003	3	0.009	0.17	a22	0.055	A9
0	0	0.002	1	0	0	0.007	4	0.018	0.33	a23		
0	2	0	1	0.001	3	0.002	5	0.004	0.17	a24		
0	1	0	0	0.002	2	0	0	0.011	0.5	a25	0.022	A10
0	0	0	0	0	0	0.002	3	0.007	0.33	a26		
0.001	2	0.002	2	0.003	3	0.007	5	0.013	0.3	a27		
0	0	0.003	2	0.002	2	0.007	4	0.018	0.4	a28		
0	1	0.001	2	0.001	3	0.002	5	0.004	0.1	a29	0.044	A11
0	0	0.002	3	0	0	0.004	4	0.009	0.2	a30		
0	0	0.001	1	0.002	2	0.005	4	0.013	0.4	a31		
0	0	0	1	0	2	0.001	4	0.003	0.1	a32		
0.001	3	0.003	4	0.003	4	0.005	5	0.01	0.3	a33	0.033	A12
0	0	0	0	0	0	0.003	4	0.007	0.2	a34		
0	0	0	0	0	0	0.002	2	0.011	1	a35	0.011	A13

0.017		0.252		0.108		0.297		1.000		Sum
میانگران Miangaran		بندون Bondoun		جراحی Jarahi		ضریب حساسیت منبع آبی Sensitivity coefficient water source				
0.14		0.04		0.07						
ضریب وزنی فشار Weighted coefficient of Pressure	امتیاز Score	ضریب وزنی تجمعی فشار Weighted coefficient of cumulative pressure	ضریب وزنی شدت فشار Weighted coefficient of pressure intensity	ضریب وزنی فشار Weighted coefficient of Pressure	امتیاز Score	ضریب وزنی تجمعی فشار Weighted coefficient of cumulative pressure	ضریب وزنی شدت فشار Weighted coefficient of pressure intensity	فشارهای وارد شده Pressure	ضریب وزنی شدت تهدید Weighted coefficient of threat intensity	پیشران تهدید Driving force
0.0407	5	0.01	5	0.012	3	0.143	1	a1	0.143	A1
0	0	0	0	0.008	2	0.132	1	a2	0.132	A2
0.0138	4	0.0034	4	0.004	2	0.06	0.5	a3		
0.0047	4	0.0009	3	0.001	2	0.021	0.17	a4	0.121	A3
0.0091	4	0.0022	4	0.002	2	0.04	0.33	a5		
0	0	0	0	0	0	0.019	0.17	a6		
0	0	0	0	0.002	2	0.036	0.33	a7	0.11	A4
0	0	0	0	0.003	2	0.055	0.5	a8		
0.0048	5	0.0005	2	0.001	2	0.017	0.17	a9		
0.0093	5	0.0009	2	0.002	2	0.033	0.33	a10	0.099	A5
0.0113	4	0.0014	2	0.001	1	0.049	0.5	a11		
0	0	0	0	0	0	0.054	0.7	a12	0.077	A6
0	0	0	0	0	0	0.023	0.3	a13		
0.005	2	0.0012	2	0.001	1	0.044	0.5	a14	0.088	A7
0.0017	1	0.0012	3	0.001	1	0.029	0.33	a15		
0.0017	2	0.0006	3	0	1	0.015	0.17	a16		
0	0	0	0	0	0	0.013	0.2	a17		
0.0008	2	0.0002	2	0	0	0.007	0.1	a18	0.066	A8
0	0	0	0	0	0	0.02	0.3	a19		
0.0045	3	0.0011	3	0.002	2	0.026	0.4	a20		
0.0031	2	0.0008	2	0	0	0.027	0.5	a21		
0.0005	1	0.0003	2	0	0	0.009	0.17	a22	0.055	A9
0	0	0	0	0	0	0.018	0.33	a23		
0.0004	2	0.0001	2	0	0	0.004	0.17	a24		
0	0	0.0002	1	0	0	0.011	0.5	a25	0.022	A10
0	0	0	0	0	0	0.007	0.33	a26		
0.0023	3	0.0006	3	0.001	3	0.013	0.3	a27		
0.003	3	0.0005	2	0	0	0.018	0.4	a28	0.044	A11
0.0008	3	0.0002	3	0	0	0.004	0.1	a29		
0	0	0	0	0	0	0.009	0.2	a30		
0.0015	2	0.0004	2	0	0	0.013	0.4	a31		
0.0004	2	0.0001	2	0	0	0.003	0.1	a32	0.033	A12
0.0023	4	0.0006	4	0.001	3	0.01	0.3	a33		
0	0	0	0	0	0	0.007	0.2	a34		
0	0	0	0	0	0	0.011	1	a35	0.011	A13
0.0808		0.0172		0.030		1.000		Sum		

نتیجه‌گیری

علی‌رغم اهمیت و حساسیت‌های بوم‌شناختی اکوسیستم‌های آبی، فشارهای ناشی از مخاطرات محیطی و انسانی از عمده‌ترین تهدیدهای این اکوسیستم‌های طبیعی هستند. از این رو در مطالعه حاضر، به شناسایی پیشران‌های تهدید و ارزیابی فشارهای کلیدی مؤثر بر انواع گروه‌های منبع آبی (رود، تالاب داخلی و تالاب ساحلی- دریایی) استان خوزستان در چارچوب مدل مفهومی DPSIR پرداخته شد. سپس، ضریب حساسیت‌پذیری هر یک از این منابع آبی نسبت به پیشران‌های تهدیدکننده مورد بررسی قرار گرفت و رتبه‌بندی مربوط به فشارهای وارد بر این منابع در استان انجام شد تا اولویت‌بندی دقیق‌تری در مدیریت فشارهای وارد بر منابع آبی صورت گیرد. مطابق نتایج بدست آمده از این مطالعه، شناسایی دقیق پیشران‌های تهدید و ارزیابی حساسیت منابع آبی، به عنوان پایه‌ای برای برنامه‌ریزی‌های مدیریتی مؤثر است. این یافته‌ها نشان می‌دهند که بدون درک صحیح از عوامل فشار و آسیب‌پذیری، هرگونه اقدام اصلاحی ممکن است ناکارآمد یا ناپایدار باشد. بنابراین، تمرکز بر این عوامل، امکان طراحی راهکارهای هدفمند و پاسخ‌گویی مؤثرتر به چالش‌های منابع آبی را فراهم می‌آورد. در نتیجه، اجرای برنامه‌های راهبردی مبتنی بر این یافته‌ها، می‌تواند منجر به کنترل بهتر و پایداری بیشتر منابع آبی در منطقه شود. بدین ترتیب لازم است راهبردهایی همچون "توسعه و اجرای

پروژه‌های مدیریت سازشی"، تدوین سیاست‌های حمایت از منابع آبی و زیست‌بوم‌های حساس آن در برابر فشارهای انسانی و طبیعی"، "ترویج گردشگری مسئولانه و پایدار برای کاهش فشارهای اضافی بر منابع آبی" و "ایجاد سیستم‌های پایش مستمر و ارزیابی اثربخشی در برنامه‌ها" مورد توجه برنامه‌ریزان و تصمیم‌گیران قرار گیرد. براین اساس، به منظور کنترل پیشران‌های تهدید و فشارهای ناشی از منابع آبی استان خوزستان، از عمده‌ترین پاسخ‌های مناسب در این راستا می‌توان به "تدوین برنامه مدیریت سازشی"، "تدوین برنامه مدیریت محیط زیستی"، "تدوین برنامه مدیریت یکپارچه زیست بومی" و "تدوین برنامه طبیعت گردی مسئولانه" اشاره کرد. بنابراین، کنترل این تهدیدها مستلزم برنامه‌ریزی راهبردی و راهکارهای مدیریتی در منطقه است. نتایج این پژوهش می‌تواند با ارائه گستره‌ای از پیشران‌های تهدید و درجه آسیب‌پذیر بودن منابع آبی استان خوزستان، به تصمیم‌گیران و برنامه‌ریزان در تدوین برنامه‌ای مدیریتی و نیز اتخاذ اقداماتی راهبردی در این استان کمک نماید.

تعارض منافع

بنا بر اظهار نویسندگان این مقاله تعارض منافع ندارد.

حامی مالی

مقاله حاضر با حمایت مالی سازمان آب و برق خوزستان (دفتر پژوهش‌های کاربردی) انجام شده است.

سپاسگزاری

این مقاله برگرفته از طرح پژوهشی شناسایی راهبردهای ایجاد، ارتقا و توسعه گردشگری آبی در استان خوزستان فی مابین سازمان آب و برق خوزستان (دفتر پژوهش‌های کاربردی) و دانشکدگان کشاورزی و منابع طبیعی دانشگاه تهران (ابلاغیه شماره ۱۱۰۰/۹۸۴۴۲۹) است. نویسندگان این مقاله همچنین بر خود لازم می‌دانند از مساعدت دفتر پژوهش‌های کاربردی جناب آقای دکتر بهارلویی بردشاهی کمال تشکر را داشته باشند.

References

- Ahtiainen, H., Dodd, L. F., Korpinen, S., Pakalniete, K., & Saikkonen, L. (2025). Quantifying effectiveness and sufficiency of measures—An application of the DPSIR framework for the marine environment. *Marine Policy*, 172, 106480. <https://doi.org/10.1016/j.marpol.2024.106480>
- Alongi, D. M. (2012). Carbon sequestration in mangrove forests. *Carbon Management*, 3(3), 313-322. <https://doi.org/10.4155/cmt.12.20>
- Baheri, B., & Dashti, S. (2022). Vulnerability assessment of Golestan National Park for sustainable development using DPSIR model. *Journal of Natural Environment*, 75(1), 22-37. <https://doi.org/10.22059/JNE.2022.333125.2323>
- Baloei, F., Kabolizadeh, M., & Mohammadi, S. (2024). Monitoring temporal-spatial changes of meteorological drought and trend analysis of climatic variables in Khuzestan province from 2000 to 2020. *Journal of Natural Environmental Hazards*, 13(40), 73-94. [In Persian] <https://10.22111/jneh.2024.46574.1987>
- Danehkar, A., Sobhani, P., & Beiranvand, Z. (2024). *Identifying strategies for creating, promoting and developing water tourism in Khuzestan Province*. Khuzestan Water and Electricity Organization, Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran.
- Dargahian, F., Heydarnejad, S., & Nateghi, S. (2022). Investigating the effective factors on water area changes in Shadegan Wetland using remote sensing technique and factor analysis. *Advanced Environmental Sciences*, 20(1), 237-250. <https://doi.org/10.52547/ENVS.2021.1017>
- Dong, J., Jiang, H., Gu, T., Liu, Y., & Peng, J. (2022). Sustainable landscape pattern: a landscape approach to serving spatial planning. *Landscape Ecology*, 1-12. <https://doi.org/10.1007/s10980-021-01329-0>

- Fagorite, V. I., Odundun, O. A., Iwueke, L. E., Nwaigbo, U. N., & Okeke, O. C. (2019). Wetlands; A review of their classification, significance and management for sustainable development. *Wetlands*, 5(3), 24-38. <https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=3147479>
- Haji Hashemi, L., Nohegar, A., & Farzaneh, M. (2025). Evaluation of Wetland Management Program from a Climate Change Perspective with an Ecosystem-Based Planning Approach: A Case Study of Shadegan Wetland. *Environment and Cross-Sectoral Development*, 10(88), 112-129. <https://doi.org/10.22034/envj.2025.542220.1544>
- Jafari Azar, S., Sabzghabaei, G. R., Tavakoly, M., & Dashti, S. (2018). Application of Multi-Criteria Decision-Making Methods in Environmental Risk Assessment (Case Study: The International Wetland of Shadegan, Khur_e_Omayyeh and Khur_e_Mousa Estuary). *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 6(4), 97-119. [In Persian] <https://doi.org/10.22067/GEO.V6I4.61254>
- Jafari Azar, S., Sabzghabaei, G. R., Tavakoly, M., & Dashti, S. (2020). Risk Assessment and Grading of Environmental Sustainability of the International Wetlands of Southern Coasts of Iran. *Natural Environmental Hazards*, 9(23), 41-62. [In Persian] <https://10.22111/JNEH.2019.28320.1487>
- Jalali, H. (2024). Investigating environmental and ecological threats following oil exploration and extraction from wetlands of Khuzestan province. Third International Conference on Agriculture, Food Industry and Environment, 1-10. [In Persian] <https://www.scirp.org/referenceid=25896>
- Jensi, Z., Mahmoodi Chenari, H., Rahimipour Shekhaninejad, M. A., Maskani, H., & Abedi, T. (2023). Layered analysis of the causes of instability in Iranian wetlands. *Majlis and Rahbord*, 30(114), 5-39. <https://doi.org/10.22034/mr.2022.5133.4932>
- Khatibi, A., Danehkar, A., & Pourabrahim, Sh. (2013). Introducing the DPSIR model and its applicability in environmental decision-making. *Human and Environment*, 35, 65-78 [In Persian]
- Kianpour, H., Dashti, S., & Behbash, R. (2010). Evaluation of ecosystem services of Miangeran Wetland based on the DPSIR framework for developing management strategies. *Wetland Ecobiology*, 15(55), 45-35. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/envj.2025.505505.1467>
- Lamhour, O., El Bouazzaoui, I., Perkumiené, D., Safaa, L., Aleinikovas, M., & Škëma, M. (2024). Groundwater and tourism: Analysis of research topics and trends. *Sustainability*, 16(9), 3723. <https://doi.org/10.3390/su16093723>
- Li, P., Wang, D., Li, W., & Liu, L. (2022). Sustainable water resources development and management in large river basins: an introduction. *Environmental Earth Sciences*, 81(6), 179. <https://doi.org/10.3390/su16093723>
- Lu, C., Li, W., Pang, M., Xue, B., & Miao, H. (2018). Quantifying the economy-environment interactions in tourism: case of Gansu Province, China[J]. *Sustainability*, 10(3), 711. <https://doi.org/10.3390/su10030711>
- Makanda, K., Nzama, S., & Kanyerere, T. (2022). Assessing the role of water resources protection practice for sustainable water resources management: A review. *Water*, 14(19), 3153. <https://doi.org/10.3390/w14193153>
- Malekmohammadi, B., Uvo, C. B., Moghadam, N. T., Noori, R., & Abolfathi, S. (2023). Environmental risk assessment of wetland ecosystems using Bayesian belief networks. *Hydrology*, 10(1), 16. [In Persian] <https://doi.org/10.3390/hydrology10010016>
- Moghim, A. (2015). Why is knowledge of hazards (risk assessment an innate thing)? *Environmental Risk Management*, 4(1), 7-1. <https://doi.org/10.3390/hydrology10010016>
- Perillo, G., Wolanski, E., Cahoon, D. R., & Hopkinson, C. S. (Eds.). (2018). *Coastal wetlands: an integrated ecosystem approach*. Elsevier. <https://shop.elsevier.com/books/coastal-wetlands/perillo/978-0-444-63893-9>
- Rahimi Balochi, L., & Malek Mohammadi, B. (2013). Assessing environmental risks of Shadegan International Wetland based on ecological performance indicators. *Ecology*, 39(1), 118-101. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/JES.2013.30394>

- Sabzqabaei, G. R., Munavari, S. M., Riyat, B., Khorasani, N. A., & Karami, M. (2013). Comparative analysis of pressures and threats of tropical wetlands using RAPPAM methodology (case study: wetlands of Khuzestan province). *Wetland Ecobiology*, 4(14), 55-68. [In Persian] <https://doi.org/10.30955/gnj.001468>
- Salarpour, R., Malekian, M., & Ghadirian, O. (2021). Monitoring changes and ranking threat factors of Miangharan wetland, Khuzestan Province. *Journal of Natural Environment*, 74(1), 83-95. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/JNE.2021.309286.2063>
- Silveira, L., & Brito, M. (2025). Leisure, tourism, and the importance of proximity to water: Insights from the resident population of Portugal. *Sustainable Futures*, 10, 101372. <https://doi.org/10.1016/j.sfr.2025.101372>
- Sirouspour, S., Barati, J., Zahidaghaei, M., Baghbanzadeh, A., Rabiei, M.A., & Parvizi, M. (2010). Flooding and its environmental impacts in Khuzestan Province. *National Conference on Building, Environment and Energy Management*. Ahvaz. [In Persian] <https://doi.org/10.3390/hydrology10010016>
- Sobhani, P., & Behdarasl, H. (2025). Identification and prioritization of environmental hazards in Sefidkuh protected area. *Town and Country Planning*, 17(2), 429-444. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/JTCP.2025.399801.670515>
- Sobhani, P., & Danehkar, A. (2023). Assessment of environmental risks and vulnerability of mangrove protected area using DPSIR model. *Environmental Risk Management*, 10(3), 232-215. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/JHSCI.2023.366567.797>
- Sobhani, P., & Danehkar, A. (2024). Evaluation of Function and Landscape Ecological Connectivity in Khamir-Qeshm Mangrove Forests. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 13(2), 45-64. [In Persian] <https://doi.org/10.22067/GEOEH.2023.82599.1372>
- Sobhani, P., Ahmadi Chegeni, A & Danehkar, A. (2025). Identifying Favorable Tourism Months in the Pol-e Dokhtar Wetlands No-Hunting Area. *Wetland Ecobiology*, 16(2), 53-64. [In Persian] <http://jweb.ahvaz.iau.ir/article-1-1092-en.html>
- Sobhani, P., Esmailzadeh, H., Wolf, I. D., Deljouei, A., Marcu, M. V., & Sadeghi, S. M. M. (2023). Evaluating the ecological security of ecotourism in protected area based on the DPSIR model. *Ecological Indicators*, 155, 110957. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.110957>
- Tamoli, T. K., Mohammadzadeh, S., & Yazdanpanah, M. (2023). Systematic study of the most important threatening factors of Shadegan and Horalazim Wetlands, 22(4), 13-22. [In Persian] <http://www.ensd.ir/post.aspx?id=798>



Comparative Analysis of Logistic Regression and Random Forest Algorithms for Landslide Susceptibility Mapping: A Case Study of the Haraz Road, Mazandaran, Iran

Jalal Samia ¹*

¹ Department of Geography, Faculty of Social Science and Humanities, University of Mazandaran, Babolsar, Iran

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 21 February 2026

Revised: 29 April 2026

Accepted: 05 May 2026

Available Online: 06 May 2026

Keywords:

Landslide susceptibility Mapping

Environmental Controlling Factors

Random Forest Algorithm

Logistic Regression

Haraz Road, North of Iran

ABSTRACT

Landslides are among the most significant geomorphological hazards, posing serious threats to transportation networks and infrastructure. This study aims to compare the performance of a reference statistical method, Logistic Regression (LR), and a machine learning algorithm, Random Forest (RF), for spatial landslide susceptibility mapping along the Haraz Road corridor in Mazandaran Province, northern Iran. In this study, a balanced dataset consisting of 10,000 pixels representing landslide and non-landslide locations, together with a set of environmental conditioning factors associated with landslide occurrence, was prepared. To improve model stability, ten independent training datasets and ten independent testing datasets were generated and used in the modelling process for both approaches. Model performance was evaluated using overall accuracy, the Kappa coefficient, and the area under the receiver operating characteristic curve (AUC). Finally, the best-performing models from both approaches were selected based on the AUC values obtained from the testing datasets, and landslide susceptibility maps were produced accordingly. The results indicate that both methods exhibit considerable capability in predicting landslide occurrences. The LR model achieved AUC values of 0.90 for the training datasets and 0.89 for the testing datasets, whereas the RF model yielded corresponding values of 0.93 and 0.89. Analysis of factor importance revealed that lithology and land use are the most influential factors controlling landslide occurrence along the Haraz Road. Moreover, the spatial distribution of susceptible zones in the produced landslide susceptibility maps shows a notable degree of consistency, suggesting that the quality and characteristics of input data may play a more decisive role than the complexity of the modelling algorithm. The findings of this study can contribute to landslide hazard management and to improving safety conditions along the Haraz Road.

* Corresponding author: Jalal Samia

E-mail address: j.samia@umz.ac.ir

How to cite this article: Samia, J. (2026). Comparative Analysis of Logistic Regression and Random Forest Algorithms for Landslide Susceptibility Mapping: A Case Study of the Haraz Road, Mazandaran, Iran. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 15(2), 163-186. <https://doi.org/10.22067/geoeoh.2026.97881.1651>



©2026 The author(s). This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

Extended Abstract

Introduction

Landslides are among the most significant natural disasters affecting susceptible mountainous regions, causing substantial damage to infrastructure, environment, and human life. Reliable identification of landslide-prone areas is therefore essential for hazard and risk management.

The Haraz Road in northern Iran represents one of the most critical transportation routes connecting capital to Mazandaran province, and it is frequently affected by landslides due to susceptible geological structures and lithology, steep slopes, climatic variability, and human interferences. These conditions highlight the necessity of developing accurate and scientifically robust landslide susceptibility models for effective risk reduction and planning.

In recent decades, landslide susceptibility modelling has increasingly relied on quantitative modelling approaches, particularly statistical approaches. Logistic Regression (LR) has been widely used as a reference statistical technique due to its simplicity, interpretability, and solid probabilistic foundation. In recent years, machine learning algorithms such as Random Forest (RF) have gained attention because of their ability to model nonlinear relationships, handle complex interactions among variables, and achieve high predictive accuracy without strict statistical assumptions. Despite the growing popularity of machine learning approaches, there remains ongoing debate regarding whether advanced algorithms significantly outperform traditional statistical approaches when datasets are properly prepared and validated.

Therefore, the main objective of this research is to implement a comparative evaluation of Logistic Regression and Random Forest models for spatial landslide susceptibility modelling along the Haraz road. The specific aims include: (1) evaluating the predictive performance and accuracy of both models using the same multiple training and testing datasets, (2) identifying the relative importance of environmental conditioning factors affecting landslide occurrence, and (3) generating landslide susceptibility maps suitable for hazard management and infrastructure planning.

Material and Methods

In order to model spatial landslide susceptibility using LR and RF, a comprehensive landslide inventory was prepared from field studies and existing geological data sources. Based on this inventory, an equal and balanced dataset consisting of 10,000 pixels was prepared, including 5,000 pixels with landslides and 5,000 non-landslide pixels. This balanced dataset was used to reduce classification bias and improve model reliability. Also, a set of environmental factors related to the 10000 pixels was used including lithology, land use, normalized difference vegetation index (NDVI), slope gradient, topographic position index (TPI), topographic wetness index (TWI), stream power index (SPI), plan and profile curvature, aspect-derived indices (northness and eastness), and distance-based factors such as proximity to roads, rivers, and faults.

To enhance model robustness and reduce uncertainty associated with random sampling, ten independent training datasets and ten corresponding testing datasets were generated using repeated random partitioning from the balanced dataset. Then, both LR and RF were implemented using identical datasets to ensure fair comparison. Logistic Regression modelling was performed using a binomial generalized linear modelling framework, while Random Forest modelling involved ensemble classification through multiple decision trees. For the Random Forest algorithm, hyperparameter tuning was performed to specify the optimal number of trees and the number of predictor variables per node of trees, thereby improving predictive performance and minimizing overfitting.

At the end, model performance was evaluated using multiple statistical metrics, including overall accuracy, Cohen's kappa coefficient, and the area under the receiver operating characteristic curve (AUC). These metrics were computed for each of the ten training and testing datasets, and the mean and standard deviation values were reported to assess model stability and reliability. The best-performing model for each approach was selected based on the highest AUC values obtained from validation datasets and based on that, landslide susceptibility maps were generated.

Results and Discussion

The results indicate that both LR and RF approaches achieved high predictive performance with strong classification capability. The mean AUC values of approximately 0.90 for 10 training datasets and 0.89 for 10 testing datasets in LR, demonstrate very good performance and accuracy. The RF approach achieved slightly higher training AUC values (approximately 0.93), while testing AUC values remained similar to LR (approximately 0.89), indicating comparable generalization performance between the two Approaches. Accuracy and kappa statistics also showed consistent results across the 10 training and 10 testing datasets for both models, confirming the robustness and reliability of the employed approaches.

Results related to the variable importance revealed that lithology and land use were the most influential factors in both approaches affecting landslide occurrence in the Haraz road. The dominance of lithology highlights the critical role of weak geological formations and weathered materials such as Shemshak formation and Scree deposits in controlling landslide susceptibility along the Haraz road.

The landslide susceptibility maps generated from the best-performing models in LR and RF showed similar spatial patterns, with high and very high susceptibility zones concentrated along steep slopes within regions characterized by weak lithological formations. The similarity between maps generated by LR and RF suggests that both models successfully captured the dominant controlling factors and their spatial relationships with landslides distribution along the Haraz road.

The relative similar predictive performance obtained by LR and RF in this study suggests that data quality, balanced sampling design, and rigorous validation procedures may play a more critical role than algorithm complexity alone in achieving reliable landslide susceptibility prediction. This finding supports previous research findings indicating that advanced machine learning methods do not always significantly outperform well-established statistical models when datasets are properly prepared. Therefore, LR remains a valuable reference approach, while RF provides complementary advantages in handling nonlinear relationships and variable interactions.

Conclusion

This study demonstrates that both LR and RF models provide reliable and robust outcomes for landslide susceptibility modelling. Although RF exhibited slightly higher performance during training phase, both models yielded similar predictive accuracy on independent testing datasets, indicating similar practical applicability for landslide susceptibility assessment. The selection of lithology and land use as dominant landslide influencing factors emphasizes the importance of geological formation and human land-use practices in influencing slope instability along mountainous roads.

From an applied point of view, the susceptibility maps generated in this research offer valuable tools and information for infrastructure management, land use planning, and disaster risk reduction strategies. The decision makers and planners can use these maps to prioritize landslides monitoring programs, engineering interventions, and land use regulation in high and very high risk zones, thereby improving road safety and reducing socio-economic and environmental losses.

Future research could consider dynamic triggering factors such as rainfall intensity, temporal land-use changes, and detailed topographic changes through radar remote sensing imageries to improve predictive capability and support early warning landslide systems. Additionally, the integration of remote sensing time-series data, advanced hybrid models, and deep learning approaches may further improve the performance and accuracy of landslide susceptibility models and provide a more reliable foundation for landslide hazard and risk assessments in complex mountainous environments.



دسترسی آزاد

نشریه علمی
جغرافیا و مخاطرات محیطی

DOI: 10.22067/GEOEH.2026.97881.1651

مقاله پژوهشی



بررسی مقایسه‌ای روش آماری رگرسیون لجستیک و الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی در پهنه‌بندی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش (منطقه مورد مطالعه: جاده هراز، مازندران)

جلال سمیعا^{*}

^۱ گروه جغرافیا، دانشکده علوم انسانی و اجتماعی، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخچه مقاله: تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۲/۰۲ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۲/۰۹ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۲/۱۵ کلمات کلیدی: پهنه‌بندی حساسیت زمین-لغزش عوامل کنترل‌کننده محیطی الگوریتم جنگل تصادفی رگرسیون لجستیک جاده هراز، شمال ایران	زمین‌لغزش‌ها به عنوان یکی از مهم‌ترین مخاطرات ژئومورفولوژیکی، تهدیدی جدی برای شبکه‌های حمل‌ونقل و زیرساخت‌ها به شمار می‌روند. پژوهش حاضر با هدف مقایسه کارایی روش مرجع آماری رگرسیون لجستیک و الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی در پهنه‌بندی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش در حاشیه جاده هراز انجام شده است. در این مطالعه و در ابتدا، مجموعه داده‌ای متعادل شامل ۱۰'۰۰۰ پیکسل؛ نقاط دارای زمین‌لغزش و فاقد زمین‌لغزش همراه با مجموعه عوامل محیطی مؤثر در وقوع زمین‌لغزش تهیه شد. به منظور افزایش پایداری مدل‌های، ۱۰ مجموعه داده آموزشی و ۱۰ مجموعه داده آزمایشی مستقل ایجاد و برای هر دو روش در فرآیند مدل‌سازی استفاده گردید. ارزیابی عملکرد مدل‌های با استفاده از شاخص‌های دقت کلی، ضریب کاپا و AUC انجام شد. در انتها، بهترین مدل‌های در هر دو روش بر اساس مقادیر AUC به دست آمده در داده‌های آزمایشی انتخاب و نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت وقوع زمین‌لغزش بر اساس آنها تولید شده است. نتایج نشان داده که هر دو روش از عملکرد قابل ملاحظه‌ای در پیش‌بینی زمین‌لغزش‌ها برخوردار می‌باشند. مقادیر AUC در روش رگرسیون لجستیک برای داده‌های آموزشی ۰/۹۰ و برای داده‌های آزمایشی ۰/۸۹ و در روش جنگل تصادفی به ترتیب ۰/۹۳ و ۰/۸۹ محاسبه شده است. تحلیل اهمیت عوامل مؤثر نشان داده که زمین‌شناسی و کاربری اراضی مهم‌ترین عوامل وقوع زمین‌لغزش در جاده هراز می‌باشند. توزیع مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش در نقشه‌های پهنه‌بندی زمین‌لغزش نیز تطابق قابل‌توجهی را نشان داده که می‌تواند بیانگر نقش تعیین‌کننده داده‌های ورودی نسبت به پیچیدگی الگوریتم مدل‌سازی باشد. یافته‌های این پژوهش می‌تواند در مدیریت مخاطره زمین‌لغزش و افزایش ایمنی جاده هراز کاربرد مؤثری داشته باشد.

مقدمه

مطالعه زمین لغزش به عنوان یک مخاطره هیدروژئومورفولوژیک (Reichenbach, Rossi, Malamud, Mihir & Guzzetti, 2018) به دلیل فراوانی وقوع و آثار منفی و مخرب در ایجاد انواع خسارتهای اجتماعی، اقتصادی و طبیعی همواره به عنوان یک چالش برای کشورها، سازمانهای مسئول و مؤسسات علمی و پژوهشی در سرتاسر دنیا می‌باشد. بر اساس پایگاه اطلاعاتی EM-DAT، ۱۷٪ از تلفات انسانی ناشی از وقوع بلایای طبیعی مرتبط با زمین لغزش‌ها بوده که سالانه همراه با میلیاردها دلار خسارات اقتصادی در دنیا می‌باشد (CRED, 2023). در کنار آثار مخرب اقتصادی و اجتماعی، زمین لغزش‌ها دارای تبعات منفی زیست‌محیطی از جمله تخریب پوشش گیاهی، ایجاد آلودگی رسوبی در منابع آبی و از بین رفتن زیستگاه‌های حیات وحش می‌باشند (Geertsema, Highland & Vaugeouis, 2009). از نظر ژئومورفولوژیکی، زمین لغزش‌ها حرکات توده‌ای می‌باشند که عمدتاً بر روی شیب‌ها به صورت جابه‌جایی سنگ، خاک و یا ترکیب آنها و تحت تأثیر نیروی ثقلی زمین به وقوع می‌پیوندند (Cruden & Varnes, 1996) و نقش مهمی در روند تکاملی چشم‌اندازهای نواحی کوهستانی دارند (Gariano & Guzzetti, 2016). در کنار مستعد بودن ویژگی‌های ذاتی یک منطقه از نظر زمین‌شناسی و توپوگرافی نسبت به وقوع زمین لغزش، بارندگی‌های شدید و بلند مدت، زلزله، فعالیت‌های آتشفشانی، ذوب برف و بهره‌برداری از منابع زمین در نواحی کوهستانی می‌تواند زمینه را جهت وقوع زمین لغزش فراهم کند (Rault et al., 2022; Mc Coll, 2022; Markovic et al., 2024; Bibentyo et al., 2024).

در زمینه مطالعه زمین لغزش‌ها، ارزیابی حساسیت زمین لغزش مبنا و پایه‌ای علمی جهت مدیریت خطر وقوع زمین لغزش و برنامه‌ریزی کاربری اراضی در مطالعات آمایش سرزمین فراهم می‌کند (Pawluszek & Borkowski, 2017). در ارزیابی حساسیت زمین لغزش، احتمال مکانی وقوع زمین لغزش در یک منطقه مورد بررسی قرار گرفته که براساس آن، شدت‌های مختلف حساسیت مکانی وقوع زمین لغزش از خیلی کم تا خیلی زیاد تعیین می‌گردد (Rossi, Bornaetxea & Reighenbach, 2022). نتایج به دست آمده از ارزیابی حساسیت وقوع زمین لغزش می‌تواند در ارزیابی خطر و ریسک وقوع زمین لغزش و همچنین در طراحی، اجرا و مدیریت سیستم‌های هشداردهی اولیه وقوع زمین لغزش مورد استفاده قرار گیرد (Guzzetti et al., 2020). جهت ارزیابی حساسیت وقوع زمین لغزش روش‌های متعددی مورد استفاده قرار می‌گیرد که به صورت کلی شامل (الف) نقشه‌برداری ژئومورفولوژیکی، (ب) تحلیل نقشه‌های فهرست زمین لغزش، (پ) روش‌های تحلیل اکتشافی، (ت) مدل‌سازی فیزیکی و (ث) روش‌های آماری می‌باشد (Reichenbach et al., 2018). فرضیه اساسی در استفاده از تمامی این روش‌ها، راهنما بودن توزیع زمین لغزش‌های گذشته و حال و شرایط وقوع آنها، جهت پیش‌بینی مکانی وقوع زمین لغزش‌ها در آینده می‌باشد (Spiekermann et al., 2023). در سال‌های اخیر، روش‌های یادگیری ماشین به دلیل قابلیت کمی‌سازی رابطه غیرخطی بین زمین لغزش‌ها و عوامل مؤثر بر وقوع آنها و همچنین محاسبه خودکار پارامترهای مدل‌هایی ارزیابی حساسیت وقوع زمین لغزش مورد توجه محققان قرار گرفته است (Liu, Wang, Zhang, He & Pijush, 2023). به عنوان نمونه و بر اساس پژوهش تریجیلا و همکاران (Trigila, Iadanza, Esposito & Scarascia, 2015)، پهنه‌بندی خطر زمین لغزش در منطقه سیسیلی ایتالیا با استفاده از روش‌های آماری و الگوریتم‌های یادگیری ماشین انجام شد که در آن روش آماری رگرسیون لجستیک و الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی بالاترین میزان دقت را در پیش‌بینی مکانی وقوع زمین لغزش نشان دادند. بررسی مقایسه‌ای استفاده از روش‌های اکتشافی، آماری و یادگیری ماشین در منطقه شیچنگ^۱ کشور چین نشان داده که روش‌های یادگیری ماشین از دقت بالاتری در پیش‌بینی مکانی وقوع زمین لغزش نسبت به سایر روش‌ها برخوردار می‌باشند (Huang et al., 2020). در تحقیق انجام شده توسط گوتز و همکاران (Goetz, Brenning, Petschko & Leopold, 2015)، روش‌های آماری و تکنیک‌های یادگیری ماشین، جهت مدل‌سازی مکانی حساسیت وقوع زمین لغزش در زون‌های

مولاس^۱، فلیش^۲ و آستروآلپین^۳ کشور اتریش با خصوصیات متفاوت زمین‌شناسی و ژئومورفولوژیکی مورد استفاده قرار گرفته و نتایج نشان داده که اگر چه روش جنگل تصادفی بالاترین میزان دقت جهت مدل‌سازی مکانی را ارائه داده ولی اختلاف آماری معنی‌داری بین روش‌های ذکر شده وجود ندارد.

در نتیجه و با توجه به توسعه روز افزون و گستردگی کاربرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین در مدل‌سازی مکانی حساسیت وقوع زمین‌لغزش، ضرورت مقایسه دقت و عملکرد آن با روش‌های آماری مبنا و پایه مورد استفاده وجود دارد. در این راستا، هدف از این تحقیق بررسی مقایسه‌ای دقت و عملکرد الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی با روش آماری سنتی رگرسیون لجستیک در مدل‌سازی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش می‌باشد. بدین منظور، جاده هراز در استان مازندران به عنوان خطرناک‌ترین جاده کوهستانی کشور از نظر وقوع زمین‌لغزش که همواره چالش اساسی ایمنی حمل و نقل در این جاده بوده، مورد مطالعه قرار گرفته است. پیشینه مطالعات انجام شده در جاده هراز نشان می‌دهد که مدل‌سازی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش عمدتاً با تحلیل موردی زمین‌لغزش امام‌زاده علی در امتداد جاده هراز (Karimnejad, Ghayoumian, Shariat Jafari & Pour Kermani, 1999)، در مقیاس حوضه آبخیز هراز (Sepah Vand, Moradi & Abdolmaleki, 2016)، با استفاده از روش‌هایی نظیر تحلیل سلسله مراتبی و شبکه‌های عصبی مصنوعی (Emadodin & Moradi, 2018)، با تمرکز در بخشی از جاده هراز (Mohammadi & Sasanpour, 2021) و بررسی نقش پارامتر زمین‌شناسی در وقوع زمین‌لغزش (Dehghan Farouji & Beitollahi, 2022)، انجام شده است. نوآوری پژوهش حاضر نسبت به مطالعات انجام شده، در استفاده از روش جنگل تصادفی با قابلیت اعتبارسنجی متقابل ۱۰ گانه، بهینه‌سازی ابرپارامترهای این الگوریتم، ارزیابی دقت و عملکرد روش جنگل تصادفی و همچنین ارزیابی دقت و عملکرد روش آماری رگرسیون لجستیک در ۱۰ بار تکرار مدل‌هایی آموزشی و اعتبارسنجی می‌باشد.

منطقه مورد مطالعه

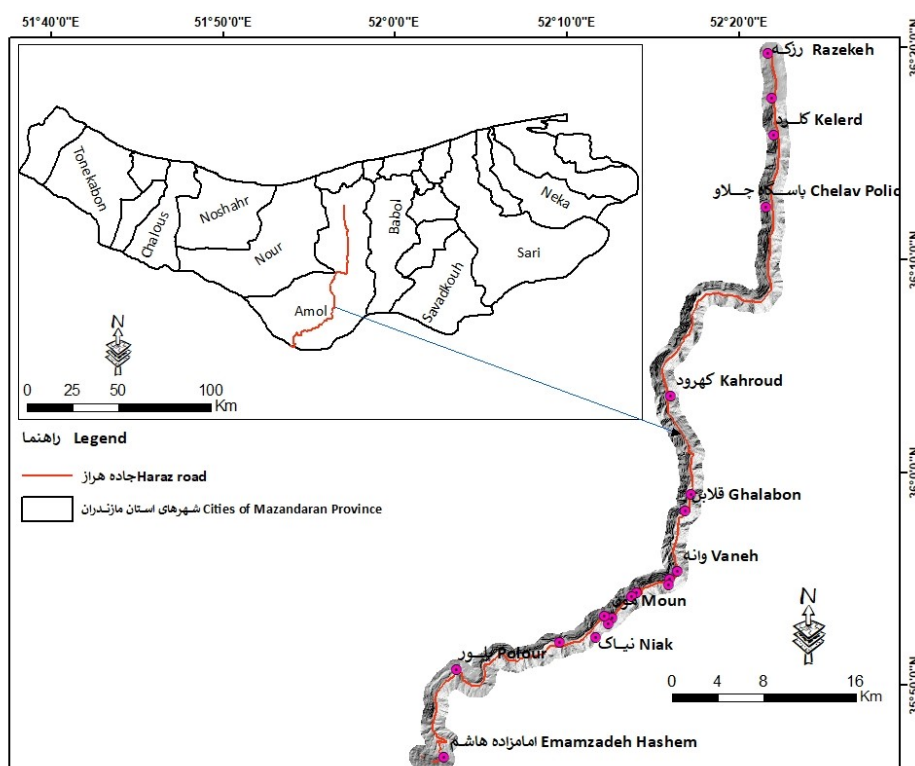
جاده هراز (محور ارتباطی شماره ۷۷) به عنوان یکی از شریان‌های اصلی شمال کشور، نقش کلیدی در اتصال نواحی مرکزی ایران به استان مازندران ایفا می‌کند. این جاده با طول تقریبی ۱۶۵ کیلومتر، پس از محور کندوان در چالوس، کوتاه‌ترین مسیر دسترسی زمینی بین تهران و استان مازندران محسوب می‌شود و به همین دلیل از اهمیت راهبردی، اقتصادی و اجتماعی بالایی برخوردار است. این جاده به دلیل عبور از مناطق کوهستانی فعال از نظر زمین‌ساختی و ژئومورفولوژیکی، شرایط محیطی پیچیده‌ای را از نظر ناپایداری دامنه‌ای و وقوع انواع زمین‌لغزش‌ها دارا می‌باشد. وجود جلوه‌های شاخص طبیعی نظیر دامنه‌های جنوبی کوه دماوند، تنوع چشمگیر واحدهای سنگی و اشکال ناهمواریهای ژئومورفولوژیک، و همچنین پراکندگی سکونتگاه‌های فصلی و مناطق گردشگری در امتداد این جاده، سبب شده است این محور در بیشتر ایام سال حمل و نقل ترافیکی قابل توجهی داشته باشد. محدوده مورد بررسی در این تحقیق شامل بخش اصلی جاده هراز به طول حدود ۹۲ کیلومتر، از محدوده منطقه رزکه تا امام‌زاده هاشم (ع) در استان مازندران می‌باشد (شکل ۱). این محدوده، به دلیل تغییرات شدید ناهمواری‌ها و قرارگیری در زون‌های مرتفع البرز مرکزی، از نظر وقوع فرآیندهای ناپایداری دامنه‌ای و زمین‌لغزش از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. از زمین‌لغزش‌های مهم به وقوع پیوسته در این جاده، زمین‌لغزش امام‌زاده علی در منطقه آب اسک در خرداد ۱۳۷۰ می‌باشد که باعث تخریب کامل ۳۸۰ متر از جاده هراز، خسارت‌های اقتصادی ناشی از ۴۵ روز مسدودی جاده، تخریب کامل بقعه امام‌زاده علی، تخریب چندین واحد مسکونی و تجاری، مدفون شدن روستای پشنگ با ۱۵ خانوار و تخریب دکل‌های مخابرات و فشار برق قوی شده است (Karimnejad et al., 1999).

1- Mollasse

2- Fliesch

3- Austroalpine

ویژگی‌های فیزیوگرافی و توپوگرافیکی منطقه شامل شیب‌های تند، برش‌های عمیق توپوگرافی، و تنوع سازندهای زمین‌شناسی، در کنار شرایط اقلیمی ناپایدار با بارش‌های شدید باران و برف و همچنین لرزه‌خیزی منطقه زمینه مساعدی را برای وقوع انواع زمین‌لغزش‌ها فراهم کرده است. در این زمینه در جاده هراز، خصوصیات زمین‌شناسی نقش تعیین‌کننده‌ای در وقوع زمین‌لغزش و ناپایداری شیب‌ها دارند. به عنوان نمونه، وجود آبرفت‌های سست، واریزه‌های کوهی و تالوس به دلیل نفوذپذیری بالا و عدم استحکام، واحدهای پیروکلاستیک و مواد آتشفشانی سست به دلیل ساختار دانه‌ریز، کم‌سیمانی و تمایل بالا به جذب آب و سازند شمشک به دلیل وجود رس و لایه‌بندی ضعیف، مستعدترین قسمت‌های جاده از نظر وقوع زمین‌لغزش می‌باشند. همچنین، مجموعه‌ای از گسل‌های فعال و نیمه‌فعال شامل شاخه‌های فرعی گسل مشا-فشم، گسل‌های جوان مرتبط با مجموعه آتشفشانی دماوند و گسل‌هایی نظیر منگل و نوررود حضور دارند که با ایجاد زون‌های خردشدگی و افزایش شدت درزه‌داری در واحدهای زمین‌شناسی مستعد، شرایط را برای وقوع زمین‌لغزش‌ها در حاشیه جاده فراهم می‌کنند. علاوه بر این، جاده هراز جزء مناطق پربارش بوده (بارش سالانه ۸۴۰ میلیمتر در ایستگاه کرسنگ و ۴۵۵ میلیمتر در ایستگاه پلور) (سازمان هواشناسی مازندران)، به طوری که بارندگی‌های شدید و نفوذ آب به درون درزه‌ها و خاک‌های دامنه‌ای باعث کاهش مقاومت مصالح و افزایش وزن دامنه می‌شود و زمینه را برای وقوع زمین‌لغزش‌های سطحی، عمقی و سقوط سنگ فراهم می‌کند. همچنین ذوب برف در اواخر زمستان و اوایل بهار با افزایش ناگهانی فشار آب منفذی، نیز یکی از مهم‌ترین محرک‌های ناپایداری دامنه‌ها در حاشیه این جاده است. علاوه بر عوامل طبیعی، فعالیت‌های انسانی نظیر راه‌سازی، معدن‌کاری، تغییر کاربری اراضی و توسعه راه‌های فرعی ارتباطی، تعادل طبیعی پایداری دامنه‌ها را برهم زده و احتمال وقوع لغزش‌های دامنه‌ای را افزایش داده‌اند. در نتیجه، وقوع انواع زمین‌لغزش در این جاده، ایمنی تردد، پایداری زیرساخت‌ها و محیط زیست منطقه را با تهدید جدی مواجه ساخته است.



شکل ۱- منطقه مورد مطالعه

Fig.1. Study area

مواد و روش‌ها

جهت مدل‌سازی مکانی حساسیت وقوع زمین‌لغزش در امتداد جاده هراز رخدادهای زمین‌لغزش به عنوان پارامتر وابسته و عوامل توپوگرافیکی و هیدرولوژیکی، زمین‌شناسی، کاربری اراضی، پوشش گیاهی و عوامل انسانی به عنوان پارامترهای مستقل به شرح ذیل مورد استفاده قرار گرفته‌اند:

توزیع مکانی رخداد زمین‌لغزش‌ها

زمین‌لغزش‌های به وقوع پیوسته در امتداد جاده هراز با استفاده از مطالعات میدانی و همچنین نقشه‌های زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ شیت‌های آمل و دماوند، شناسایی و موقعیت آنها در بستر سامانه اطلاعات مکانی (GIS^۱) به صورت نقشه فهرست رخداد زمین‌لغزش تهیه شده است. در مطالعه میدانی با همکاری متخصصین زمین‌شناسی و ژئومورفولوژی، ۸۳ نقطه مرتبط با زمین‌لغزش در حاشیه جاده هراز از منطقه رزکه تا امام‌زاده هاشم (ع) شناسایی (شکل ۲) و موقعیت آنها با گیرنده GPS^۲ ثبت و در ترکیب و تصحیح با داده‌های زمین‌لغزش موجود در نقشه‌های زمین‌شناسی منطقه، به عنوان نقشه نهایی فهرست زمین‌لغزش (شکل ۳) جهت مدل‌سازی و پهنه‌بندی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش مورد استفاده قرار گرفته است.

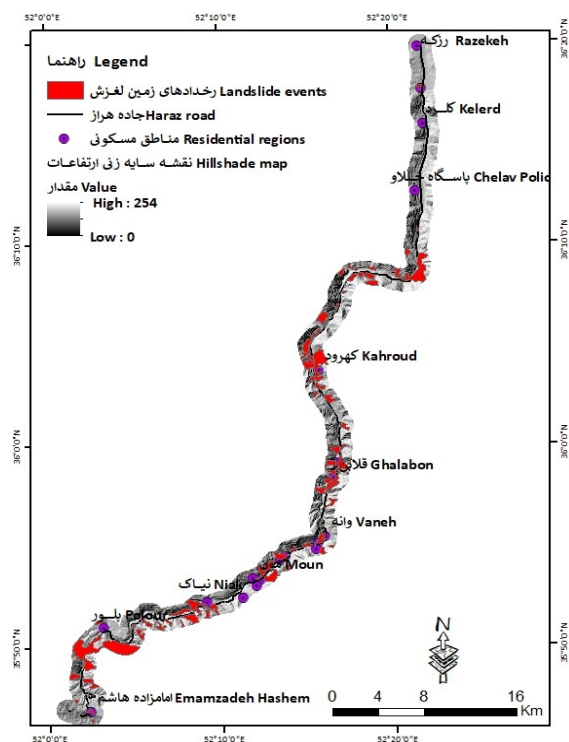


شکل ۲- نمونه‌ای از زمین‌لغزش (الف) و دیواره حائل جهت (ب) جلوگیری از ریزش سنگ در قسمت‌های سیاه بیشه و پنجاب در حاشیه جاده هراز

Fig. 2. A sample of landslide (A) and retaining wall (B) for preventing rockfall in Siah Bisheh and Panjab regions on the side of Haraz road

1- Geographic Information System

2- Global Position System



شکل ۳- توزیع مکانی رخدادهای زمین لغزش در حاشیه جاده هراز

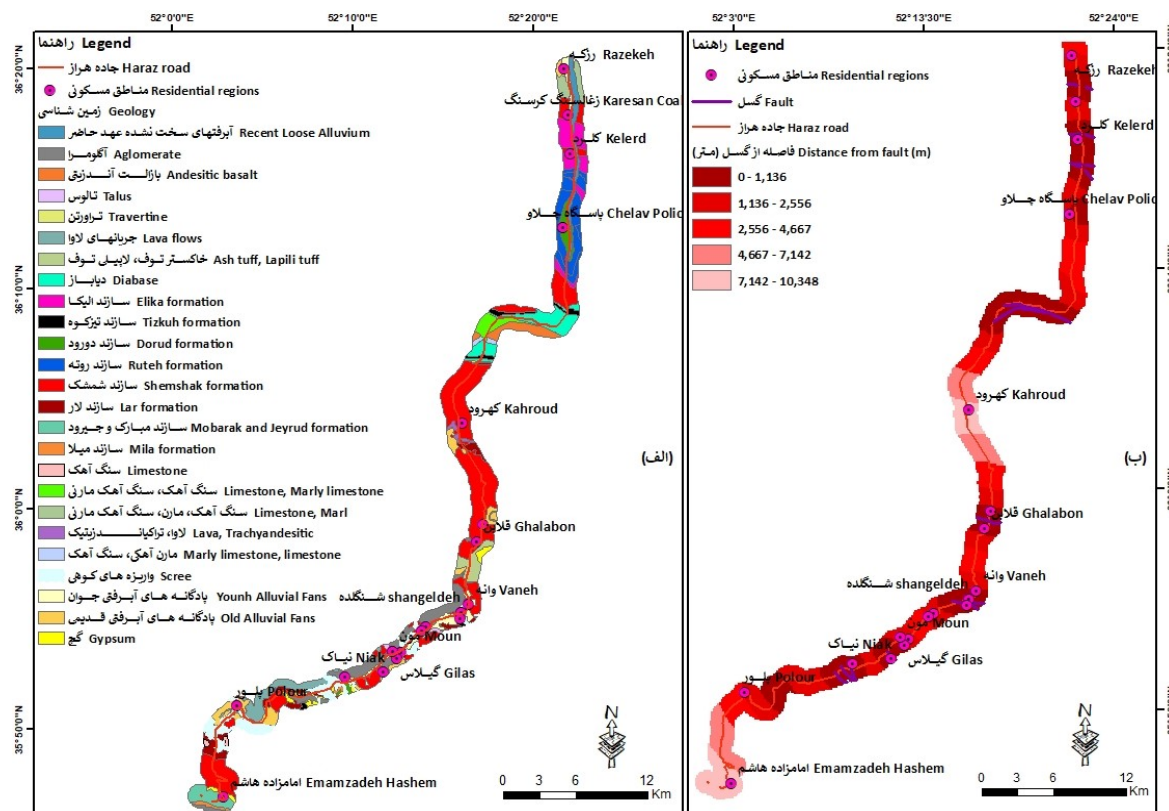
Fig.3. Spatial distribution of landslide events on the side of Haraz road

عوامل تأثیرگذار بر وقوع زمین لغزش

در این پژوهش، تأثیر عوامل مستقل زمین‌شناسی، توپوگرافی، هیدرولوژی، پوشش گیاهی، کاربری اراضی و عوامل انسانی در مدل‌سازی مکانی حساسیت وقوع زمین لغزش به شرح ذیل مورد بررسی قرار گرفته است:

با توجه به نقش و اهمیت زمین‌شناسی، تنوع لایه‌های سنگی و گسل‌ها در مطالعات مرتبط با ناپایداری دامنه‌ها و وقوع زمین لغزش، از روی نقشه‌های زمین‌شناسی آمل و دماوند به مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰، سازندهای زمین‌شناسی، لیتولوژی و تنوع لایه‌های سنگی و همچنین گسل‌های موجود در امتداد جاده هراز در بستر GIS استخراج و با استفاده از تحلیل فاصله‌ای، نقشه فاصله از گسل در منطقه مورد مطالعه تهیه شده است (شکل‌های ۴ الف و ب). در تهیه نقشه فاصله از گسل، روش طبقه‌بندی Natural Breaks (Jenks) بدلیل دقت بالاتر در نمایش ساختار واقعی مقادیر اطلاعاتی موجود در لایه فاصله از گسل مورد استفاده قرار گرفته است.

در ارتباط با عوامل توپوگرافیکی، مدل رقومی ارتفاع در امتداد جاده هراز به ابعاد ۳۰×۳۰ از روی نقشه‌های توپوگرافی ۱:۲۵۰۰۰ سازمان نقشه‌برداری کشور تهیه شده و از روی آن لایه‌های اطلاعاتی شیب، جهات شیب شمال‌گرا و شرق‌گرا، انحنا، سطح و مقطع دامنه‌ای تهیه شده است (شکل‌های ۵ الف-و). انتخاب این عوامل بر مبنای دانش رایج در زمینه مکانیزم‌های فیزیکی و فرآیندهای مؤثر در وقوع زمین لغزش صورت گرفته که هر کدام از موارد ذکر شده در این زمینه نقش مؤثری دارند. در این راستا، شیب عامل اصلی افزایش نیروهای گرانشی و تنش برشی در دامنه‌های ناپایدار می‌باشد. جهات شیب، به طور غیرمستقیم بر میزان تابش خورشید، الگوهای رطوبتی خاک و نوع پوشش گیاهی تأثیر می‌گذارند که تمامی این موارد می‌توانند پایداری دامنه‌ها را تحت تأثیر قرار دهند. انحنا، سطح بر نحوه تجمع و پراکندگی آب‌های سطحی و زیرسطحی در دامنه‌ها تأثیر گذاشته که در دامنه‌های مقعر می‌تواند منجر به افزایش وزن و تحریک وقوع زمین لغزش گردد. انحنا، مقطع نیز بر سرعت و الگوی جریان آب و تجمع احتمالی آن در طول پروفیل دامنه‌ها اثر گذاشته که به نوبه خود می‌تواند در وقوع زمین لغزش مؤثر باشد.



شکل ۴- لایه‌های اطلاعاتی زمین‌شناسی (الف) و فاصله از گسل (ب) در حاشیه جاده هراز

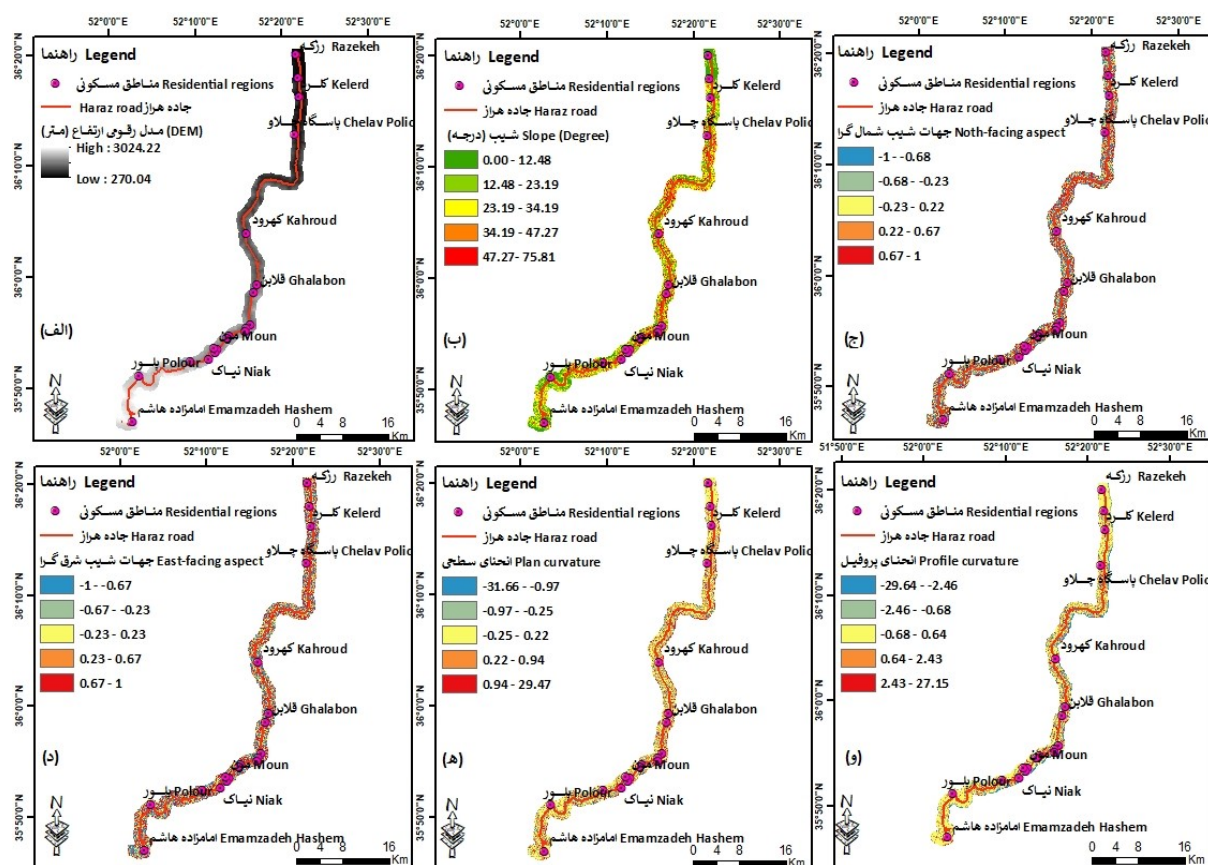
Fig. 4. Geology (A) and fault (B) from distance on the side of Haraz road

همچنین، پارامترهای هیدرولوژیکی و مورفومتریک شامل لایه‌های اطلاعاتی فاصله از آبراهه، شاخص زبری زمین (TRI^1)، شاخص رطوبت توپوگرافیکی (TWI^2) و شاخص قدرت جریان آبراهه (SPI^3) از روی مدل رقومی ارتفاع و نقشه‌های توپوگرافی ۱:۲۵۰۰۰ و همچنین توابع تحلیل فاصله‌ای در GIS تهیه شده است (شکل‌های ۶ الف-د). فاصله از آبراهه بیانگر میزان تأثیر فرسایش جانبی و تمرکز رواناب بوده و دامنه‌های نزدیک به آبراهه معمولاً حساسیت بیشتری به وقوع زمین‌لغزش دارند. شاخص زبری زمین (TRI) تعیین‌کننده شدت تغییرات ارتفاعی و ناهمواری بوده و مقادیر بالای آن با شیب‌های ناپایدار و پتانسیل بیشتر جهت وقوع زمین‌لغزش مرتبط است. شاخص رطوبت توپوگرافیکی (TWI) نواحی مستعد تجمع رطوبت و اشباع خاک را مشخص می‌کند که افزایش فشار آب منفذی و کاهش مقاومت برشی را در پی دارد. شاخص قدرت جریان آبراهه (SPI) نیز بیانگر پتانسیل تمرکز انرژی رواناب و فرسایش در جریان آبراهه‌ها بوده که می‌تواند موجب ناپایداری بیشتر دامنه‌ها شود. به همین دلیل این فاکتورها از مهم‌ترین متغیرهای کنترل‌کننده وقوع زمین‌لغزش محسوب می‌شوند که در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفتند.

1- Topographic Roughness Index

2- Topographic Wetness Index

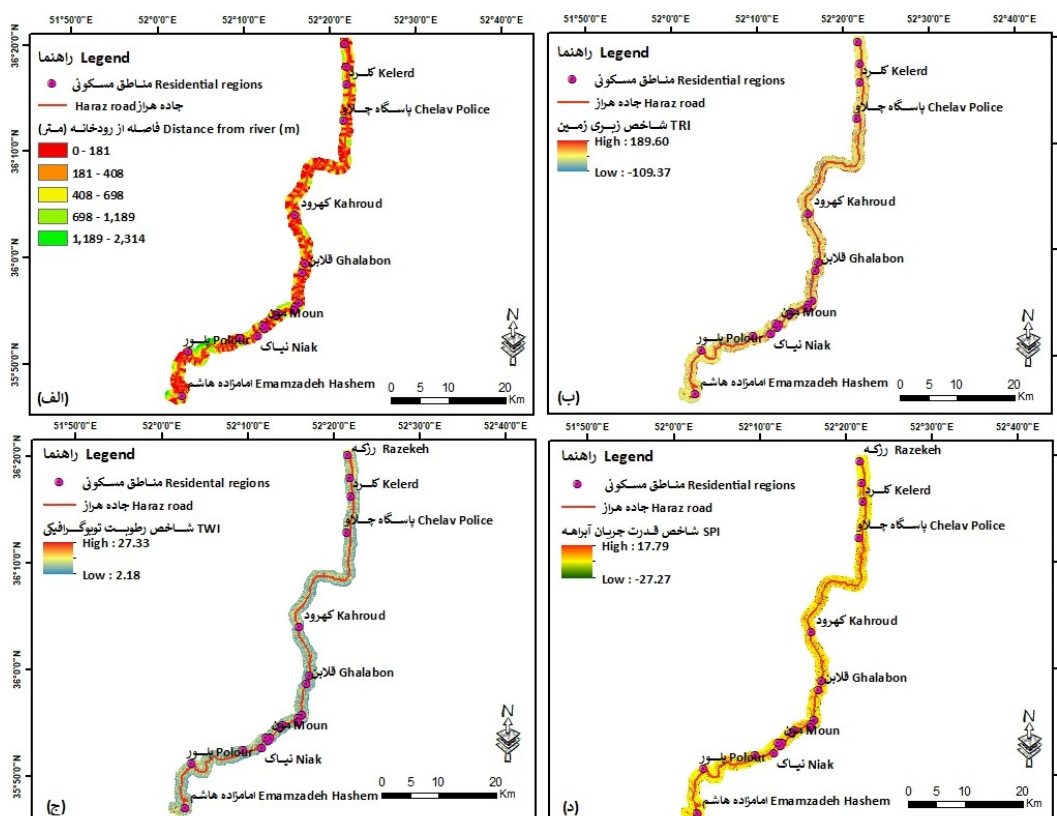
3- Stream Power Index



شکل ۵- لایه‌های اطلاعاتی مدل رقومی ارتفاع (DEM) (الف)، شیب (ب)، جهات شیب شمال‌گرا (ج)، جهات شیب شرق‌گرا (د)، انحنای سطحی (ه) و پروفیلی (و) در حاشیه جاده هراز

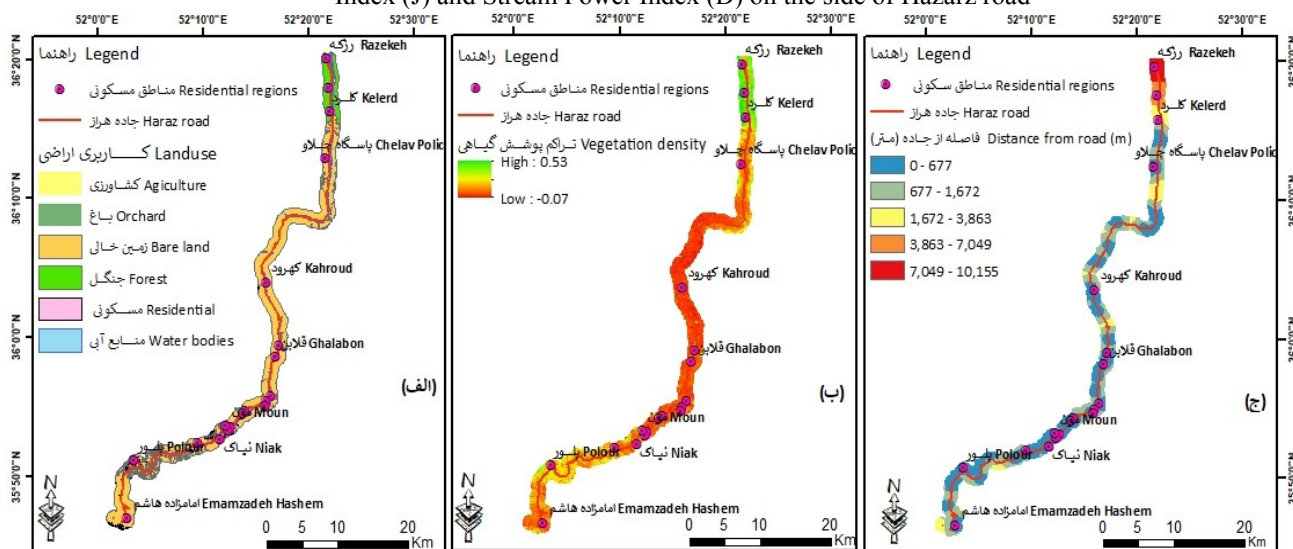
Fig. 5. DEM (A), slope (B), north-facing aspect (J), east-facing aspect (D), plan (H) and profile (V) curvatures on the side of Haraz road

علاوه بر این، با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست سنجنده ETM^{+1} و همچنین نقشه‌های توپوگرافی و اطلاعات موجود در پلتفرم OpenStreetMap منطقه مورد مطالعه، لایه‌های اطلاعاتی کاربری اراضی، تراکم پوشش گیاهی و فاصله از جاده‌های فرعی در امتداد جاده هراز استخراج شده است (شکل‌های ۷ الف-ج). کاربری اراضی به دلیل اثرگذاری بر روی نوع بهره‌برداری از زمین، میزان نفوذپذیری، فرسایش‌پذیری و تغییرات ساختمانی خاک در وقوع زمین‌لغزش مؤثر می‌باشد. تراکم پوشش گیاهی نیز از طریق تقویت انسجام خاک، کاهش رواناب سطحی و افزایش نفوذ آب، نقشی اساسی در کنترل وقوع زمین‌لغزش دارد. همچنین، فاصله از جاده‌های فرعی نشان‌دهنده تأثیر فعالیت‌های عمرانی بر دامنه‌ها بوده که می‌تواند بر روی تعادل طبیعی شیب‌ها در اثر جاده‌سازی تأثیرگذار باشد.



شکل ۶- لایه‌های اطلاعاتی مرتبط با فاصله از رودخانه (الف)، شاخص زبری زمین (ب)، شاخص رطوبت توپوگرافیکی (ج) و شاخص قدرت جریان آبراهه (د) در حاشیه جاده هراز

Fig.6. Information layers of distance from the river (A), Topographic Roughness Index (B), Topographic Wetness Index (J) and Stream Power Index (D) on the side of Haraz road



شکل ۷- لایه‌های اطلاعاتی کاربری اراضی (الف)، پوشش گیاهی (ب) و فاصله از جاده‌های فرعی (ج) در حاشیه جاده هراز

Fig.7. Information layers of landuse (A), vegetation (B) and distance from Secondary road (J) on the side of Haraz road

مدل‌سازی مکانی حساسیت وقوع زمین‌لغزش

مدل‌سازی مکانی حساسیت وقوع زمین‌لغزش، احتمال وقوع زمین‌لغزش در یک منطقه بر اساس ویژگی‌های ذاتی آن منطقه (نظیر زمین‌شناسی و شیب) را پیش‌بینی می‌کند (Rossi et al., 2022). بدین منظور در این پژوهش، روش آماری رگرسیون لجستیک و الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی مورد استفاده قرار گرفته و دقت و عملکرد آنها در پیش‌بینی مکانی وقوع زمین‌لغزش در حاشیه جاده هراز مورد بررسی و مقایسه قرار گرفته است. در این زمینه، انجام مدل‌سازی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش با روش‌های رگرسیون لجستیک و الگوریتم جنگل تصادفی، تهیه نمودارهای مرتبط با آموزش و اعتبارسنجی مدل‌های و همچنین تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش در نرم افزار R و با بسته‌های randomForest، Caret، pROC و Stat انجام شده و تهیه نقشه‌های عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش و داده‌های زمین‌لغزش در نرم افزار ArcGIS انجام شده است.

روش آماری رگرسیون لجستیک

رگرسیون لجستیک یکی از روش‌های آماری متداول و به عنوان مدل مبنای مرجع آماری (Reichenbach et al., 2018) در مطالعات حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش به طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته است (Rossi & Reighenbach, 2016). این روش با مدل‌سازی احتمال وقوع رخداد‌های باینری نظیر وقوع یا عدم وقوع زمین‌لغزش بر اساس مجموعه‌ای از عوامل وابسته و مستقل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش، امکان ارزیابی کمی و پیش‌بینی احتمالاتی وقوع زمین‌لغزش را فراهم می‌آورد. در این روش، متغیر وابسته وجود و عدم وجود رخداد زمین‌لغزش و متغیرهای مستقل شامل پارامترهای توپوگرافی، زمین‌شناسی، هیدرولوژیکی و کاربری اراضی و عوامل انسانی می‌باشد. در این روش، رابطه بین متغیرهای مستقل و وابسته به منظور پیش‌بینی احتمالاتی وقوع زمین‌لغزش (p) با مقادیر بین صفر و یک به صورت رابطه‌های (۱ و ۲) بیان می‌شود (Das, Sahoo, Van Westen, Stein & Hack, 2010):

$$p = \ln\left(\frac{1}{1+e^{-z}}\right) \quad (1)$$

$$z = B_0 + B_1X_1 + B_2X_2 + \dots + B_nX_n \quad (2)$$

که در آن z ترکیب خطی ضرایب مرتبط با متغیرهای مستقل مورد استفاده توسط رگرسیون لجستیک بر اساس اهمیت و سطح معنی‌داری آماری آنها بوده، B_0 ضریب ثابت، B_1 ، B_2 و B_n ضرایب مرتبط با اهمیت متغیرهای وابسته X_1 ، X_2 و X_n متغیرهای وابسته انتخاب شده توسط مدل می‌باشند.

در این پژوهش، به دلیل عدم توازن داده‌ها، به منظور جلوگیری از عدم تمرکز نمونه‌ها در یک منطقه خاص و جلوگیری از سوگیری مکانی^۱ و همچنین افزایش حساسیت مدل در شناسایی مکان‌های مستعد وقوع زمین‌لغزش، یک مجموعه داده متعادل و برابر متشکل از ۱۰۰۰۰ پیکسل دارای رخداد زمین‌لغزش و پیکسل‌های فاقد رخداد زمین‌لغزش به همراه ویژگی‌های زمین‌شناسی، توپوگرافیکی، هیدرولوژیکی، عوامل انسانی، کاربری اراضی و پوشش گیاهی موجود در آنها به صورت تصادفی انتخاب شده است. همچنین به منظور ارزیابی پایداری مدل، افزایش قابلیت اعتماد نتایج و بررسی حساسیت مدل نسبت به تغییر داده‌های ورودی، این انتخاب تصادفی، ۱۰ بار تکرار شده است. پس از آماده‌سازی ۱۰ مدل آموزشی (۷۰٪ داده‌ها) و ۱۰ مدل آزمایشی (۳۰٪ داده‌ها)، رگرسیون لجستیک بر روی آنها اعمال شده و به منظور کاهش ریسک بیش‌برازش در مدل، احتمالات ورودی و حذفی به ترتیب ۰/۰۵ و ۰/۰۶ در نظر گرفته شده است. همچنین، به منظور جلوگیری از اثر هم‌خطی چندگانه آیین متغیرهای مستقل، فقط متغیرهایی در مدل رگرسیون لجستیک مورد استفاده قرار گرفتند که ضریب همبستگی مقایسه‌ای زوجی بین آنها کمتر از ۰/۶ بوده است. به منظور ارزیابی دقت و عملکرد ۱۰ مدل آموزشی و ۱۰ مدل آزمایشی، ماتریس درهم ریختگی و شاخص کاپا (Sterlacchini et al.,

1- Spatial bias

2- Multicollinearity

(2011) و همچنین شاخص سطح زیر منحنی (AUC^1) (Fawcett, 2006) مورد استفاده قرار گرفته است. سپس اهمیت متغیرهای مؤثر در وقوع زمین لغزش در مدلی که بیشترین مقدار AUC در قسمت اعتبارسنجی را داشته معرفی و نقشه حساسیت مکانی وقوع زمین لغزش با استفاده از این مدل تهیه شده است.

الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی

الگوریتم جنگل تصادفی (Breiman, 2001) یکی از روش‌های یادگیری ماشین غیرپارامتریک و چندمتغیره است که بر پایه ترکیب مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم‌گیری ایجاد می‌شود. در این روش، هر درخت تصمیم با استفاده از نمونه‌برداری تصادفی بوت استرپ از داده‌های آموزشی ساخته شده و خروجی نهایی مدل از تجمیع نتایج تمامی درخت‌ها حاصل می‌شود. مطالعات متعدد در سال‌های اخیر نشان داده‌اند که الگوریتم جنگل تصادفی در مدل‌سازی حساسیت مکانی وقوع زمین لغزش، در مقایسه با روش‌های آماری کلاسیک، از دقت و کارایی مشابه و گاهی بالاتر برخوردار است (Chen et al., 2017; Trigila et al., 2015; Ghosh & Maiti, 2021). ساختار گروهی این الگوریتم موجب کاهش ناپایداری، واریانس بالا و سوگیری موجود در درخت‌های تصمیم‌گیری منفرد شده و در نتیجه عملکرد مدل را به طور قابل ملاحظه‌ای بهبود می‌بخشد (Erener, Mutlu & Düzgün, 2016). در چارچوب جنگل تصادفی، هر درخت تصمیم‌گیری با استفاده از متغیرهای مستقل، فضای داده‌ها را به زیرمجموعه‌هایی نسبتاً همگن تقسیم می‌کند تا متغیر هدف (به عنوان مثال وجود یا عدم وجود زمین لغزش) با دقت بیشتری پیش‌بینی شود. خروجی نهایی مدل از طریق تلفیق پیش‌بینی‌های تمامی درخت‌های تصمیم‌گیری حاصل می‌شود که این امر به افزایش پایداری و قابلیت اعتماد نتایج منجر می‌گردد. علاوه بر این، استفاده هم‌زمان از رویکرد یادگیری گروهی و تصادفی بودن در انتخاب نمونه‌ها و متغیرها، احتمال بیش‌برازش مدل را در مقایسه با درخت تصمیم‌گیری منفرد به میزان قابل توجهی کاهش می‌دهد (Breiman, 2001). عملکرد الگوریتم جنگل تصادفی به طور عمده تحت تأثیر دو پارامتر اصلی شامل تعداد درخت‌های تصمیم‌گیری و تعداد متغیرهای انتخاب‌شده در هر گره قرار دارد. همچنین، شاخص‌های میانگین کاهش دقت و میانگین کاهش ضریب جینی به منظور ارزیابی اهمیت نسبی متغیرهای مورد استفاده در مدل‌سازی محاسبه می‌شوند.

در این تحقیق، مدل‌سازی حساسیت مکانی وقوع زمین لغزش با بهره‌گیری از الگوریتم جنگل تصادفی و بر اساس داده‌های رخداد زمین لغزش و مجموعه‌ای از عوامل محیطی که در روش رگرسیون لجستیک مورد استفاده قرار گرفت، در امتداد جاده هراز انجام شده است. بدین منظور، ابتدا با استفاده از نمونه‌برداری تصادفی از رخداد‌های زمین لغزش در منطقه و متغیرهای مستقل توپوگرافیکی، هیدرولوژیکی، زمین‌شناسی، پوشش گیاهی، کاربری اراضی و شاخص‌های مرتبط با فعالیت‌های انسانی، مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم‌گیری ایجاد و خروجی تجمعی آن‌ها برای طبقه‌بندی و شناسایی مناطق مستعد وقوع زمین لغزش مورد استفاده قرار گرفته است (Catani, Lagomarsino, Segoni & Tofani, 2013). با توجه به عدم توازن میان تعداد پیکسل‌های دارای رخداد زمین لغزش و پیکسل‌های فاقد آن، یک پایگاه داده متعادل شامل ۱۰۰۰۰ پیکسل حاوی زمین لغزش و بدون زمین لغزش همراه با اطلاعات مکانی متغیرهای مستقل تهیه شد. از این مجموعه داده، ۷۰٪ برای آموزش مدل و ۳۰٪ برای اعتبارسنجی و ارزیابی عملکرد آن اختصاص یافت. به منظور بررسی تأثیر تصادفی بودن انتخاب داده‌ها، افزایش پایداری نتایج و کاهش وابستگی مدل به یک تقسیم‌بندی خاص، فرآیند آموزش و ارزیابی مدل در قالب رویکرد اعتبارسنجی متقابل ۱۰ گانه تکرار شد. علاوه بر این، برای کنترل بیش‌برازش و بهبود دقت پیش‌بینی، پارامترهای اصلی الگوریتم جنگل تصادفی شامل تعداد درخت‌های تصمیم‌گیری و تعداد متغیرهای مورد استفاده در هر گره، از طریق فرآیند بهینه‌سازی ابرپارامترها تنظیم شدند و مقادیر بهینه آن‌ها در مدل‌سازی نهایی به کار گرفته شد. عملکرد مدل‌هایی حاصل در هر یک از تکرارها، در مراحل آموزش و اعتبارسنجی، با استفاده از شاخص‌های ارزیابی مبتنی بر ماتریس درهم

ریختگی، ضریب کاپا و شاخص AUC مورد بررسی قرار گرفت. در نهایت، مدلی که بهترین عملکرد را در مرحله اعتبارسنجی نشان داد، برای تولید نقشه حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش انتخاب شد.

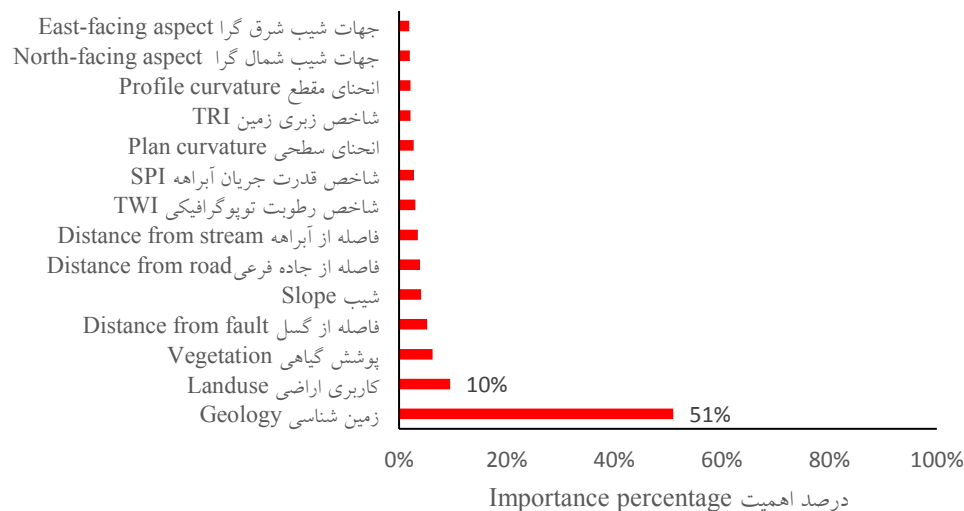
نتایج و بحث

اهمیت عوامل تأثیرگذار در وقوع زمین‌لغزش

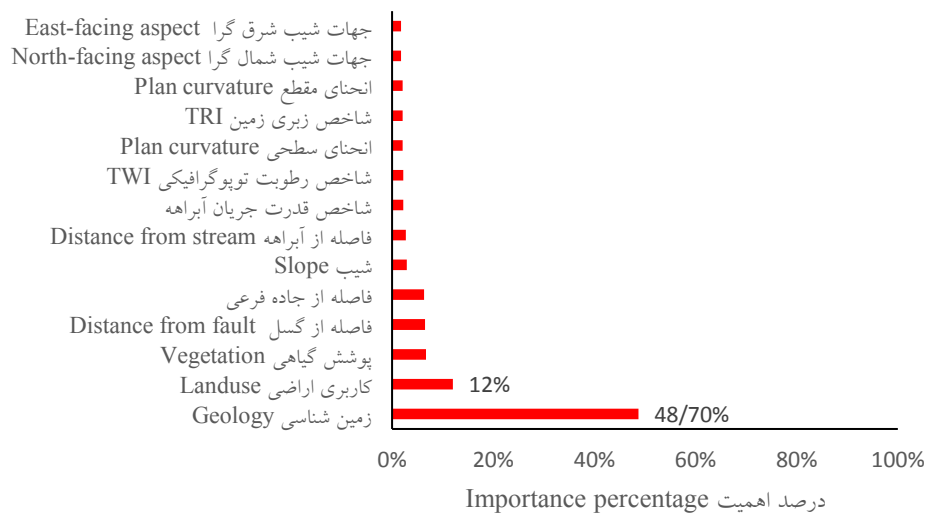
پارامتر زمین‌شناسی به عنوان مهمترین عامل مؤثر در وقوع زمین‌لغزش (۵۱٪) در حاشیه جاده هراز در روش رگرسیون لجستیک انتخاب شده و کاربری اراضی (۱۰٪) و پوشش گیاهی (۶٪) در رتبه‌های بعدی قرار دارند (شکل ۸). در پارامتر زمین‌شناسی، واریزه‌ها و سازند شمشک با درصد اهمیت ۳۱٪ بیشترین مقدار تأثیر در وقوع زمین‌لغزش را بر عهده دارند. ساختارهای واریزه‌ای بدلیل تغییرپذیری اندازه قطعات سنگی و نفوذپذیری بالا و همچنین استقرار در دامنه‌های شیبدار، مستعد وقوع زمین‌لغزش می‌باشند (Lucas et al., 2020). علاوه بر این، سازند شمشک با تنوع لیتولوژی متشکل از شیل، ماسه سنگ، سیلت سنگ، شیل کربن دار، رس، کوارتزیت و کنگلومرا، بدلیل قابلیت نفوذپذیری بالا همراه با لایه‌بندی متناوب سست و سخت، حساسیت بالایی در وقوع حرکات توده‌ای دارد (Asadi & Zare, 2015). نکته قابل توجه در نتایج بدست آمده، درصد پایین اهمیت پارامترهای توپوگرافی، مدل رقومی ارتفاع و مشتقات مرتبط با آن در وقوع زمین‌لغزش می‌باشد (شکل ۸) که می‌تواند نشان دهنده اهمیت لیتولوژی و جنس سنگها در تعیین ظرفیت بالقوه زمین‌لغزش در مقایسه با سایر پارامترها باشد. همچنین در حاشیه جاده هراز اغلب دامنه‌های ناپایدار دارای ساختار توپوگرافیکی و شیب مشابه هم می‌باشند که این باعث قدرت پایین در تفکیک ساختارهای توپوگرافیکی توسط مدل رگرسیون لجستیک شده است.

همانند روش رگرسیون لجستیک، مهمترین عامل وقوع زمین‌لغزش در حاشیه جاده هراز در روش جنگل تصادفی بر اساس شاخص کاهش میانگین جینی، پارامتر زمین‌شناسی با درصد اهمیت حدود ۴۹٪ (شکل ۹) و در بین ساختارها و سازندهای زمین‌شناسی، واریزه‌ها و سازند شمشک با درصد اهمیت حدود ۲۸٪، بیشترین مقدار تأثیر را در وقوع زمین‌لغزش برعهده دارند. در میان سایر عوامل، کاربری اراضی، پوشش گیاهی و فاصله از غسل بعد از پارامتر زمین‌شناسی، بیشترین تأثیر و پارامترهای توپوگرافیکی و هیدرولوژیکی کمترین مقدار اهمیت را در وقوع زمین‌لغزش در حاشیه جاده هراز بر عهده دارند (شکل ۹).

نتایج تحلیل اهمیت متغیرها در هر دو مدل رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی نشان می‌دهد که عامل زمین‌شناسی بیشترین نقش را در وقوع زمین‌لغزش در حاشیه جاده هراز دارد. این موضوع بیانگر نقش کنترل‌کننده مقاومت سنگ و ساختار زمین‌شناسی در پایداری دامنه‌ها در منطقه مورد مطالعه است. در مقابل، پارامترهای مورفومتریک مشتق از مدل رقومی ارتفاع بیشتر به عنوان عوامل تشدیدکننده عمل کرده و قدرت تفکیک کمتری در مقیاس منطقه‌ای نشان داده‌اند. علاوه بر این، همگرایی نتایج دو مدل رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی در شناسایی زمین‌شناسی و کاربری اراضی به عنوان مهم‌ترین عوامل مؤثر بر وقوع زمین‌لغزش در جاده هراز نشان می‌دهد که نقش کنترل‌کننده این متغیرها در ناپایداری دامنه‌ها ساختاری و واقعی بوده و مستقل از نوع الگوریتم مدل‌سازی (خطی برای رگرسیون لجستیک یا غیرخطی در الگوریتم جنگل تصادفی) می‌باشد.



شکل ۸- اهمیت عوامل تأثیرگذار در وقوع زمین لغزش در جاده هراز، انتخاب شده توسط رگرسیون لجستیک
Fig.8. Importance of factors affecting landslide occurrence in Haraz road, selected by logistic regression



شکل ۹- اهمیت عوامل تأثیرگذار در وقوع زمین لغزش در جاده هراز، انتخاب شده توسط الگوریتم جنگل تصادفی
Fig.9. Importance of factors affecting landslide occurrence in Haraz road, selected by random forest algorithm

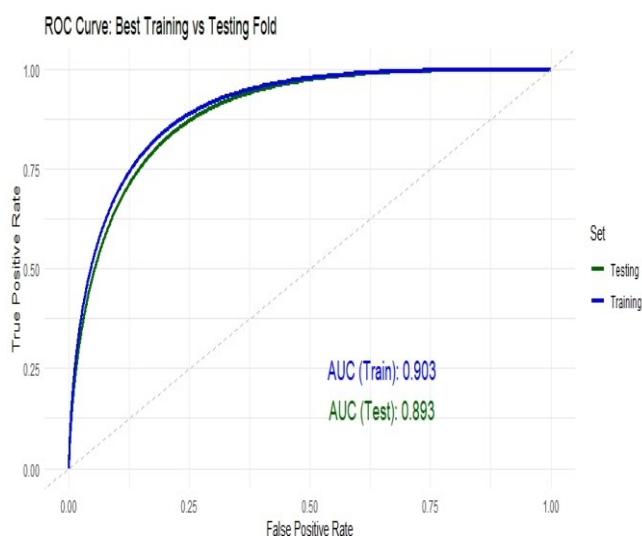
ارزیابی و مقایسه دقت و عملکرد روش‌های رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی در مدل‌سازی مکانی حساسیت وقوع زمین لغزش نتایج نشان می‌دهد که مدل رگرسیون لجستیک دقت و عملکرد قابل ملاحظه‌ای در مدل‌سازی مکانی حساسیت وقوع زمین لغزش در امتداد جاده هراز دارد. میانگین دقت و عملکرد ۱۰ مدل آموزشی بر اساس شاخص دقت 0.78 ± 0.01 ، در شاخص کاپا برابر با 0.56 ± 0.02 و در شاخص سطح زیر منحنی برابر با 0.90 ± 0.01 بوده و برای ۱۰ مدل آزمایشی این مقادیر به ترتیب 0.78 ± 0.09 ، 0.57 ± 0.03 و 0.89 ± 0.01 می‌باشد (جدول ۱). این نتایج نشان می‌دهد که روش رگرسیون لجستیک به عنوان روش آماری کلاسیک مرجع و پایه (Rossi et al., 2016)، دقت و عملکرد بالایی در پیش‌بینی مکانی حساسیت وقوع زمین لغزش دارد. در این روش، سازگاری و تناسب بالایی بین زمین لغزش‌های رخ داده و زمین لغزش‌های پیش‌بینی شده توسط مدل وجود دارد.

و انحراف معیار پایین ثبات و پایداری نتایج به دست آمده را تأیید می‌کند. به منظور تهیه نقشه حساسیت مکانی وقوع زمین لغزش، مدل شماره ۱۰ آموزشی با بیشترین مقدار شاخص سطح زیر منحنی (AUC) (۰/۸۹) در قسمت اعتبارسنجی (شکل ۱۰ و جدول ۱) مورد استفاده قرار گرفته است.

جدول ۱- میانگین شاخص‌های سطح زیر منحنی، دقت و کاپا برای ۱۰ مدل آموزشی و ۱۰ مدل اعتبارسنجی و همچنین بهترین مدل در روش رگرسیون لجستیک

Table 1- Mean of the AUC, accuracy and kappa indexes for the 10 training and the 10 testing, and also the best model in Logistic Regression approach

کاپا آزمایشی Kappa testing	کاپا آموزشی Kappa training	دقت آزمایشی Testing accuracy	دقت آموزشی Training accuracy	سطح زیرمنحنی آزمایشی Training AUC	سطح زیرمنحنی آموزشی Training AUC	
0.569	0.565	0.785	0.783	0.893	0.903	مدل شماره ۱۰ Model n. 10
0.573	0.569	0.786	0.784	0.891	0.900	میانگین مدل‌های Models mean
0.009	0.002	0.004	0.001	0.003	0.001	انحراف از معیار مدل‌های Stdev of models



شکل ۱۰- مقادیر شاخص سطح زیرمنحنی مرتبط با آموزش و اعتبارسنجی بهترین مدل در روش رگرسیون لجستیک

Fig.10. Values of Area Under the Curve related to the training and testing of best model in Logistic Regression

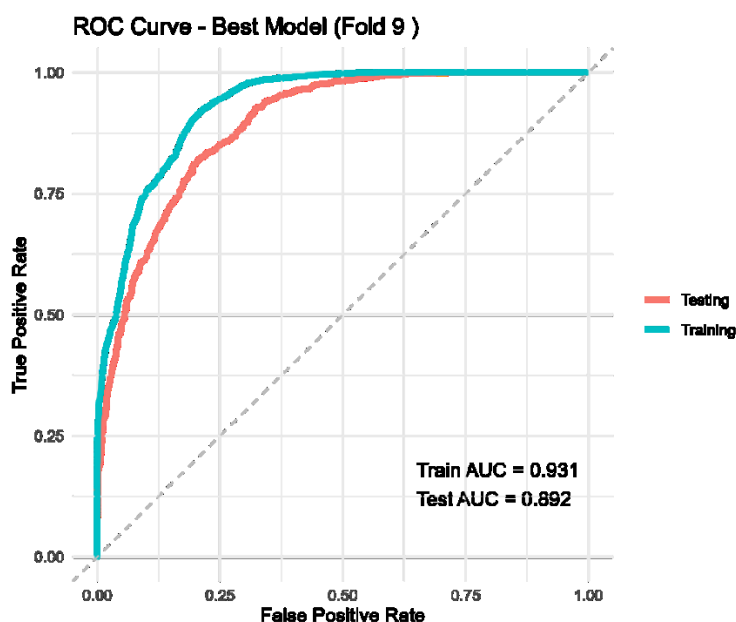
همچنین نتایج نشان داده که روش جنگل تصادفی دقت و عملکرد بالایی در شناسایی مناطق با پتانسیل وقوع زمین لغزش در حاشیه جاده هراز دارد. در این زمینه، استفاده از رویکرد اعتبارسنجی متقابل ۱۰ گانه در جنگل تصادفی نشان داده که میانگین دقت و عملکرد مدل‌هایی ۱۰ گانه آموزشی در شاخص دقت 0.85 ± 0.005 ، در شاخص کاپا 0.73 ± 0.04 و در شاخص سطح زیر منحنی برابر با 0.93 ± 0.002 می‌باشد (جدول ۲). همچنین، میانگین دقت و عملکرد مدل‌هایی ۱۰ گانه آزمایشی در شاخص دقت 0.79 ± 0.008 ، در شاخص کاپا 0.58 ± 0.01 و در شاخص سطح زیر منحنی 0.88 ± 0.007 می‌باشد (جدول ۲). این نتایج نشان می‌دهد که روش جنگل تصادفی عملکرد قابل ملاحظه‌ای در شناسایی و تفکیک مناطق دارای پتانسیل وقوع زمین لغزش دارد. همچنین، نتایج، توافق بالایی بین رخدادهای زمین لغزش و مقادیر پیش‌بینی شده را نشان داده و انحراف معیار پایین نیز پایداری و ثبات نتایج مدل

را تأیید می‌کند. در ادامه جهت تهیه نقشه پهنه‌بندی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش در حاشیه جاده هراز، مدل شماره ۹ آموزشی که دارای بیشترین مقدار شاخص سطح زیر منحنی (۰/۸۹) در قسمت اعتبارسنجی مدل بوده (شکل ۱۱ و جدول ۲)، مورد استفاده قرار گرفته است.

جدول ۲- میانگین شاخص‌های سطح زیر منحنی، دقت و کاپا برای ۱۰ مدل آموزشی و ۱۰ مدل اعتبارسنجی و همچنین بهترین مدل در روش جنگل تصادفی

Table 2- Mean of the AUC, accuracy and kappa indexes for the 10 training and the 10 testing, and also the best model in Random Forest approach

کاپا آزمایشی Testing kappa	کاپا آموزشی Training kappa	دقت آزمایشی Testing accuracy	دقت آموزشی Training accuracy	سطح زیر منحنی آزمایشی Testing AUC	سطح زیر منحنی آموزشی Training AUC	
0.590	0.697	0.795	0.848	0.892	0.931	مدل شماره ۹ Model n.9
0.58	0.73	0.79	0.85	0.88	0.93	میانگین مدل‌های Models mean
0.04	0.04	0.008	0.005	0.007	0.002	انحراف از معیار مدل‌های Stdev of models



شکل ۱۱- مقادیر شاخص سطح زیر منحنی (AUC) مرتبط با آموزش و اعتبارسنجی بهترین مدل در الگوریتم جنگل تصادفی

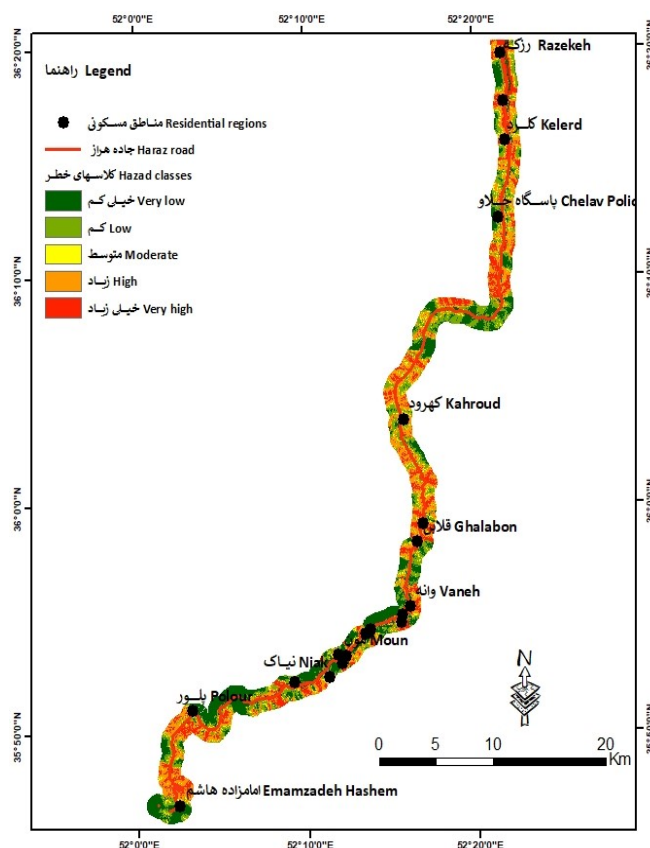
Fig.11. Values of Area Under the Curve related to the training and testing of best model in Random forest algorithm

مقایسه و ارزیابی عملکرد مدل‌هایی رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی نشان می‌دهد نزدیکی مقادیر AUC در مرحله آزمایشی و اعتبارسنجی برای هر دو مدل بیانگر پایداری مناسب و قابلیت تعمیم‌پذیری مشابه آن‌ها در پیش‌بینی مکانی وقوع زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه است (جدول‌های ۱ و ۲). اختلاف بیشتر مقدار AUC در مرحله آموزش نسبت به آزمایش در مدل جنگل تصادفی (جدول ۲) می‌تواند ناشی از انعطاف‌پذیری بالاتر این الگوریتم در یادگیری روابط پیچیده و غیرخطی بین متغیرهای محیطی مورد استفاده باشد، در حالی که رگرسیون لجستیک به دلیل ساختار آماری ساده‌تر و روابط خطی، از پیچیدگی کمتری برخوردار است.

با این حال، کاهش اختلاف AUC بین آموزش و آزمایش در هر دو مدل نشان می‌دهد که مشکل بیش برآزش قابل توجهی در مدل‌های وجود ندارد. به طور کلی، اگر چه مدل جنگل تصادفی در مرحله آموزش دقت بیشتری نسبت به رگرسیون لجستیک نشان داد، اما عملکرد تقریباً یکسان دو مدل در مرحله اعتبارسنجی بیانگر آن است که هر دو روش توانایی مناسبی در پیش‌بینی حساسیت زمین‌لغزش در محور جاده هراز دارند. بنابراین و از دیدگاه کاربردی، رگرسیون لجستیک به دلیل سادگی، قابلیت تفسیرپذیری بالا و نیاز محاسباتی کمتر، و مدل جنگل تصادفی به دلیل توانایی مدل‌سازی روابط غیرخطی و برهم کنش متغیرها، می‌توانند به عنوان ابزارهای قابل اعتماد برای مدیریت خطر زمین‌لغزش در منطقه مورد مطالعه مورد استفاده قرار گیرند.

نقشه‌های پهنه‌بندی خطر زمین‌لغزش با روش‌های رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی

نقشه پهنه‌بندی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش در امتداد محور جاده هراز با استفاده از مدل رگرسیون لجستیک در پنج کلاس شامل خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد تهیه گردید (شکل ۱۲). نتایج نشان داده که الگوی توزیع حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش در طول مسیر ناهمگن بوده و بخش قابل توجهی از بخش‌های جاده در کلاس‌های با حساسیت بالا قرار دارد. بر اساس تحلیل طول مسیر جاده هراز در هر کلاس حساسیت، حدود ۲۲/۱۲ کیلومتر در کلاس خیلی کم، ۱۸/۹۳ کیلومتر در کلاس کم، ۴/۵۰ کیلومتر در کلاس متوسط، ۲۶/۲۹ کیلومتر در کلاس زیاد و ۲۰/۱۶ کیلومتر در کلاس خطر خیلی زیاد قرار گرفته است (جدول ۳). بنابراین در مجموع حدود ۴۶/۴۵ کیلومتر معادل ۵۶/۷ درصد از طول جاده هراز در کلاس‌های حساسیت زیاد و خیلی زیاد واقع شده که بیانگر پتانسیل قابل توجه وقوع زمین‌لغزش در بیش از نیمی از مسیر می‌باشد.



شکل ۱۲- پهنه‌بندی حساسیت مکانی خطر وقوع زمین‌لغزش در حاشیه جاده هراز در روش رگرسیون لجستیک

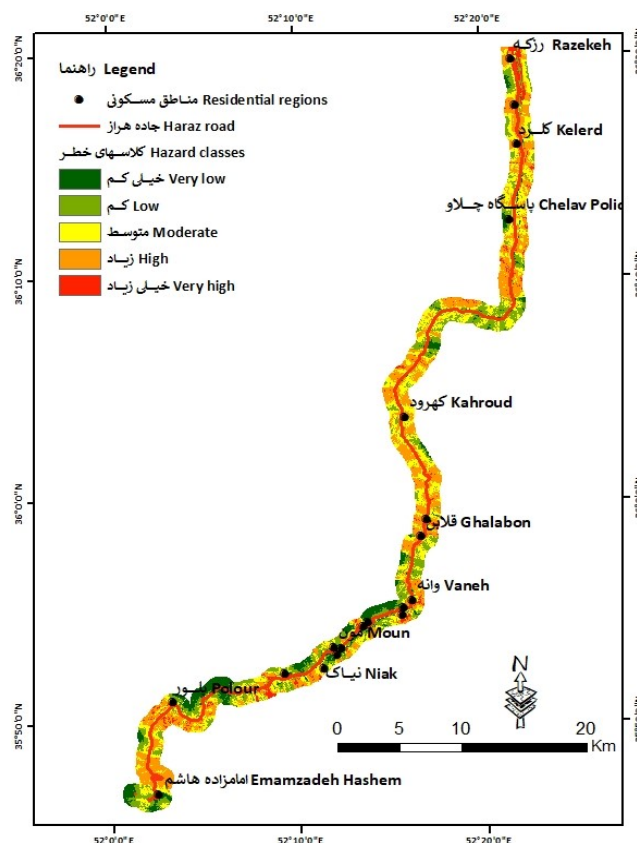
Fig.12. Spatial landslide susceptibility zonation on the side of Haraz road in Logistic Regression approach

جدول ۳- طول جاده هراز در کلاسهای خطر وقوع زمین لغزش در روش رگرسیون لجستیک

Table 3- Length of Haraz road in landslide hazard classes in Logistic Regression approach

کلاس‌های خطر وقوع زمین لغزش Landslide hazard classes	طول جاده هراز (کیلومتر) Length of Hara road (km)
خیلی کم (Very low)	22.12
کم (Low)	18.93
متوسط (Moderate)	4.50
زیاد (High)	26.29
خیلی زیاد (Very high)	20.16

همچنین، نقشه پهنه‌بندی حساسیت مکانی وقوع زمین لغزش در امتداد محور جاده هراز با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی در پنج کلاس حساسیتی شامل خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد تهیه گردید (شکل ۱۳). نتایج نشان می‌دهد که توزیع مکانی حساسیت وقوع زمین لغزش در طول محور الگوی غیر یکنواخت داشته و پهنه‌های با حساسیت متوسط تا خیلی زیاد بخش عمده‌ای از محدوده مطالعه را پوشش می‌دهند. بر اساس تحلیل کمی طول مسیر در هر کلاس حساسیت، حدود ۸/۲۹ کیلومتر از محور در کلاس خیلی کم، ۲۳/۰۳ کیلومتر در کلاس کم، ۲۴/۲۷ کیلومتر در کلاس متوسط، ۳۲/۰۲ کیلومتر در کلاس زیاد و ۴/۱۲ کیلومتر در کلاس خیلی زیاد قرار گرفته است (جدول ۴). در مجموع حدود ۳۶/۱۴ کیلومتر معادل ۳۲٪ از طول جاده در کلاس‌های حساسیت زیاد و خیلی زیاد واقع شده که نشان‌دهنده پتانسیل بالای وقوع بالای زمین لغزش در حاشیه جاده هراز می‌باشد.



شکل ۱۳- پهنه‌بندی حساسیت مکانی خطر وقوع زمین لغزش در حاشیه جاده هراز در روش جنگل تصادفی

Fig.13. Spatial landslide susceptibility zonation on the side of Haraz road in Random Forest approach

جدول ۴- طول جاده هراز در کلاس‌های خطر وقوع زمین‌لغزش در روش جنگل تصادفی

Table 4- Length of Haraz road in landslide hazard classes in Random Forest approach

طول جاده هراز (کیلومتر)	کلاس‌های خطر وقوع زمین‌لغزش
Length of Haraz road (km)	Landslide hazard classes
8.29	خیلی کم (Very low)
23.03	کم (Low)
24.27	متوسط (Moderate)
32.02	زیاد (High)
4.12	خیلی زیاد (Very high)

نقشه‌های پهنه‌بندی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش نشان می‌دهد که هر دو مدل رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی، الگوی مکانی نسبتاً مشابهی از توزیع مناطق مستعد زمین‌لغزش در امتداد محور جاده هراز ارائه می‌دهند. این همگرایی فضایی نتایج می‌تواند نشان‌دهنده قابلیت مناسب هر دو مدل در شناسایی مناطق مستعد وقوع زمین‌لغزش باشد. با این حال، تفاوت‌هایی نیز بین دو نقشه مشاهده می‌شود. مدل رگرسیون لجستیک تمایل بیشتری به تفکیک مناطق در کلاس‌های حساسیت بالا (زیاد و خیلی زیاد) نشان داده و بخش بیشتری از طول جاده را در این کلاس‌ها قرار داده است، در حالی که مدل جنگل تصادفی توزیع متعادل‌تری بین کلاس‌های حساسیت متوسط و زیاد ارائه کرده و سهم کلاس خیلی زیاد در این مدل کمتر برآورد شده است. این تفاوت می‌تواند ناشی از ماهیت الگوریتم‌ها باشد، به طوری که رگرسیون لجستیک بر اساس روابط آماری خطی بین متغیرها عمل می‌کند، در حالی که جنگل تصادفی قادر به مدل‌سازی روابط پیچیده، غیرخطی و برهم کنش بین عوامل محیطی است و معمولاً تمایل کمتری به برآورد مقادیر حدی دارد. به طور کلی، با توجه به شباهت الگوی فضایی نتایج و مقادیر نزدیک شاخص AUC در مرحله اعتبارسنجی، می‌توان نتیجه گرفت که هر دو نقشه از اعتبار علمی مناسب برخوردار هستند و قابلیت استفاده در برنامه‌ریزی مدیریت خطر زمین‌لغزش در منطقه را دارند. با این حال، از دیدگاه محافظه کارانه مدیریت ریسک، نقشه حاصل از رگرسیون لجستیک که گستره بیشتری از مناطق را در کلاس‌های حساسیت بالا نشان می‌دهد، می‌تواند برای اهداف برنامه‌ریزی ایمنی و کاهش خطر مناسب‌تر باشد، در حالی که نقشه جنگل تصادفی تصویر متعادل‌تری از توزیع حساسیت ارائه می‌دهد.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش در حاشیه جاده هراز با استفاده از روش‌های آماری رگرسیون لجستیک و الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفت. نتایج نشان می‌دهد که هر دو روش، دقت و عملکرد قابل ملاحظه‌ای در پیش‌بینی مکانی وقوع زمین‌لغزش دارند که با نتایج به دست آمده در تحقیقات چن و همکاران (Chen et al., 2017)، تریجیلا و همکاران (Trigila et al., 2015)، سوچان و همکاران (Sevgen, Kocaman, Nefeslioglu & Gokceoglu, 2019)، متولی و همکاران (Gilanipoor, Motevalli & Derafshi, 2025) و بهشتی‌فر و همکاران (Beheshtifar & Abdolzade, 2019) مطابقت دارند. در این زمینه، مقادیر شاخص سطح زیر منحنی در مدل رگرسیون لجستیک برای مجموعه داده‌های آموزشی و آزمایشی به ترتیب ۰/۹۰ و ۰/۸۹ و در مدل جنگل تصادفی ۰/۹۳ و ۰/۸۹ به دست آمد. نزدیکی مقادیر شاخص سطح زیر منحنی در مرحله آزمایش و اعتبارسنجی بیانگر قابلیت تعمیم‌پذیری مناسب و اعتبار علمی هر دو مدل در پیش‌بینی حساسیت مکانی وقوع زمین‌لغزش می‌باشد. اگرچه مدل جنگل تصادفی در مرحله آموزشی داده‌ها دقت بیشتری دارد اما عملکرد مشابه دو مدل در مرحله اعتبارسنجی نشان می‌دهد که انتخاب پارامترهای مؤثر مستقل و کیفیت داده‌های ورودی می‌تواند نقش تعیین‌کننده‌تری نسبت به پیچیدگی الگوریتم در دقت نهایی مدل داشته باشد. همچنین، با توجه به برابری عملکرد پیش‌بینی هر دو روش رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی در مرحله اعتبارسنجی، می‌توان نتیجه گرفت که هر دو نقشه پهنه‌بندی خطر وقوع زمین‌لغزش تهیه شده از این دو روش، از اعتبار علمی مناسب برخوردار هستند.

با این حال، از دیدگاه مدیریت ریسک و بحران وقوع مخاطرات محیطی و به منظور برنامه‌ریزی محافظه کارانه و پیشگیرانه، استفاده از نقشه تهیه شده توسط روش رگرسیون لجستیک که مناطق بیشتری را در کلاس حساسیت بالای خطر وقع زمین لغزش قرار داده، می‌تواند در کاهش خسارات احتمالی مؤثرتر باشد.

از منظر مدل‌سازی، با توجه به مرجع بودن روش آماری رگرسیون لجستیک در مطالعات پهنه‌بندی مکانی حساسیت زمین لغزش، در مطالعات آتی پیشنهاد می‌شود که سایر روش‌های یادگیری ماشین نظیر ماشین بردار پشتیبان، شبکه‌های عصبی مصنوعی و یادگیری عمیق با روش رگرسیون لجستیک مقایسه شوند. همچنین، روش‌های ترکیبی و هیبرید نظیر ترکیب روش رگرسیون لجستیک با روش جنگل تصادفی می‌تواند دقت پیش‌بینی مکانی وقوع زمین لغزش را افزایش دهد. در زمینه مدیریت بحران وقوع زمین لغزش پیشنهاد می‌گردد در قسمت‌هایی از جاده هراز که در کلاس‌های خطر وقوع زیاد و خیلی زیاد واقع شده‌اند عملیات‌های تثبیت و پایدارسازی دامنه‌های مستعد وقوع زمین لغزش در سازندهای زمین‌شناسی حساس نظیر شمشک و واریزه‌ها انجام شود. بدین منظور، تثبیت بیولوژیکی دامنه‌های مستعد ناپایداری، جلوگیری از تخریب پوشش گیاهی و کنترل فعالیت‌های انسانی همراه با انجام مطالعات ژئوتکنیکی تفصیلی به منظور اجرای پروژه‌های عمرانی و توسعه زیرساخت‌ها ضروری می‌باشد.

حامی مالی

مقاله حاضر بر اساس نتایج به دست آمده از اجرای طرح پژوهشی با عنوان پهنه‌بندی خطر زمین لغزش حاشیه راه‌های استان مازندران (با تأکید بر جاده هراز) و با حمایت مالی سازمان مدیریت و برنامه‌ریزی استان مازندران و اداره کل راه و شهرسازی استان مازندران انجام شد.

سپاسگزاری

از نظرات و پیشنهادات علمی داوران محترم که باعث افزایش کیفیت فنی کار شده است کمال تشکر و قدردانی را دارم. همچنین از آقای دکتر سید مسعود مسعودی به خاطر نظرات کارشناسانه در زمینه‌های ژئومورفولوژی و زمین‌شناسی تشکر و قدردانی می‌شود.

References

- Asadi, Z., & Zare, M. (2015). Estimating Seismic Capability and Magnitudes of Prehistoric Earthquakes from Landslide Data: Case Study in Noor Valley (Central Alborz). *Scientific Quarterly Journal of Geosciences*, 24(5), 67-78. [In Persian] <https://doi.org/10.22071/gsj.2015.41851>
- Beheshtifar, S., & Abdolzade, F. (2019). Examining Landslide Hazard Zonation in Ispiran, East Azerbaijan Province Using Logistic Regression Model and GIS. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 8(2), 47-60. <https://doi.org/10.22067/geo.v0i0.79166>
- Bibentyo, T. M., Dille, A., Depicker, A., Smets, B., Vanmaercke, M., Nzolang, C., ... & Dewitte, O. (2024). Landslides, bedrock incision and human-induced environmental changes in an extremely rapidly formed tropical river gorge. *Geomorphology*, 449, 109046. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2023.109046>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Catani, F., Lagomarsino, D., Segoni, S., & Tofani, V. (2013). Landslide susceptibility estimation by random forests technique: sensitivity and scaling issues. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 13(11), 2815-2831. <https://doi.org/10.5194/nhess-13-2815-2013>
- Chen, W., Xie, X., Wang, J., Pradhan, B., Hong, H., Bui, D. T., ... & Ma, J. (2017). A comparative study of logistic model tree, random forest, and classification and regression tree models for spatial prediction of landslide susceptibility. *Catena*, 151, 147-160. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2016.11.032>

- CRED. (2023). 2022 Disasters in numbers. Brussels: CRED. https://www.cred.be/sites/default/files/2022_EMDAT_report.pdf
- Cruden, D. M., & Varnes, D. J. (1996). Landslides: investigation and mitigation. Chapter 3-Landslide types and processes. *Transportation research board special report*, 247.
- Das, I., Sahoo, S., Van Westen, C., Stein, A., & Hack, R. (2010). Landslide susceptibility assessment using logistic regression and its comparison with a rock mass classification system, along a road section in the northern Himalayas (India). *Geomorphology*, 114(4), 627-637. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2009.09.023>
- Dehghan Farouji, F., & Beitollahi, A. (2022). The Geology of the Haraz Road in the Province of Mazandaran with Emphasis on Identifying Natural Hazards. *Road*, 30(113), 33-56. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/road.2022.77104>
- Emadodin, S., & Moradi, A. (2018). Landslide risk assessment using Analytical Hierarchy Process (AHP), Artificial Neural Network (ANN) analysis, and field Studies with a Risk Reduction Approach (Case Study: Haraz Road). *Quantitative Geomorphological Research*, 6(24), 172-190. [In Persian] <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.22519424.1397.6.4.12.9>
- Erener, A., Mutlu, A., & Düzgün, H. S. (2016). A comparative study for landslide susceptibility mapping using GIS-based multi-criteria decision analysis (MCDA), logistic regression (LR) and association rule mining (ARM). *Engineering Geology*, 203, 45-55. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2015.09.007>
- Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, 27(8), 861-874. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>
- Gariano, S. L., & Guzzetti, F. (2016). Landslides in a changing climate. *Earth-Science Reviews*, 162, 227-252. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2016.08.011>
- Geertsema, M., Highland, L., & Vagueouis, L. (2009). Environmental impact of landslides. In *Landslides-disaster risk reduction* (pp. 589-607). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-69970-5_31
- Ghosh, A., & Maiti, R. (2021). Soil erosion susceptibility assessment using logistic regression, decision tree and random forest: study on the Mayurakshi river basin of Eastern India. *Environmental Earth Sciences*, 80(8), 328. <https://doi.org/10.1007/s12665-021-09631-5>
- Gilanipoor, A., Motevalli, S., & Derafshi, K. (2025). Assessment of Landslide Sensitivity and Determination of Effective Factors in its Occurrence Using the Random Forest Algorithm (Case Study: Glandrood Watershed). *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 14(1), 247-274. <https://doi.org/10.22067/geoe.2025.89542.1514>
- Goetz, J. N., Brenning, A., Petschko, H., & Leopold, P. (2015). Evaluating machine learning and statistical prediction techniques for landslide susceptibility modeling. *Computers & Geosciences*, 81, 1-11. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2015.04.007>
- Guzzetti, F., Gariano, S. L., Peruccacci, S., Brunetti, M. T., Marchesini, I., Rossi, M., & Melillo, M. (2020). Geographical landslide early warning systems. *Earth-Science Reviews*, 200, 102973. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2019.102973>
- He, S., Pan, P., Dai, L., Wang, H., & Liu, J. (2012). Application of kernel-based Fisher discriminant analysis to map landslide susceptibility in the Qinggan River delta, Three Gorges, China. *Geomorphology*, 171, 30-41. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2012.04.024>
- Huang, F., Cao, Z., Guo, J., Jiang, S. H., Li, S., & Guo, Z. (2020). Comparisons of heuristic, general statistical and machine learning models for landslide susceptibility prediction and mapping. *Catena*, 191, 104580. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.104580>
- Karimnejad, H., Ghayoumian, J., Shariat Jafari, M., & Pour Kermani, M. (1999). Kinematic analysis of the Imamzadeh Ali landslide - Haraz road. *Geosciences*, 9(33-34), 98-103. [In Persian]

- Liu, S., Wang, L., Zhang, W., He, Y., & Pijush, S. (2023). A comprehensive review of machine learning-based methods in landslide susceptibility mapping. *Geological Journal*, 58(6), 2283-2301. <https://doi.org/10.1002/gj.4666>
- Lucas, D., Fankhauser, K., Maurer, H., Mc Ardell, B., Grob, R., Herzog, R., ... & Springman, S. M. (2020). Slope stability of a scree slope based on integrated characterization and monitoring. *Water*, 12(2), 447. <https://doi.org/10.3390/w12020447>
- Marković, R., Mudelsee, M., Radaković, M. G., Radivojević, A. R., Schaetzl, R. J., Basarin, B., ... & Lukić, T. (2024). An index for snowmelt-induced landslide prediction for Zavoj Lake, Serbia. *Atmosphere*, 15(3), 256. <https://doi.org/10.3390/atmos15030256>
- Mc Coll, S. T. (2022). Landslide causes and triggers. In *Landslide Hazards, Risks, and Disasters* (pp. 13-41). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-818464-6.00011-1>
- Mohammadi, N., & Sasanpour, F. (2021). Landslide and debris flow risk analysis in Haraz and Lavasanat roads. *Water and Soil Management and Modelling*, 1(4), 14-29. [In Persian] <https://doi.org/10.22098/mmws.2021.9138.1023>
- Pawluszek, K., & Borkowski, A. (2017). Impact of DEM-derived factors and analytical hierarchy process on landslide susceptibility mapping in the region of Rożnów Lake, Poland. *Natural Hazards*, 86(2), 919-952. <https://doi.org/10.1007/s11069-016-2725-y>
- Rault, C., Thiery, Y., Chaput, M., Reninger, P. A., Dewez, T. J. B., Michon, L., ... & Aunay, B. (2022). Landslide processes involved in volcano dismantling from past to present: The remarkable open-air laboratory of the Cirque de Salazie (Reunion Island). *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 127 (5), e2021JF006257. <https://doi.org/10.1029/2021JF006257>
- Reichenbach, P., Rossi, M., Malamud, B. D., Mihir, M., & Guzzetti, F. (2018). A review of statistically-based landslide susceptibility models. *Earth-science reviews*, 180, 60-91. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2018.03.001>
- Rossi, M., & Reichenbach, P. (2016). LAND-SE: a software for statistically based landslide susceptibility zonation, version 1.0. *Geoscientific Model Development*, 9(10), 3533-3543. <https://doi.org/10.5194/gmd-9-3533-2016>
- Rossi, M., Bornaetxea, T., & Reichenbach, P. (2022). LAND-SUITE V1. 0: a suite of tools for statistically based landslide susceptibility zonation. *Geoscientific Model Development*, 15(14), 5651-5666. <https://doi.org/10.5194/gmd-15-5651-2022>
- Sepah Vand, A., Moradi, H. R., & Abdolmaleki, P. (2016). Landslide Hazard Mapping Using the Artificial Neural Network a Part of Haraz Watershed. *Watershed Management Research*, 29(4), 9-19. [In Persian] <https://doi.org/10.22092/wmej.2017.115313>
- Sevgen, E., Kocaman, S., Nefeslioglu, H. A., & Gokceoglu, C. (2019). A novel performance assessment approach using photogrammetric techniques for landslide susceptibility mapping with logistic regression, ANN and random forest. *Sensors*, 19(18), 3940. <https://doi.org/10.3390/s19183940>
- Spiekermann, R. I., Van Zadelhoff, F., Schindler, J., Smith, H., Phillips, C., & Schwarz, M. (2023). Comparing physical and statistical landslide susceptibility models at the scale of individual trees. *Geomorphology*, 440, 108870. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2023.108870>
- Sterlacchini, S., Ballabio, C., Blahut, J., Masetti, M., & Sorichetta, A. (2011). Spatial agreement of predicted patterns in landslide susceptibility maps. *Geomorphology*, 125(1), 51-61. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2010.09.004>
- Trigila, A., Iadanza, C., Esposito, C., & Scarascia-Mugnozza, G. (2015). Comparison of Logistic Regression and Random Forests techniques for shallow landslide susceptibility assessment in Giampilieri (NE Sicily, Italy). *Geomorphology*, 249, 119-136. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2015.06.001>



Predicting Wildfire Occurrence Risk in the Forests and Rangelands of Mazandaran Province by Comparing Regression and Machine Learning Models

Ardavan Ghorbani ^{*1}, Mohadeseh Amiri ¹

¹ Department of Range and Watershed Management, Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 11 December 2025

Revised: 12 February 2026

Accepted: 20 February 2026

Available Online:

26 February 2026

Keywords:

Machine Learning Model

Environmental Drivers

Wildfire Susceptibility

Remote Sensing and GIS

Ensemble Modeling

ABSTRACT

Wildfire is a major driver of terrestrial ecosystem degradation, and its impacts have intensified in the forests and rangelands of Mazandaran Province due to climate change and human activities. This study assessed wildfire susceptibility and evaluated predictive model performance using four data-mining methods: Artificial Neural Network (ANN), Generalized Linear Model (GLM), Generalized Additive Model (GAM), and Maximum Entropy (MaxEnt), applied individually and in an ensemble framework. Climatic, topographic, vegetation, and human-related variables were used as model inputs, and performance was evaluated using the Area Under the Curve (AUC), True Skill Statistic (TSS), sensitivity, and specificity. Results showed that the ensemble model achieved the highest accuracy and stability, while MaxEnt performed best among single models. Variable-importance analysis indicated that Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and precipitation were the dominant factors controlling the spatial pattern of wildfire susceptibility, followed by elevation and slope. The highest susceptibility occurred in areas with moderate elevation, slopes greater than 35%, moderate to dense vegetation cover, and annual precipitation below 500 mm. The ensemble map showed a widespread and relatively uniform distribution of high-risk zones, confirming the multifactorial and complex nature of wildfire occurrence and highlighting the value of multi-model approaches for preventive and sustainable natural-resource management.

* Corresponding author: Ardavan Ghorbani

E-mail address: a_ghorbani@uma.ac.ir

How to cite this article: Ghorbani, A., & Amiri, M. (2026). Predicting Wildfire Occurrence Risk in the Forests and Rangelands of Mazandaran Province by Comparing Regression and Machine Learning Models. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 15(2), 187-204. <https://doi.org/10.22067/geoe.2026.96904.1629>



©2026 The author(s). This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

Extended Abstract

Introduction

Wildfires represent one of the most significant ecological hazards affecting Iran's natural ecosystems, resulting from the combined influences of climatic conditions, vegetation characteristics, topographic complexity, and human activities. Global evidence indicates that climate change through reduced precipitation, rising temperatures, and increased soil and vegetation dryness has intensified both the frequency and severity of wildfire events. Over the past two centuries, forests worldwide have undergone extensive degradation driven by fire, and numerous studies have highlighted the pivotal roles of natural and anthropogenic factors in shaping landscape-level fire susceptibility. In Iran, wildfires have emerged a critical environmental concern, destroying thousands of hectares of forest annually and placing the country among the most affected in the region. The ecological consequences of wildfire include biodiversity loss, alterations in soil physical and chemical properties, accelerated erosion, and increased carbon emissions. Given these impacts, the application of remote sensing, geographic information system (GIS), and data-driven modelling approaches has become essential for predicting fire occurrence and generating reliable susceptibility maps. Previous studies have demonstrated the effectiveness of neural networks, statistical methods, and machine-learning algorithms in wildfire forecasting. Building upon this body of research, the present study aims to map wildfire susceptibility in Mazandaran Province, identify the most influential environmental drivers, evaluate the performance of individual and ensemble models, and determine the most accurate predictive framework. The study is based on the hypothesis that climatic factors exert a dominant influence on wildfire occurrence and that ensemble modelling provides superior predictive performance compared to single-model approaches.

Material and Methods

To develop the wildfire susceptibility map, spatially explicit records of historical fire occurrences were collected through field surveys. After removing spatial autocorrelation, the fire locations were randomly divided into training and testing subsets. Absence data were generated using a pseudo-absence approach guided by preliminary MaxEnt outputs to ensure representative background conditions. A comprehensive set of environmental predictors was compiled, including topographic, meteorological, anthropogenic, and vegetation-related variables. Elevation, slope, aspect, topographic wetness index, and distance to rivers were derived from digital elevation models and remote-sensing data. Climatic variables—temperature, precipitation, relative humidity, and wind speed were interpolated across the study area using geostatistical methods based on observations from 32 meteorological stations. Anthropogenic factors included distance to roads and settlements, while vegetation conditions and moisture stress were characterized using the normalized difference vegetation index (NDVI) and Temperature Vegetation Dryness Index (TVDI). Wildfire susceptibility across forest and rangeland ecosystems of Mazandaran Province was modeled using four data-driven approaches: Artificial Neural Networks (ANN), Generalized Linear Models (GLM), Generalized Additive Models (GAM), and Maximum Entropy (MaxEnt). Model performance was evaluated using k-fold cross-validation, the area under the receiver operating characteristic curve (AUC), sensitivity, specificity, and the true skill statistic (TSS). To reduce uncertainty and improve predictive robustness, an ensemble model was developed using AUC-weighted averaging of the individual models, and wildfire susceptibility was classified into five categories. Finally, the relative contribution of each predictor was quantified using game-theoretic Shapley values to identify the key environmental drivers of wildfire occurrence.

Results and Discussion

The results indicate that the models exhibited varying levels of performance in predicting wildfire susceptibility. Both the MaxEnt and ensemble models achieved excellent accuracy, with AUC values of 0.92 and 0.94, respectively. Among the evaluation metrics, the ensemble model produced the highest TSS value (0.74), reflecting a strong ability to distinguish between fire presence and absence. In terms of sensitivity, the GAM and ensemble models performed best, whereas the GLM and ensemble models exhibited the highest specificity. Variable-importance analysis revealed that vegetation, climatic, and topographic factors exerted the greatest influence on wildfire susceptibility.

NDVI showed high importance in the GAM and MaxEnt models, while precipitation was identified as the dominant variable by the ANN and ensemble models. Elevation and other topographic attributes also played significant roles in fire occurrence and spread, whereas anthropogenic variables had comparatively weaker effects. Spatial patterns of wildfire risk varied among models but generally converged in identifying high-risk zones. The ensemble susceptibility map showed a widespread distribution of wildfire risk across the region, highlighting the multifactorial nature of fire occurrence. Response curves indicated that increasing NDVI is generally associated with higher wildfire probability, although this relationship weakens at very high NDVI values due to reduced fine fuel availability. Fire susceptibility was highest at moderate elevations and increased with slope, particularly on slopes exceeding 10%. An inverse relationship was observed between precipitation and wildfire susceptibility, with drier areas exhibiting the highest risk.

Conclusion

The findings demonstrate that ensemble modeling provides a robust and reliable framework for wildfire susceptibility mapping, outperforming individual algorithms in terms of predictive accuracy and spatial consistency. Wildfire risk in Mazandaran Province is controlled by a complex interaction among vegetation characteristics, climatic conditions, and topographic features, underscoring the need for integrated management strategies. The susceptibility maps produced in this study offer a valuable scientific basis for land-use planning, proactive fire management, and prioritization of high-risk areas, particularly given that preventive measures are generally more cost-effective and sustainable than post-fire suppression and restoration. Overall, this study emphasizes the importance of multi-model and systematic approaches for mitigating wildfire risk in ecologically sensitive landscapes, and the ensemble-based maps developed here can serve as effective decision-support tools for regions with similar environmental conditions.



دسترسی آزاد

نشریه علمی جغرافیا و مخاطرات محیطی

DOI: 10.22067/GEOEH.2026.96904.1629

مقاله پژوهشی



پیش‌بینی خطر وقوع آتش‌سوزی در جنگل‌ها و مراتع استان مازندران با مقایسه مدل‌های رگرسیونی و یادگیری ماشین

اردوان قربانی^{۱*}، محدثه امیری^۱^۱ گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران

چکیده	اطلاعات مقاله
آتش‌سوزی از مهم‌ترین عوامل تخریب اکوسیستم‌های زمینی است که در جنگل‌ها و مراتع استان مازندران تحت تأثیر همزمان تغییرات اقلیمی و فعالیت‌های انسانی تشدید شده است. این پژوهش با هدف تعیین حساسیت به آتش‌سوزی و ارزیابی کارایی مدل‌های پیش‌بینی خطر، از مدل‌های داده کاوی شامل شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، مدل خطی تعمیم‌یافته (GLM)، مدل افزایشی تعمیم‌یافته (GAM) و حداکثر آنتروپی (MaxEnt) به‌صورت منفرد و اجماعی بهره گرفت. متغیرهای اقلیمی، توپوگرافی، پوشش گیاهی و انسانی به‌عنوان ورودی مدل‌ها در نظر گرفته شدند و عملکرد مدل‌ها با شاخص‌های سطح زیر منحنی (AUC)، آماره مهارت واقعی (TSS)، حساسیت و اختصاصی بودن ارزیابی شد. بر اساس نتایج، مدل اجماعی با تلفیق خروجی مدل‌های منفرد، بالاترین دقت و پایداری را در پیش‌بینی خطر آتش‌سوزی ارائه داد و در میان مدل‌های منفرد، حداکثر آنتروپی عملکرد بهتری داشت. تحلیل اهمیت متغیرها نقش غالب شاخص اختلاف نرمال شده پوشش گیاهی (NDVI) و بارندگی را در تبیین الگوی مکانی خطر آشکار ساخت و پس از آن ارتفاع و شیب نیز تأثیر معنی‌داری داشتند. بیشترین حساسیت در مناطق با ارتفاع متوسط، شیب بیش از ۳۵ درصد، پوشش گیاهی متوسط تا متراکم و بارندگی کمتر از ۵۰۰ میلی‌متر مشاهده شد. نقشه مدل اجماعی همچنین پراکنش گسترده و نسبتاً یکنواخت خطر را نشان داد که مؤید ماهیت چندعاملی و پیچیده پدیده آتش‌سوزی است و کارایی رویکردهای چندمدلی را در مدیریت پیشگیرانه و پایدار منابع طبیعی تأیید می‌کند.	تاریخچه مقاله: تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۹/۲۰ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۱۱/۲۳ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۲/۰۱
	کلمات کلیدی: مدل یادگیری ماشین پیشران‌های محیطی حساسیت به آتش سوزی سنجش از دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی مدل‌سازی اجماعی

مقدمه

آتش‌سوزی از مهم‌ترین وقایع در اکوسیستم‌های کشورمان محسوب می‌شود که تحت تأثیر برهمکنش عوامل طبیعی نظیر اقلیم، پوشش گیاهی، توپوگرافی و عوامل انسانی قرار دارد (Bowman et al., 2019). شواهد حاکی از وجود ارتباطی قوی میان رژیم‌های آتش‌سوزی و شرایط اقلیمی است؛ به گونه‌ای که بر اساس مدل‌های تغییر اقلیم، انتظار می‌رود در دهه‌های آینده وقوع

آتش‌سوزی در جنگل‌های جهان روندی افزایشی داشته باشد؛ موضوعی که رخدادهای سال‌های اخیر نیز آن را تأیید می‌کنند (Pham et al., 2020). تغییر اقلیم با کاهش بارندگی و افزایش دما، موجب خشکی خاک و پوشش گیاهی شده و شدت و تکرار آتش‌سوزی را در مناطق مستعد افزایش می‌دهد. در این شرایط، بقایای گیاهی به‌عنوان سوخت عمل کرده و زمینه بروز آتش‌سوزی را فراهم می‌کند (Eskandari, Pourghasemi & Tiefenbacher, 2020).

طبق برآوردها، طی کمتر از دو قرن گذشته، حدود شش میلیون کیلومترمربع از جنگل‌های جهان بر اثر آتش‌سوزی از بین رفته است (Dimopoulou & Giannikos, 2004). افزون بر عوامل طبیعی، فعالیت‌های انسانی نیز به‌صورت مستقیم و غیرمستقیم احتمال وقوع آتش‌سوزی را در جنگل‌ها و مراتع افزایش می‌دهند (Lasslop & Kloster, 2017). تغییر کاربری اراضی با تشدید سایر عوامل مخرب، خطر آتش‌سوزی را تشدید می‌کند؛ بنابراین، آتش‌سوزی‌های جنگلی و مرتعی صرف‌نظر از منشاء طبیعی یا انسانی، یک فاجعه اکولوژیکی محسوب می‌شوند (Polat, Ghasemi Aghbash & Mahdavi, 2020).

پیامدهای آتش‌سوزی در اکوسیستم‌های طبیعی شامل آلودگی‌های محیط‌زیستی، تغییر در خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک، کاهش تنوع زیستی، تشدید فرسایش، افت کیفیت منابع آب، تغییر در ساختار و ترکیب گیاهی و الگوهای چراست. همچنین، آتش‌سوزی‌های گسترده نقش مهمی در انتشار کربن و تشدید تغییرات اقلیمی جهان دارند (Achu et al., 2021). تکرار و شدت بالای آتش‌سوزی موجب گسترش گونه‌های نامرغوب شده و ارزش اکولوژیکی، اقتصادی و تفرجگاهی سیمای سرزمین را کاهش می‌دهد (Tessler, Wittenberg & Greenbaum, 2016).

در ایران نیز طی سال‌های اخیر، آتش‌سوزی‌های گسترده جنگلی به معضلی جدی تبدیل شده است، به‌طوری‌که سالانه بیش از ۶۰۰۰ هکتار از اراضی جنگلی تخریب می‌شود. بر اساس گزارش FAO، ایران هر سال حدود ۰/۰۶ درصد از سطح جنگل‌های خود را بر اثر آتش از دست داده و از نظر تخریب جنگل ناشی از آتش‌سوزی در رتبه چهارم خاورمیانه و شمال آفریقا قرار دارد (Abedi, 2022). این شرایط، ضرورت مدیریت علمی آتش‌سوزی و توسعه ظرفیت‌های کاهش خطر را دو چندان می‌سازد. ابزارهایی مانند سنجش از دور، سامانه اطلاعات جغرافیایی و تکنیک‌های داده کاوی قابلیت بالایی در مدل‌سازی حساسیت به آتش‌سوزی و تهیه نقشه‌های خطر دارند (Achu et al., 2021; Zhang, Wang & Liu, 2019). از سوی دیگر، ضعف در اطفای به موقع و فقدان آگاهی از الگوی گسترش حریق، ضرورت استفاده از نقشه‌های خطر و مدل‌های پیش‌بینی جهت کاهش خسارات را بیشتر می‌کند (Adab, Kanniah & Solaimani, 2013). تا کنون مطالعات متعددی در زمینه مدل‌سازی و پیش‌بینی رفتار آتش‌سوزی در عرصه‌های طبیعی انجام شده است. به‌عنوان مثال، عالی‌محمودی سراب و همکاران (Alimahmoodi Sarab, Fegghi & Jabarian Amiri, 2012) کارایی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه را در پیش‌بینی آتش‌سوزی شهرستان ایذه تأیید کردند و نشان دادند این الگوریتم با تابع هایپربولیک در ایجاد ارتباط بین داده‌های آب و هوایی و وقوع آتش‌سوزی عملکرد بهتری دارد. مرادی و احمدی ثانی (Moradi & Ahmadi Sani, 2025) نیز با تلفیق فرآیند سلسله مراتبی گروهی و روش نسبت فراوانی، خطر آتش‌سوزی جنگل‌ها و مراتع زاگرس میانی را ارزیابی کرده و حدود نیمی از منطقه را در طبقه خطر زیاد و خیلی زیاد قرار دادند، به‌طوری‌که عوامل اقتصادی-اجتماعی و کاربری اراضی مهم‌ترین نقش را داشتند. در مطالعات بین‌المللی، هانگ و همکاران (Hong et al., 2018) در نقشه‌برداری حساسیت به آتش‌سوزی جنگل‌های جیانگشی چین نشان دادند مدل‌های بهینه و مدل جنگل تصادفی نسبت به ماشین بردار پشتیبان (SVM^1) عملکرد بهتری دارند. همچنین، مامبایل و همکاران (Mambile, Kaijage & Leo, 2025) اعلام کردند مدل پیچشی حافظه بلند کوتاه مدت ($ConvLSTM^2$) به دلیل توانایی در تحلیل روابط پیچیده مکانی-زمانی عملکرد برتری در شناسایی زودهنگام آتش‌سوزی دارد.

ادغام اطلاعات خطر آتش‌سوزی با شبکه راه‌ها به تخصیص بهینه منابع و هدایت مؤثر نیروهای اطفاء به مناطق پرخطر کمک می‌کند. لذا این پژوهش با هدف ارائه اطلاعات کاربردی برای پیشگیری و مدیریت آتش‌سوزی در استان مازندران انجام شد، زیرا تاکنون ارزیابی جامعی با در نظر گرفتن عوامل طبیعی و انسانی در این استان صورت نگرفته است. اهداف این پژوهش عبارتند

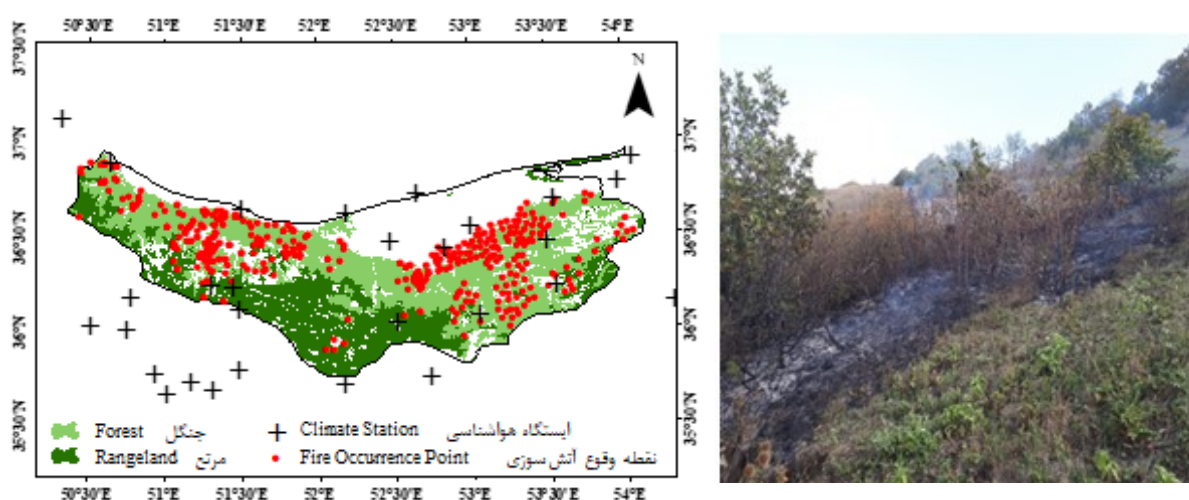
1- Support Vector Machine

2- Convolutional Long-Short-Term Memory model

از: ۱) تهیه نقشه حساسیت به آتش‌سوزی؛ ۲) انتخاب مدل با بالاترین کارایی؛ ۳) تعیین سهم و شناسایی مهم‌ترین عوامل محیطی؛ و ۴) مقایسه عملکرد مدل اجماعی با مدل‌های منفرد.

منطقه مورد مطالعه

محدوده مورد بررسی، کلیه عرصه‌های جنگلی و مرتعی تحت مدیریت اداره کل منابع طبیعی استان مازندران است. این استان با وسعت ۲۳۹۷۴۴۰ هکتار، حدود ۱/۵ درصد از مساحت کشور را شامل می‌شود و بین عرض جغرافیایی $35^{\circ} 47'$ تا $36^{\circ} 25'$ شمالی و طول جغرافیایی $50^{\circ} 34'$ تا $54^{\circ} 10'$ شرقی قرار دارد (شکل ۱). مازندران از نظر توپوگرافی، به سه واحد کوهستانی، کوهپایه‌ای و جلگه‌ای و از نظر اقلیمی به سه تیپ معتدل و مرطوب خزری، معتدل کوهستانی و سرد کوهستانی تقسیم می‌شود. بارندگی و رطوبت در سطح استان به صورت ناهمگون توزیع شده و میزان آن در غرب به مراتب بیشتر از شرق است؛ به طوری که میانگین بارش سالانه در غرب ۹۷۷ و در شرق ۶۵۶/۳ میلی‌متر برآورد شده است. میانگین دمای سالانه استان ۱۷/۲ درجه سانتی‌گراد و سرعت باد نیز ۱۴/۵ متر بر ثانیه می‌باشد.



شکل ۱- نقاط رخداد آتش‌سوزی به همراه مکان ایستگاه‌های هواشناسی در منطقه مطالعاتی؛ و نمایی از وقوع آتش‌سوزی در جنگل‌های شهرستان آمل

Fig.1. Fire occurrence points along with the locations of climate stations in the study area; and a view of wildfire occurrence in the forests of Amol County

مواد و روش‌ها

برداشت داده‌های رخداد آتش‌سوزی

به منظور تهیه نقشه حساسیت به آتش‌سوزی، داده‌های مربوط به رخداد‌های پیشین آتش‌سوزی از طریق بازدیدهای میدانی، گردآوری و به صورت نقاط مکانی با مختصات جغرافیایی استاندارد ثبت شدند. برای جلوگیری از خودهمبستگی مکانی و کاهش آربیبی نمونه‌برداری، در هر پیکسل ۳۰ ثانیه‌ای (تقریباً یک کیلومترمربعی) تنها یک نقطه رخداد انتخاب و نقاط همسان در شعاع یک کیلومتری تا حد امکان حذف گردیدند. در نتیجه این فرآیند، ۲۸ نقطه خودهمبسته کنار گذاشته شد. با توجه به اهمیت استقلال داده‌های آموزشی و آزمون در فرآیند مدل‌سازی، داده‌ها به صورت تصادفی به دو مجموعه تعلیمی و ارزیابی تقسیم شدند؛ به طوری که ۷۰ درصد داده‌ها (۳۱۶ نقطه) برای ساخت و کالیبراسیون مدل‌ها و ۳۰ درصد باقیمانده (۱۳۶ نقطه) برای اعتبارسنجی به کار رفتند. برای تعیین نقاط عدم حضور نیز با اجرای یک مدل اولیه حداکثر آنتروپی، نواحی با احتمال پایین وقوع آتش‌سوزی به عنوان نقاط شبه غیاب در نظر گرفته شدند.

نقشه‌برداری متغیرهای محیطی مؤثر

شناسایی متغیرهای مؤثر در بروز و توسعه آتش‌سوزی، گامی اساسی در مدل‌سازی پتانسیل خطر آتش‌سوزی محسوب می‌شود. رفتار آتش‌سوزی از نظر گستره، مسیر و شدت گسترش، به طور قابل توجهی تحت تأثیر شرایط محیطی مانند پوشش گیاهی، توپوگرافی، عوامل اقلیمی و مؤلفه‌های انسانی قرار دارد. لذا، متغیرهای مستقل مطالعه در چهار گروه اصلی قرار گرفتند: عوامل توپوگرافی شامل ارتفاع، شیب، جهت دامنه، شاخص رطوبت توپوگرافیک (TWI^1) و فاصله از رودخانه؛ متغیرهای هواشناسی شامل دما، بارندگی، سرعت باد و رطوبت نسبی؛ عوامل انسانی شامل فاصله از سکونتگاه‌ها و فاصله از جاده‌ها؛ و متغیرهای پوشش گیاهی شامل شاخص اختلاف نرمال شده پوشش گیاهی ($NDVI^2$) و شاخص خشکی-دمایی گیاه ($TVDI^3$) که جزئیات آن‌ها در ادامه آمده است:

عوامل توپوگرافی: به دلیل ناهمواری شدید و ماهیت کوهستانی جنگل‌ها و مراتع شمال کشور، توپوگرافی نقش مهمی در وقوع و الگوی گسترش آتش‌سوزی ایفا می‌کند. در این پژوهش، متغیرهای ارتفاع، شیب و جهت دامنه از مدل رقومی ارتفاع (DEM^4) ۳۰ متری ماهواره ASTER استخراج شدند. ارتفاع ارتباط تنگاتنگی با دما و الگوهای جریانات بادی دارد و می‌تواند بر ساختار پوشش گیاهی و میزان رطوبت سوخت اثرگذار باشد (Adab et al., 2013). زاویه شیب نیز با افزایش پیش‌گرمایش مواد قابل اشتعال و سرعت گسترش حریق، شدت آتش‌سوزی را تحت تأثیر قرار می‌دهد، به ویژه زمانی که آتش از بخش‌های بالادست به سمت شیب‌های تندتر حرکت می‌کند (Weise & Biging, 1996). جهت شیب نیز از طریق میزان دریافت تابش خورشیدی، رطوبت سوخت و در نهایت الگوی پیشروی آتش، ترکیب و تراکم پوشش گیاهی را تحت تأثیر قرار می‌دهد (Denham, Waidelich & Laneri, 2022). دامنه‌های جنوبی به دلیل دریافت بیشتر انرژی تابشی خورشید، دمای بالاتر و رطوبت کمتر، و پوششی معمولاً خشک‌تر و کم‌تراکم‌تر نسبت به دامنه‌های شمالی دارند و در نتیجه، بیشتر مستعد آتش‌سوزی هستند (Najafi et al., 2015). علاوه بر این، شاخص رطوبت توپوگرافیک، به عنوان پارامتری مؤثر در اشتعال و گسترش آتش‌های سطحی در نظر گرفته می‌شود (Sivrikaya & Küçük, 2022). این شاخص، از ترکیب مساحت ویژه حوزه بالادست (As) و زاویه شیب (β) بر اساس رابطه (۱) محاسبه می‌شود و بیانگر تمایل آب به تجمع در یک نقطه از حوزه (بر مبنای As) و تمایل نیروهای گرانشی به انتقال آن به پایین‌دست (بر حسب $\tan\beta$ به عنوان شیب هیدرولیکی تقریبی) است. این شاخص به طور گسترده برای کمی‌سازی تأثیر توپوگرافی بر فرآیندهای هیدرولوژیکی به کار می‌رود (Endreny & Wood, 2003).

$$TWI = \ln (As/\tan\beta) \quad (1)$$

پارامترهای هواشناسی: دما یکی از متغیرهای توضیحی مهم در رفتار آتش‌سوزی است، زیرا رطوبت سوخت را کنترل کرده و افزایش آن موجب خشک شدن سریع‌تر زی‌توده و پوشش گیاهی و حساسیت بیشتر به اشتعال می‌شود (Tuyen et al., 2021). به طور مشابه، کاهش رطوبت نسبی نیز احتمال وقوع آتش‌سوزی را افزایش می‌دهد، چرا که کمبود رطوبت محیط منجر به افزایش نرخ تبخیر و خشکی بیشتر سوخت می‌شود (Zhang et al., 2019). در مقابل، بارندگی اثر بازدارنده‌ای دارد و با افزایش رطوبت مواد قابل احتراق، ظرفیت اشتعال آن‌ها را کاهش می‌دهد (Achu et al., 2021). همچنین، وقوع بارش در حین آتش‌سوزی می‌تواند موجب تضعیف جبهه آتش و در نهایت خاموشی آن گردد. در همین راستا، باد با افزایش جریان اکسیژن، تسهیل گسترش مکانی حریق و پراکندگی دود، تبخیر و کاهش رطوبت سوخت‌های ریز پیرامونی را تسریع کرده و شدت آتش‌سوزی را افزایش می‌دهد (Denham et al., 2022). داده‌های مربوط به دمای هوا، رطوبت نسبی، بارندگی و سرعت باد از ایستگاه‌های هواشناسی داخل و پیرامون منطقه جمع‌آوری و با استفاده از مختصات جغرافیایی و ارتفاع ایستگاه‌ها، نقشه‌های توزیع مکانی این پارامترها با قدرت تفکیک مکانی یک کیلومتر تهیه گردید. برای این منظور از روش‌های زمین‌آماري شامل کریجینگ و معکوس

1- Topographic Wetness Index

2- Normalized Difference Vegetation Index

3- Temperature Vegetation Dryness Index

4- Digital Elevation Model

وزنی فاصله (IDW^1) برای برآورد مقادیر فضایی استفاده می‌شود تا واریانس تخمین به حداقل برسد (Hamed, Esmaeily & Faramarzi, 2020).

عوامل انسانی: بخش عمده‌ای از آتش‌سوزی‌های جنگل و مرتع با فعالیت‌های انسانی مرتبط است. از جمله این فعالیت‌ها می‌توان به ایجاد حریق در گردش‌های گروهی، آتش‌سوزی‌های عمدی، استعمال دخانیات، شکار، سوزاندن بقایای گیاهی و روشن کردن آتش توسط دامداران و چوپانان اشاره کرد (Eskandari et al., 2020). در این پژوهش، دو متغیر انسانی شامل فاصله از سکونتگاه‌ها و فاصله از جاده‌ها، با استفاده از مدل رقومی ارتفاع و ابزار فاصله اقلیدسی و با تفکیک مکانی یک کیلومتر استخراج و نقشه‌برداری شدند. نتایج پژوهش‌های پیشین نشان می‌دهد که نزدیکی عرصه‌های جنگلی و مرتعی به جاده‌ها و مناطق مسکونی، احتمال وقوع آتش‌سوزی را افزایش می‌دهد؛ به‌طوری‌که با کاهش فاصله، سطح خطر حریق به‌طور معناداری افزایش می‌یابد (Sivrikaya & Küçük, 2022).

پوشش گیاهی به‌عنوان بستر اصلی سوخت، نقش مهمی در اشتعال‌پذیری و گسترش آتش دارد و ویژگی‌هایی مانند شدت، سرعت پیشروی و الگوی توسعه حریق را تحت تأثیر قرار می‌دهد. علیرغم کاربرد گسترده شاخص‌های مختلف گیاهی به‌عنوان شاخص‌های بیوفیزیکی، در این پژوهش از دو شاخص کلیدی شامل NDVI و TVDI بهره گرفته شد. شاخص NDVI از محصول MOD13A3 سنجنده مودیس استخراج گردید و به‌صورت معادله (۲) تعریف می‌شود:

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{red}}{\rho_{NIR} + \rho_{red}} \quad (2)$$

در این معادله، ρ_{NIR} و ρ_{red} به ترتیب بیانگر میزان بازتاب در طول موج‌های قرمز ($0.6-0.7 \mu m$) و مادون قرمز نزدیک ($1.1-1.3 \mu m$) هستند. شاخص NDVI در بازه -1 تا $+1$ تغییر می‌کند؛ مقادیر بالاتر این شاخص نشان‌دهنده تراکم بیشتر زی‌توده سبز، محتوای کلروفیلی بالاتر و در نتیجه ظرفیت فتوسنتزی بیشتر پوشش گیاهی است؛ در حالی که مقادیر پایین‌تر حاکی از کاهش سلامت گیاه، تنش ناشی از افت کلروفیل و تغییرات ساختاری برگ در اثر پژمردگی می‌باشد (Rouse, Haas, Schell & Deering, 1974). لازم به ذکر است که شاخص NDVI بیانگر تراکم زی‌توده سبز و میزان بار سوخت بالقوه بوده و به‌تنهایی قادر به تفکیک مستقیم پوشش خشک از مرطوب یا تیپ‌های مختلف پوشش گیاهی نمی‌باشد؛ از این رو در این مطالعه به منظور لحاظ نمودن وضعیت رطوبتی و قابلیت اشتعال سوخت، به‌طور همزمان از شاخص TVDI و متغیرهای اقلیمی مرتبط با رطوبت استفاده شد تا تمایز نسبی پهنه‌های مستعد اشتعال از پوشش‌های مرطوب‌تر امکان‌پذیر گردد.

شاخص TVDI بر پایه یک فضای دو بُعدی حاصل از ترکیب شاخص NDVI و دمای سطح زمین (LST^2) تعریف می‌شود و با وضعیت پوشش گیاهی و رطوبت خاک ارتباط دارد. در این پژوهش، از داده‌های روزانه (MOD11A1) و هشت روزه (MOD11A2) دمای سطح زمین مودیس با تفکیک مکانی یک کیلومتر استفاده شد (<http://reverb.echo.nasa.gov>). بر اساس روش سندهولت و همکاران (Sandholt, Rasmussen & Andersen, 2002) فضای پراکنش NDVI-LST به‌صورت یک مثلث تعریف می‌شود: در فضای TVDI، ضلع افقی پایین نشان‌دهنده شرایط مرطوب و ضلع شیب‌دار بالا بیانگر شرایط خشک است. شیب ضلع خشک منفی است؛ یعنی با افزایش تراکم پوشش گیاهی، دمای سطح زمین کاهش می‌یابد. شیب ضلع مرطوب مثبت بوده و افزایش پوشش گیاهی و رطوبت کافی خاک موجب افزایش تدریجی دما می‌شود. TVDI با رطوبت خاک رابطه معکوس دارد و بین صفر (مرطوب) تا یک (خشک) تغییر می‌کند. مقدار TVDI هر پیکسل نیز با درونیایی خطی بین حداقل و حداکثر بر اساس رابطه (۳) محاسبه می‌شود:

$$TVDI = (LST - LST_{min}) / (LST_{max} - LST_{min}) \quad (3)$$

در این رابطه، LST دمای سطح پیکسل مورد نظر، LST_{max} بیشینه دمای سطح متناظر با مقدار NDVI همان پیکسل و LST_{min} کمینه دمای سطح در همان مقدار NDVI را نشان می‌دهد. مقادیر حداکثر و حداقل دمای سطح زمین (دو ضلع خشک و مرطوب) برای هر سطح NDVI از طریق برازش خطی معادلات (۴) و (۵) محاسبه می‌شوند:

$$LST_{max} = a_1 + b_1 \times NDVI \quad (۴)$$

$$LST_{min} = a_2 + b_2 \times NDVI \quad (۵)$$

در روابط فوق، ضرایب a_1 و a_2 عرض از مبدأ خطوط برازش یافته بر مقادیر بیشینه و کمینه دمای سطح زمین هستند و ضرایب b_1 و b_2 نیز شیب این خطوط را مشخص می‌کنند که مرزهای خشک و مرطوب فضای NDVI-LST را تشکیل می‌دهند. این ضرایب از برازش حداقل مربعات و داده‌های واقعی برآورد می‌شوند (Sandholt et al., 2002).

در میان متغیرهای مورد بررسی، جهت شیب به‌صورت طبقه‌بندی شده (اسمی) و مابقی متغیرها به‌صورت کمی و رتبه‌ای با مقادیر پیوسته در نظر گرفته شدند. برای همسانی با بازه زمانی رخدادهای آتش‌سوزی (۱۴۰۲-۱۴۰۳)، متغیرهای محیطی نیز برای همین دوره استخراج شدند. آماده‌سازی و استخراج شاخص‌ها در سامانه گوگل ارث انجین (GEE^1) و نرم‌افزار ArcGIS10.8.2 انجام و پردازش، تحلیل و مدل‌سازی داده‌ها با نرم‌افزار R4.5.1 صورت گرفت.

مدل‌سازی مکانی خطر آتش‌سوزی

با توجه به ماهیت مخرب آتش‌سوزی، انجام پژوهش‌های میدانی مبتنی بر رخدادهای واقعی عملاً امکانپذیر نیست؛ بنابراین برای تبیین دقیق‌تر الگو، رفتار و پیامدهای آتش، از مدل‌های شبیه‌سازی کامپیوتری بر اساس داده‌های میدانی استفاده می‌شود. در این پژوهش، پیش‌بینی وقوع آتش‌سوزی به دو روش یادگیری ماشین شامل شبکه عصبی مصنوعی (ANN^2) و حداکثر آنتروپی ($MaxEnt^3$) و همچنین دو رویکرد رگرسیونی شامل مدل خطی تعمیم‌یافته (GLM^4) و مدل جمعی تعمیم‌یافته (GAM^5) با ده تکرار در محیط نرم‌افزار آماری- برنامه‌نویسی R انجام شد.

شبکه عصبی مصنوعی (ANN) شاخه‌ای از هوش مصنوعی است که برای پردازش داده‌ها و حل مسائل متنوعی مانند بهینه‌سازی، پیش‌بینی، شناسایی و کنترل کاربرد دارد (Alimahmoodi Sarab et al., 2012). هر شبکه شامل مجموعه‌ای از نورون‌ها و پیوندهای وزنی است که هر نورون سیگنال ورودی را دریافت، خروجی را محاسبه و به نورون‌های دیگر منتقل می‌کند (Chouai, Laugier & Richon, 2002). مدل خطی تعمیم‌یافته (GLM)، مدلی پارامتری و تعمیم‌یافته از رگرسیون خطی است که رابطه میان متغیرهای تبیینی و پاسخ را از طریق پارامتر برآورد ضرایب رگرسیونی و فواصل اطمینان تحلیل می‌کند. این رویکرد، زمانی کاربرد دارد که داده‌ها توزیع نرمال نداشته یا سایر مدل‌های رگرسیونی کارایی لازم را ندارند (He, Zheng, Li & Qian, 2007). در GLM ، فرض می‌شود متغیر وابسته از توزیع نرمال پیروی کرده، واریانس آن ثابت و رابطه با متغیرهای مستقل خطی است (Guisan, Edwards & Hastie, 2002). مدل‌های جمعی تعمیم‌یافته (GAM) شکل توسعه یافته‌ای از GLM هستند که انعطاف‌پذیری بیشتری داشته و با هدف بهبود دقت پیش‌بینی، شناسایی الگوهای غیرخطی و روابط غیریکنواخت بین متغیرهای وابسته و تبیینی به‌کار می‌روند. در این مدل ناپارامتری، شکل تابع پاسخ بر اساس داده‌ها تعیین شود. فرض بر این است که متغیر وابسته Y از توزیع نمایی با میانگین $\mu = E(Y|X_1, \dots, X_p)$ پیروی کرده و از طریق یک تابع پیوند به متغیرهای مستقل متصل می‌شود (Hastie & Tibshirani, 1987). مدل حداکثر آنتروپی ($MaxEnt$) بر این اساس شکل گرفته که اگر x یک موقعیت تصادفی در محدوده مورد مطالعه باشد، $\pi(x)$ توزیع احتمال هدف در آن مکان را نشان می‌دهد؛ به گونه‌ای که مقادیر آن مثبت و مجموع آن در کل منطقه برابر با یک است. در این چارچوب، $y=1$ به معنای وقوع پدیده هدف است و $P(y=1|x)$ احتمال وقوع آتش‌سوزی در موقعیت x را بیان می‌کند که از طریق $P(x|y=1)$ محاسبه می‌شود:

$$P(y=1|x) = \frac{P(y=1)p(x|y=1)}{p(x)} = \frac{p(y=1)\pi(x)}{\frac{1}{|x|}} \quad (۶)$$

1- Google Earth Engine

2- Artificial Neural Network

3- Maximum Entropy

4- Generalized Linear Model

5- Generalized Additive Model

در رابطه (۶)، $P(y=1)$ نرخ رخداد هدف و $|x|$ تعداد پیکسل‌های کل منطقه مطالعاتی است. از آنجایی که $P(y=1)$ را نمی‌توان دقیقاً از داده‌های رخداد آتش‌سوزی تعیین کرد، الگوریتم حداکثر آنتروپی به‌جای پیش‌بینی مستقیم $P(y=1|x)$ ، از توزیع $\pi(x)$ بر اساس داده‌های موجود استفاده می‌کند (Phillips, Anderson & Schapire, 2006).

ارزیابی و اعتبارسنجی مدل‌ها

برای افزایش قابلیت اطمینان الگوریتم‌های داده کاوی و کاهش عدم قطعیت، ارزیابی مدل‌ها در چندین تکرار انجام شد و از روش ارزیابی تقاطعی k -fold برای جلوگیری از بیش‌برازش استفاده گردید. منحنی مشخصه عملکرد گیرنده (ROC^1) به‌دلیل توانایی نمایش عملکرد کلی مدل و تأثیر شاخص‌هایی مانند حساسیت (Sensitivity)، اختصاصی بودن (Specificity)، نرخ مثبت درست (TPR^2)، نرخ منفی درست (TNR^3)، نرخ مثبت نادرست (FPR^4) و نرخ منفی نادرست (FNR^5) به‌کار گرفته شد. این منحنی با ترسیم حساسیت در برابر اختصاصی بودن، کیفیت مدل را ارزیابی می‌کند و در بیان تحلیلی آن، معیار سطح زیر منحنی (AUC^6) با توجه به معادله (۷) محاسبه می‌شود:

$$AUC = \int_0^1 f(FPR) dFPR = 1 - \int_0^1 f(TPR) d(TPR) \quad (7)$$

مقدار شاخص AUC بین صفر تا یک متغیر است که مقادیر بالاتر آن نشان‌دهنده عملکرد بهتر مدل می‌باشند. با استفاده از عناصر ماتریس خطا (TP، TN، FP و FN) برای داده‌های آزمون، حساسیت (معادل TPR) و اختصاصی بودن (معادل FPR) از روابط (۸ و ۹) محاسبه می‌شوند:

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN} \quad (9)$$

حساسیت (نرخ مثبت درست) نسبت پیکسل‌هایی را نشان می‌دهد که آتش‌سوزی در آن‌ها رخ داده و مدل نیز به‌درستی وقوع آتش‌سوزی را تشخیص داده است. در حالی‌که، اختصاصی بودن (نرخ منفی درست) نسبت پیکسل‌هایی را بیان می‌کند که آتش‌سوزی در آن‌ها رخ نداده و مدل به‌درستی عدم وقوع را شناسایی کرده است. به عبارت ساده‌تر، حساسیت درصد نقاط حضور درست و اختصاصی بودن درصد نقاط غیاب درست شناسایی شده توسط مدل می‌باشد.

برای ارزیابی مدل، آماره مهارت واقعی (TSS^7) نیز به‌کار گرفته شد که هم خطاهای آمیسیون و هم کمیسیون را در نظر می‌گیرد و عملکرد پیش‌بینی را به‌طور کامل ارزیابی می‌کند. مقدار TSS بر اساس رابطه (۱۰) محاسبه می‌شود:

$$TSS = TPR - FPR \quad (10)$$

شاخص TSS در بازه -۱ تا +۱ تغییر می‌کند؛ مقدار +۱ نشان‌دهنده توافق کامل، مقادیر ۰/۷ تا ۰/۹ عملکرد متوسط تا خوب مدل و مقادیر صفر یا منفی کارایی برابر یا کمتر از حالت تصادفی را نشان می‌دهند (Allouche, Tsoar & Kadmon, 2006).

1- Receiver Operating Characteristic
2- True Positive Rate
3- True Negative Rate
4- False Positive Rate
5- False Negative Rate
6- Area Under the Curve
7- True Skill Statistic

ایجاد مدل اجماعی

با توجه به اینکه عدم قطعیت در پیش‌بینی مدل‌ها می‌تواند تصمیم‌گیری را محدود یا غیر متمرکز کند، پس از ارزیابی مدل‌ها، نتایج چند مدل در قالب یک مدل اجماعی ترکیب شد تا خطا کاهش و اطمینان افزایش یابد. در این رویکرد، نقشه حساسیت به آتش‌سوزی با میانگین وزنی مقادیر AUC مدل‌ها به شرح رابطه (۱۱) ساخته می‌شود:

$$FS_i = \frac{\sum_j (AUC_{mj} \times mji)}{\sum_j AUC_{mj}} \quad (11)$$

که در آن؛ FS_i حساسیت به آتش‌سوزی در لامین سلول و mji احتمال وقوع آتش‌سوزی است که توسط مدل j در همان سلول پیش‌بینی شده است (Zare Chahouki, Karami & Piri Sahragard, 2022).

پس از تهیه نقشه‌های حساسیت به آتش، نقشه‌های پیوسته برای تحلیل مقایسه‌ای با روش طبقه‌بندی شکست‌های طبیعی^۱ به طبقات حساسیت بسیار کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد تقسیم شدند.

تعیین سهم عوامل محیطی در وقوع آتش‌سوزی

روش‌های ارزیابی اهمیت متغیرها به دو گروه تقسیم می‌شوند: روش‌هایی که از اطلاعات مدل بهره می‌برند و روش‌هایی که مستقل از مدل هستند. استفاده از رویکرد مبتنی بر مدل مزیت دارد، زیرا ارتباط مستقیمی با عملکرد مدل برقرار کرده و امکان لحاظ نمودن ساختار همبستگی میان متغیرهای مستقل در محاسبه اهمیت را فراهم می‌سازد (Gholami, Mohamadifar, Rahimi, Kaskaoutis & Collins, 2021). یکی از روش‌های مؤثر برای سنجش سهم متغیرها، رویکرد مبتنی بر نظریه بازی و به‌ویژه مقادیر شاپلی^۲ می‌باشد. این شاخص، میانگین سهم هر متغیر در تمام ترکیب‌های ممکن را محاسبه نموده و درصد مشارکت آن در پیش‌بینی متغیر وابسته را مشخص می‌سازد. سهم هر متغیر به تعامل آن با سایر متغیرها بستگی دارد؛ لذا، برای حصول برآورد دقیق‌تر، محاسبه شاپلی باید برای هر متغیر چندین مرتبه تکرار شود (Myerson, 2013).

نتایج و بحث

اعتبارسنجی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی حساسیت به آتش‌سوزی

نتایج حاصل از میانگین‌گیری معیارهای ارزیابی در تکرارهای مختلف نشان داد که کارایی مدل‌ها یکسان نیست و هر الگوریتم رفتار متفاوتی در پیش‌بینی خطر آتش‌سوزی دارد (جدول ۱). مقادیر AUC بیانگر آن است که دو مدل MaxEnt (۰/۹۲) و مدل اجماعی (۰/۹۴) توانایی بالایی در تفکیک نقاط حساس و غیر حساس دارند. این اختلاف نشان می‌دهد که مدل اجماعی با ترکیب پیش‌بینی مدل‌های منفرد، خطاها و آرببی هر مدل را کاهش داده و تعاملات پیچیده میان متغیرهای اقلیمی و محیطی را بهتر مدل‌سازی می‌کند، بنابراین شناسایی نقاط پرخطر با دقت بیشتری انجام می‌شود. پژوهش‌های پیشین (Eskandari et al., 2020; Mohajane et al., 2021; Sarkar et al., 2024) نیز کارایی مدل‌های ترکیبی را در بهبود پیش‌بینی خطر آتش‌سوزی تأیید می‌کنند. شاخص TSS که توانایی مدل در تشخیص همزمان نقاط حضور و غیاب و خطاهای آمیسیون و کمیسسیون را می‌سنجد، بالاترین مقدار را در مدل اجماعی (۰/۷۴) داشت و در MaxEnt و GAM به ترتیب ۰/۷۱ و ۰/۷۲ بود. با این حال، دقت مدل اجماعی به کیفیت مدل‌های منفرد وابسته است و ضعف هر مدل می‌تواند بر خروجی نهایی اثرگذار باشد؛ نکته‌ای که در مطالعه گذشته نیز گزارش شده است (Gholami et al., 2021). در مقابل، GLM به دلیل ماهیت خطی خود قادر به مدل‌سازی روابط پیچیده و غیرخطی میان عوامل اقلیمی، توپوگرافی، زیستی و انسانی نیست و این محدودیت موجب کاهش کارایی در تعیین مرزهای تصمیم و شناسایی الگوهای پیچیده می‌شود (Zhou, Qiu & Zhang, 2023).

1- Natural breaks/ Jenks

2- Shapley

جدول ۱- میانگین شاخص‌های ارزیابی کارایی مدل‌های رگرسیونی و یادگیری ماشین در پیش‌بینی حساسیت به آتش‌سوزی
Table 1- Mean Values of the Performance Evaluation Indices of Regression and Machine Learning Models for Predicting Fire Susceptibility

شاخص‌های ارزیابی (Evaluation metrics)	ANN	GLM	GAM	MaxEnt	مدل اجماعی (Ensemble model)
سطح زیر منحنی (AUC)	0.89	0.88	0.91	0.92	0.94
آماره مهارت واقعی (TSS)	0.69	0.54	0.72	0.71	0.74
حساسیت (Sensitivity)	90.27	61.42	94.48	93.23	94.46
اختصاصی بودن (Specificity)	78.45	92.15	77.02	77.45	79.85

تحلیل تطبیقی اهمیت متغیرها در مدل‌های منفرد و اجماعی

بررسی مقایسه‌ای اهمیت متغیرها نشان داد که بروز و گسترش آتش‌سوزی در جنگل‌ها و مراتع عمدتاً تحت تأثیر ترکیبی از عوامل پوشش گیاهی، اقلیمی و توپوگرافی قرار دارد. نتایج جدول ۲ نشان می‌دهد که شاخص NDVI در مدل‌هایی چون GAM و MaxEnt از اهمیت بالایی برخوردار است و در مدل اجماعی نیز در درجه دوم اهمیت قرار گرفته است؛ موضوعی که نقش تعیین‌کننده تراکم و وضعیت پوشش گیاهی را در فراهم‌سازی یا کاهش مواد سوختی تأیید می‌کند. بارندگی مهم‌ترین متغیر در مدل ANN و مدل اجماعی و از متغیرهای مهم در سایر مدل‌هاست و بیانگر اهمیت رطوبت و خشکی در قابلیت اشتعال و گسترش آتش‌سوزی می‌باشد. متغیرهای توپوگرافی نظیر ارتفاع به‌ویژه در مدل‌های MaxEnt، ANN و اجماعی برجسته شده‌اند که تأثیر ناهمواری زمین بر رفتار آتش، سرعت گسترش و الگوی جریان هوا را نشان می‌دهد. شاخص رطوبت توپوگرافیک (TWI) و رطوبت نسبی نیز در مدل‌های GLM و GAM اهمیت بیشتری داشته‌اند و حساسیت این مدل‌ها به تغییرات رطوبتی و روابط غیرخطی میان متغیرها را آشکار می‌سازند. در مقابل، متغیرهای انسانی مانند فاصله از سکونتگاه‌ها و متغیرهای اقلیمی مانند سرعت باد سهم کمتری در تعیین خطر وقوع آتش‌سوزی دارند.

نتایج نشان داد که ارتفاع یکی از مهم‌ترین عوامل مؤثر بر الگوی خطر است؛ به‌طوری‌که با افزایش ارتفاع، کاهش دما و تراکم پوشش گیاهی، میزان مواد سوختی کاهش می‌یابد؛ در حالی‌که، نواحی کم‌ارتفاع با دمای بالاتر و پوشش گیاهی متراکم‌تر، مستعد آتش‌سوزی هستند (Pragya et al., 2023). این الگو با یافته‌های جانی‌زاده و همکاران (Janizadeh et al., 2023) در جنگل‌های مازندران نیز همخوانی دارد. همچنین، میشرا و همکاران (Mishra, Panthi, Poudel & Ghimire, 2023) گزارش کرده‌اند که عوامل توپوگرافی و زیست‌اقلیمی نقش پررنگ‌تری نسبت به عوامل انسان‌ساخت در بروز آتش‌سوزی دارند؛ نتیجه‌ای که با یافته‌های این مطالعه مطابقت دارد. شاخص NDVI نیز از پارامترهای مهم در پیش‌بینی خطر آتش‌سوزی است و بارندگی علاوه بر تأثیر مستقیم بر قابلیت اشتعال، از طریق کنترل وضعیت رطوبتی و تراکم پوشش گیاهی، نقش غیر مستقیم مهمی در وقوع آتش ایفا می‌کند (Moradi & Ahmadi Sani, 2025). کاهش بارندگی و تشدید خشکسالی موجب خشک شدن زی‌توده گیاهی و افزایش مواد سوختی شده و شرایط را برای بروز آتش‌سوزی‌های گسترده‌تر فراهم می‌کند. اهمیت NDVI در مطالعه حامدی و همکاران (Hamed et al., 2020) نیز تأیید شده است. در میان عوامل انسانی، فاصله از سکونتگاه‌ها بیشترین تأثیر را داشته است؛ نتیجه‌ای که با یافته‌های مرادی و احمدی ثانی (Moradi & Ahmadi Sani, 2025) همخوانی دارد. نزدیکی به مناطق مسکونی با فعالیت‌هایی مانند گردشگری، چرای دام و سوزاندن بقایای کشاورزی مرتبط است که می‌توانند به‌عنوان محرک آغاز آتش، عمل کنند. با این حال، احتمال دارد نقش واقعی شبکه‌جاده‌ها کمتر از مقدار واقعی برآورد شده باشد، زیرا در این پژوهش صرفاً جاده‌های اصلی لحاظ شده‌اند. از سوی دیگر، مناطق مرتفع و پرشیب به دلیل دشواری دسترسی، کمتر تحت تأثیر فعالیت‌های انسانی قرار دارند و همین ویژگی می‌تواند نقش بازدارنده‌ای در افزایش احتمال وقوع آتش‌سوزی ایفا کند.

در مجموع، خطر آتش‌سوزی در منطقه، عمدتاً تابعی از تعامل پوشش گیاهی، خشکی و ویژگی‌های توپوگرافی است و مدل اجماعی با ترکیب خروجی مدل‌های منفرد و متعادل‌سازی وزن متغیرهای مهم، تصویری جامع و دقیق از الگوی مکانی خطر آتش‌سوزی ارائه می‌دهد. این رویکرد با بازنمایی همزمان عوامل طبیعی و انسانی، توانایی بالایی در شناسایی مناطق مستعد آتش‌سوزی دارد؛ این نتایج با یافته‌های اسکندری و همکاران (Eskandari et al., 2020) همسو می‌باشد.

جدول ۲- اهمیت متغیرها بر اساس مقادیر شاپلی در مدل‌های مختلف

Table 2- Variable importance based on Shapley values across different models

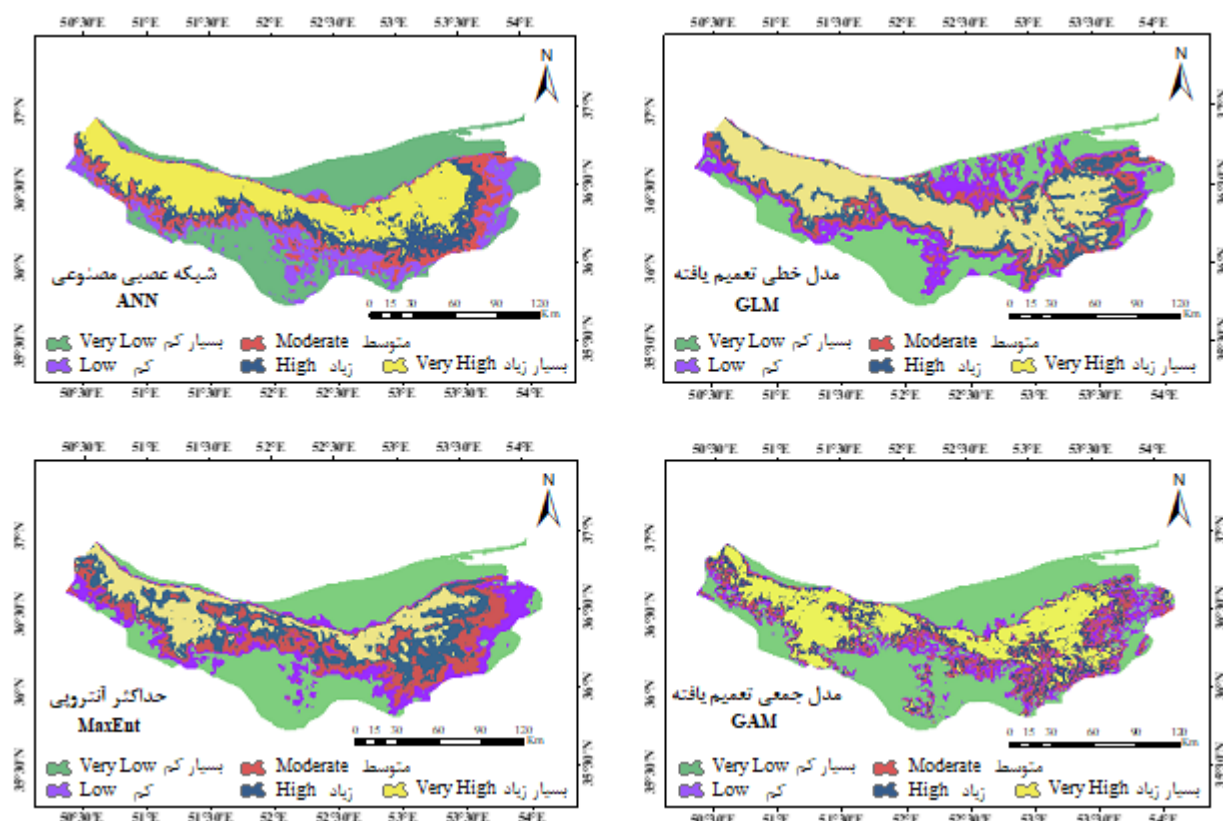
مدل اجماعی (Ensemble model)	MaxEnt	GAM	GLM	ANN	متغیرها (Variables)
16.10	20.14	7.58	7.70	28.99	ارتفاع (Elevation)
1.31	0.34	0.78	0.05	0.01	جهت (Aspect)
2.66	2.63	6.14	1.84	0.02	فاصله از رودخانه (Distance to river)
3.95	3.14	4.22	8.02	0.44	فاصله از جاده (Distance to road)
4.42	3.77	5.60	8.31	4.08	فاصله از سکونتگاه‌ها (Distance to settlements)
19.12	26.85	22.15	21.11	6.35	شاخص اختلاف نرمال شده پوشش گیاهی (NDVI)
19.62	14.97	15.10	14.55	33.88	بارندگی (Precipitation)
4.52	2.36	9.32	0.39	6.00	رطوبت نسبی (Relative humidity)
8.45	18.65	10.37	0.57	4.23	شیب (Slope)
3.28	2.86	2.21	5.75	2.29	درجه حرارت (Temperature)
2.14	2.20	4.73	1.28	0.36	شاخص خشکی - دمایی گیاه (TVDI)
10.07	0.87	6.41	27.33	5.68	شاخص رطوبت توپوگرافیک (TWI)
4.36	1.26	5.40	3.10	7.69	سرعت باد (Wind speed)

الگوی مکانی خطر آتش‌سوزی

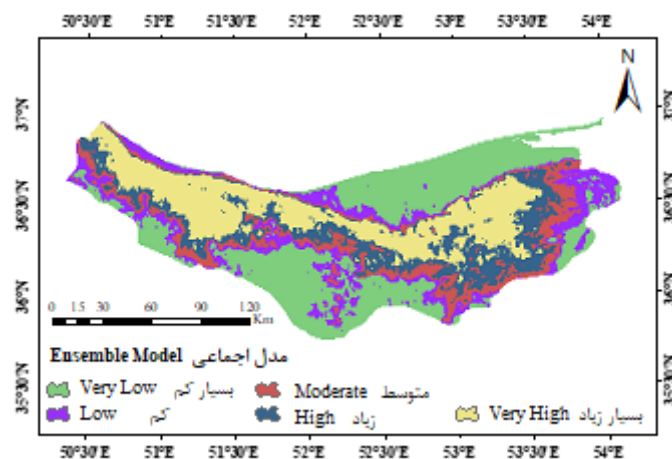
نقشه‌های طبقه‌بندی شده حساسیت به آتش‌سوزی استخراج شده از چهار مدل منفرد (شکل ۲) و اجماع آن‌ها (شکل ۳) امکان مقایسه بصری الگوی مکانی خطر و عملکرد هر مدل را فراهم می‌کنند. این نقشه‌ها، الگوهای مشخصی از توزیع مکانی طبقات مختلف خطر را نشان می‌دهند. مقادیر پیش‌بینی شده توسط هر مدل، احتمال تعلق هر پیکسل به کلاس آتش (۱) را نشان می‌دهند و می‌توان آن‌ها را به‌عنوان احتمال وقوع یا آغاز آتش‌سوزی تفسیر کرد. تحلیل تطبیقی نقشه‌ها نشان داد که علیرغم همخوانی کلی در شناسایی برخی مناطق پرخطر، تفاوت‌های قابل توجهی در نحوه توزیع فضایی طبقات حساسیت میان مدل‌ها وجود دارد که ناشی از تفاوت در ساختار آماری و عملکرد الگوریتم‌های به‌کار رفته است. این الگوهای مکانی، حاصل روابط آماری میان رخداد آتش‌سوزی و عوامل محیطی و انسانی هستند که در مطالعات مشابه نیز گزارش شده است (Eskandari et al., 2020; Mohajane et al., 2021).

تفاوت در توزیع طبقات خطر میان مدل‌ها بیانگر حساسیت هر الگوریتم به وزن‌دهی متغیرهای ورودی و توان متفاوت آن‌ها در استخراج الگوهای پیچیده مکانی است. در این میان، مدل‌های اجماعی با ادغام پیش‌بینی‌های مدل‌های منفرد، تصویری پایدارتر و واقع‌گرایانه‌تر از الگوی خطر ارائه می‌دهند، مطابق با یافته‌های بهادری و همکاران (Bahadori et al., 2023) که نشان دادند مدل‌های تجمیعی نسبت به مدل‌های منفرد کارایی بالاتری در نقشه‌برداری حساسیت و بازنمایی پیچیدگی‌های فضایی و عدم قطعیت دارند. بنابراین، بهره‌گیری از رویکرد چند مدلی، به‌ویژه مدل اجماعی، نقش کلیدی در افزایش دقت پیش‌بینی و پشتیبانی از تصمیم‌گیری‌های مدیریتی برای کاهش خطر آتش‌سوزی دارد.

نقشه حاصل از تجمیع ارائه شده در شکل ۳، نشان می‌دهد که کانون‌های خطر آتش‌سوزی تقریباً در سراسر استان پراکنده شده‌اند و تمرکز مشخصی در یک ناحیه خاص مشاهده نمی‌شود. این الگوی پراکنش گسترده نشان می‌دهد که خطر آتش‌سوزی پدیده‌ای فراگیر و چند عاملی است که تحت تأثیر ترکیبی پیچیده از شرایط اقلیمی، پوشش گیاهی، ویژگی‌های توپوگرافی و فعالیت‌های انسانی شکل می‌گیرد. چنین الگویی بازتاب‌دهنده ارتباط معنادار میان رخداد آتش‌سوزی و متغیرهای محیطی است و بیان می‌کند که تعامل این عوامل موجب شکل‌گیری توزیعی غیر متمرکز و پراکنده در سطح استان می‌شود. این نتیجه با یافته‌های اسکندری و همکاران (Eskandari et al., 2020) و موهاجان و همکاران (Mohajane et al., 2021) همخوانی دارد و بر ضرورت اتخاذ رویکردهای مدیریتی جامع و منطقه محور جهت پیشگیری و کنترل آتش‌سوزی در سطح استان تأکید می‌کند.



شکل ۲- نقشه‌های حساسیت به آتش‌سوزی جنگل‌ها و مراتع در استان مازندران بر اساس مدل‌های منفرد
Fig.2. Fire Susceptibility Maps of Forests and Rangelands in Mazandaran Province Based on Individual Models



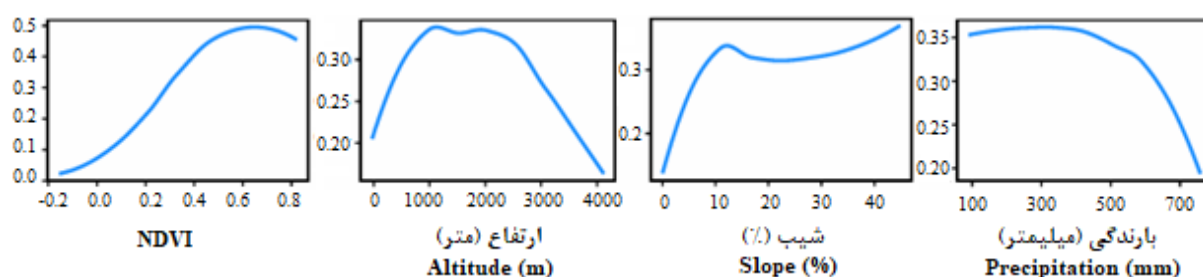
شکل ۳- نقشه حساسیت به آتش‌سوزی جنگل‌ها و مراتع در استان مازندران بر اساس مدل اجماعی
Fig.3. Fire Susceptibility Map of Forests and Rangelands in Mazandaran Province Based on the Ensemble Model

پاسخ آتش‌سوزی به مهم‌ترین متغیرهای محیطی

منحنی‌های پاسخ آتش‌سوزی نسبت به مهم‌ترین متغیرهای مؤثر بر اساس مدلی که بالاترین دقت پیش‌بینی را داشت، ترسیم شدند (شکل ۴). این منحنی‌ها رابطه بین هر متغیر و احتمال وقوع آتش‌سوزی را نشان می‌دهند و امکان تعیین آستانه‌های بحرانی را فراهم می‌کنند. نتایج حاکی از آن است که با افزایش مقادیر مثبت شاخص NDVI، احتمال وقوع آتش‌سوزی روند افزایشی پیدا می‌کند؛ موضوعی که با یافته‌های چوویکو و کونگالتون (Chuvieco & Congalton, 1989) همخوانی دارد و تأکید می‌کند که افزایش سوخت گیاهی در پوشش‌های متراکم، نقش اصلی را در افزایش حساسیت ایفا می‌کند. با این حال، کاهش

احتمال آتش‌سوزی در سطوح بسیار بالای NDVI نشانی می‌دهد که ساختار پوشش، به ویژه کاهش در زیر تاج‌های متراکم، نقش تعیین‌کننده‌ای در تبیین الگوی خطر آتش دارد. نتایج همچنین نشان داد که احتمال وقوع آتش‌سوزی در ارتفاعات متوسط بیشتر است و با افزایش ارتفاع، حساسیت منطقه به آتش‌سوزی کاهش می‌یابد؛ به‌طوری‌که کمترین رخداد آتش‌سوزی در ارتفاعات بالاتر از ۲۵۰۰ متر مشاهده شد. این الگو با نتایج مطالعات سیوری‌کایا و کوچوک (Sivrikaya & Küçük, 2022) و ادب و همکاران (Adab et al., 2013) سازگار است؛ زیرا در ارتفاعات بالا، به‌دلیل کاهش دما، محدودیت رشد پوشش گیاهی و افزایش سطوح سنگی، میزان سوخت در دسترس کمتر بوده و گسترش آتش دشوارتر می‌شود. در مقابل، ارتفاعات پایین‌تر به‌واسطه فعالیت‌های انسانی بیشتر و شرایط اقلیمی مساعدتر، بستر وقوع آتش را فراهم می‌سازند (Azizianpour, Mirzaei, Omidipour, & Jafarian, 2025).

شیب دامنه نیز از عوامل کلیدی در شکل‌دهی الگوی خطر آتش‌سوزی می‌باشد؛ به طوری‌که با افزایش شیب، به خصوص در شیب‌های بیش از ۱۰ درصد، حساسیت به طور محسوسی افزایش می‌یابد و بیشترین فراوانی آتش‌سوزی‌ها نیز در شیب‌های بالاتر از ۳۵ درصد مشاهده می‌گردد. این موضوع با نتایج فرهی آشتیانی و همکاران (Farahi Ashtiani, Daryaei & Mohamadi, 2013) و سیوری‌کایا و کوچوک (Sivrikaya & Küçük, 2022) مطابقت دارد. شیب علاوه بر افزایش سرعت پیشروی شعله‌ها، از طریق تأثیر بر رطوبت، تابش و چگالی سوخت، توسعه آتش را تسهیل می‌کند (Bountzouklis, Fox & Di, 2022). همچنین، گزارش شده که نواحی با شیب ملایم به دلیل دسترسی بیشتر انسان، به وقوع آتش مستعدتر هستند و سرعت گسترش آتش در بالادست شیب‌های تند افزایش می‌یابد (Ghorbanzadeh & Blaschke, 2018). در نهایت، رابطه معکوس میزان بارندگی با احتمال وقوع آتش‌سوزی نشان داد که بیشترین حساسیت در مناطق با بارندگی حداکثر ۵۰۰ میلی‌متر مشاهده می‌شود. این الگو با نتایج فرهی آشتیانی و همکاران (Farahi Ashtiani et al., 2013) و اسکندری و همکاران (Eskandari et al., 2020) مطابقت دارد و تأکید می‌کند که افزایش رطوبت سوخت، قابلیت اشتعال را کاهش می‌دهد. با وجود این، ماهیت پیچیده رابطه بین بارش و آتش‌سوزی - نظیر افزایش بیوماس در مناطق پربارش و تأثیر بلندمدت آن بر افزایش بار سوخت - نیازمند بررسی هم‌زمان دینامیک پوشش گیاهی و شرایط اقلیمی کوتاه‌مدت است؛ موضوعی که واسرمن و مولر (Wasserman & Mueller, 2023) نیز بر آن تأکید کردند.



شکل ۴- نمایش بصری اثر مهم‌ترین عوامل مؤثر بر احتمال پیش‌بینی شده وقوع آتش‌سوزی بر اساس مدل MaxEnt

Fig.4. Visual Representation of the Effects of the Most Influential Factors on the Predicted Probability of Fire Occurrence Based on the MaxEnt Model

نتیجه‌گیری

یافته‌های این پژوهش نشان داد که هدف اصلی تحقیق در بهبود دقت مکانی پیش‌بینی خطر آتش‌سوزی از طریق به‌کارگیری رویکرد چندمدلی و توسعه مدل اجماعی به‌طور موفقیت‌آمیز محقق شده است؛ به‌طوری‌که مدل اجماعی نسبت به مدل‌های منفرد عملکرد دقیق‌تر و پایدارتری در شناسایی پهنه‌های پرخطر ارائه داد و با کاهش عدم قطعیت ناشی از تفاوت ساختار الگوریتم‌ها، توانست الگوی مکانی خطر را واقع‌گرایانه‌تر بازنمایی کند. تحلیل اهمیت متغیرها و منحنی‌های پاسخ نشان داد که پوشش گیاهی، میزان رطوبت و ویژگی‌های توپوگرافی، به‌ویژه ارتفاع و شیب، مهم‌ترین عوامل کنترل‌کننده حساسیت به آتش‌سوزی در استان مازندران هستند، در حالی‌که نقش عوامل انسانی در مقیاس منطقه‌ای کمتر از عوامل طبیعی برآورد شد.

الگوی پراکنش مکانی حاصل از مدل اجماعی نیز نشان داد که خطر آتش‌سوزی ماهیتی پراکنده، چندعاملی و فاقد تمرکز مکانی مشخص دارد، که این امر ضرورت طراحی راهبردهای پیشگیرانه منطقه محور، به ویژه در نواحی با تراکم سوخت گیاهی و شرایط اقلیمی با رطوبت کمتر را برجسته می‌سازد. نقشه‌های پیوسته خطر می‌توانند به‌عنوان ابزار پشتیبان تصمیم‌گیری برای اولویت‌بندی اقدامات پیشگیرانه، مدیریت سوخت، استقرار سامانه‌های پایش و هشدار سریع و تخصیص بهینه منابع اطفای حریق در مقیاس استانی به کار گرفته شوند. با این حال، محدودیت‌هایی نظیر استفاده از داده‌های رخداد در یک بازه زمانی نسبتاً کوتاه، ساده‌سازی متغیرهای انسانی و در نظر نگرفتن پویایی کوتاه‌مدت پوشش گیاهی و تغییرات اقلیمی آینده نشان می‌دهد که در پژوهش‌های آتی به‌کارگیری داده‌های زمانی پرتراکم‌تر، شاخص‌های رفتاری و کاربری اراضی پویا و مدل‌های مکانی- زمانی پیشرفته می‌تواند دقت و قابلیت اتکای پیش‌بینی خطر آتش‌سوزی را بیش از پیش افزایش دهد.

حامی مالی

این مقاله با حمایت پژوهشی دانشگاه محقق اردبیلی از طرح پژوهشی به شماره ۱۴۰۳/د/۹/۲۷۱۴۰ استخراج گردیده است.

References

- Abedi, R. (2022). Application of multi-criteria decision making models to forest fire management. *International Journal of Geoheritage and Parks*, 10(1), 84-96. <https://doi.org/10.1016/j.ijgeop.2022.02.005>
- Achu, A. L., Thomas, J., Aju, C. D., Gopinath, G., Kumar, S., & Reghunath, R. (2021). Machine-learning modelling of fire susceptibility in a forest-agriculture mosaic landscape of southern India. *Ecological Informatics*, 64, 101348. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101348>
- Adab, H., Kanniah, K. D., & Solaimani, K. (2013). Modeling forest fire risk in the northeast of Iran using remote sensing and GIS techniques. *Natural Hazards*, 65(3), 1723-1743. <https://doi.org/10.1007/s11069-012-0450-8>
- Alimahmoodi Sarab, S., Fegghi, J., & Jabarian Amiri, B. (2012). Predicting the occurrence of natural fires in forests and ranges using Artificial Neural Networks (Case study: Zagros region, Izeh township). *Iranian Journal of Applied Ecology*, 1(2), 75-86. [In Persian] <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.24763128.1391.1.2.7.1>
- Allouche, O., Tsoar, A., & Kadmon, R. (2006). Assessing the accuracy of species distribution models: prevalence, kappa and the true skill statistic (TSS). *Journal of Applied Ecology*, 43(6), 1223-1232.
- Azizianpour, S., Mirzaei, J., Omidipour, R., & Jafarian, N. (2025). Machine learning-based forest fire susceptibility prediction in semiarid oak forests of western Iran. *ECOPERSIA* 13(1), 49-67. <https://doi.org/10.22034/ECOPERSIA.13.1.49>
- Bahadori, N., Razavi-Termeh, S. V., Sadeghi-Niaraki, A., Al-Kindi, K. M., Abuhmed, T., Nazeri, B., & Choi, S. M. (2023). Wildfire susceptibility mapping using deep learning algorithms in two satellite imagery dataset. *Forests*, 14(7), 1325. <https://doi.org/10.3390/f14071325>
- Bountzouklis, C., Fox, D. M., & Di Bernardino, E. (2022). Environmental factors affecting wildfire-burned areas in southeastern France, 1970–2019. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 22(4), 1181-1200. <https://doi.org/10.5194/nhess-22-1181-2022>
- Bowman, D. M. J. S., Moreira-Muñoz, A., Kolden, C. A., Chávez, R. O., Muñoz, A. A., Salinas, F., González-Reyes, Á., ... & Johnston, F. H. (2019). Human–environmental drivers and impacts of the globally extreme 2017 Chilean fires. *Ambio*, 48(4), 350-362. <https://doi.org/10.1007/s13280-018-1084-1>
- Chouai, A., Laugier, S., & Richon, D. (2002). Modeling of thermodynamic properties using neural networks: Application to refrigerants. *Fluid Phase Equilibria*, 199(1), 53-62. [https://doi.org/10.1016/S0378-3812\(01\)00801-9](https://doi.org/10.1016/S0378-3812(01)00801-9)
- Chuvieco, E., & Congalton, R. G. (1989). Application of remote sensing and geographic information systems to forest fire hazard mapping. *Remote Sensing of Environment*, 29(2), 147-159. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(89\)90023-0](https://doi.org/10.1016/0034-4257(89)90023-0)
- Denham, M. M., Waidelich, S., & Laneri, K. (2022). Visualization and modeling of forest fire propagation in Patagonia. *Environmental Modelling & Software*, 158, 105526. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2022.105526>
- Dimopoulou, M., & Giannikos, I. (2004). Towards an integrated framework for forest fire control. *European Journal of Operational Research*, 152(2), 476-486. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(03\)00038-9](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(03)00038-9)

- Endreny, T. A., & Wood, E. F. (2003). Maximizing spatial congruence of observed and DEM-delineated overland flow networks. *International Journal of Geographical Information Science*, 17(7), 699-713. <https://doi.org/10.1080/1365881031000135483>
- Eskandari, S., Pourghasemi, H. R., & Tiefenbacher, J. P. (2020). Relations of land cover, topography, and climate to fire occurrence in natural regions of Iran: Applying new data mining techniques for modeling and mapping fire danger. *Forest Ecology and Management*, 473, 118338. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118338>
- Farahi Ashtiani, E., Daryaei, M. G., & Mohamadi Samani, K. (2013). Amin Amlashi, M., Review of fire sensitive areas with emphasis on drought impact with the joint use of PDSI, AHP and GIS (Case study: Forest Saravan, Guilan province). *Forest and Range Protection Research* 10(2), 83-110. [In Persian] <https://doi.org/10.22092/ijfrpr.2012.11141>
- Gholami, H., Mohamadifar, A., Rahimi, S., Kaskaoutis, D. G., & Collins, A. L. (2021). Predicting land susceptibility to atmospheric dust emissions in central Iran by combining integrated data mining and a regional climate model. *Atmospheric Pollution Research*, 12(4), 172-187. <https://doi.org/10.1016/j.apr.2021.03.005>
- Ghorbanzadeh, O., & Blaschke, T. (2018). Wildfire susceptibility evaluation by integrating an analytical network process approach into GIS-based analyses. *International Journal on Advanced Science. Engineering and Information Technology* 6, 48-53.
- Guisan, A., Edwards, T. C., & Hastie, T. (2002). Generalized linear and generalized additive models in studies of species distributions: setting the scene. *Ecological Modelling*, 157(2), 89-100. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(02\)00204-1](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(02)00204-1)
- Hamed, N., Esmaily, A., & Faramarzi, H. (2020). Analysis of the potential fire hazard scenarios using GIS and RS: A case study of Lordegan forests. *Emergency Management* 9(1), 17-27. <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23453915.1399.9.1.2.5>
- Hastie, T., & Tibshirani, R. (1987). Non-parametric logistic and proportional odds regression. *Journal of the Royal Statistical Society. Series C (Applied Statistics)*, 36(3), 260-276. <https://doi.org/10.2307/2347785>
- He, M. Z., Zheng, J. G., Li, X. R., & Qian, Y. L. (2007). Environmental factors affecting vegetation composition in the Alxa Plateau, China. *Journal of Arid Environments*, 69(3), 473-489. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2006.10.005>
- Hong, H., Tsangaratos, P., Ilia, I., Liu, J., Zhu, A. X., & Xu, C. (2018). Applying genetic algorithms to set the optimal combination of forest fire related variables and model forest fire susceptibility based on data mining models. The case of Dayu County, China. *Science of The Total Environment*, 630, 1044-1056. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.02.278>
- Janizadeh, S., Bateni, S. M., Jun, C., Im, J., Pai, H. T., Band, S. S., & Mosavi, A. (2023). Combination four different ensemble algorithms with the generalized linear model (GLM) for predicting forest fire susceptibility. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 14(1), 2206512. <https://doi.org/10.1080/19475705.2023.2206512>
- Lasslop, G., & Kloster, S. (2017). Human impact on wildfires varies between regions and with vegetation productivity. *Environmental Research Letters*, 12(11), 115011. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/aa8c82>
- Mambile, C., Kaijage, S., & Leo, J. (2025). Deep learning models for enhanced forest-fire prediction at Mount Kilimanjaro, Tanzania: Integrating satellite images, weather data and human activities data. *Natural Hazards Research*, 5(2), 335-347. <https://doi.org/10.1016/j.nhres.2024.12.001>
- Mishra, B., Panthi, S., Poudel, S., & Ghimire, B. R. (2023). Forest fire pattern and vulnerability mapping using deep learning in Nepal. *Fire Ecology* 19(1), 1-15. <https://doi.org/10.1186/s42408-022-00162-3>
- Mohajane, M., Costache, R., Karimi, F., Bao Pham, Q., Essahlaoui, A., Nguyen, H., Laneve, G., & Oudija, F. (2021). Application of remote sensing and machine learning algorithms for forest fire mapping in a Mediterranean area. *Ecological Indicators*, 129, 107869. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107869>
- Moradi, S., & Ahmadi Sani, N. (2025). Wildfire risk assessment and spatial zoning in forests and rangelands using GIS-based multi-criteria decision-making techniques in Central Zagros. *Iranian Journal of Forest*, 16(4), 531-554. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/ijf.2024.465288.1994>
- Myerson, R. B. (2013). *Game Theory: Analysis of Conflict*. Harvard University Press.

- Najafi, A., Irannezhad, M. H., Sotoudeh, A., Mokhtari, M. H., & Kiani, B. (2015). Modeling and risk mapping of forest fires using remote sensing and GIS (Case study: Baghe-Shadi protected area, Yazd province). *Iranian Journal of Applied Ecology* 4(14), 13-26. [In Persian] <https://doi.org/10.18869/acadpub.ijae.4.14.13>
- Pham, B. T., Jaafari, A., Avand, M., Al-Ansari, N., Dinh Du, T., Yen, H. P., Phong, T. V., ... & Tuyen, T. T. (2020). Performance evaluation of machine learning methods for forest fire modeling and prediction. *Symmetry*, 12(6), 1022. <https://doi.org/10.3390/sym12061022>
- Phillips, S. J., Anderson, R. P., & Schapire, R. E. (2006). Maximum entropy modeling of species geographic distributions. *Ecological Modelling*, 190(3), 231-259. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2005.03.026>
- Polat, S., Ghasemi Aghbash, F., & Mahdavi, A. (2020). Forest fire hazard zone mapping in Ilam County forests. *Forest Research and Development*, 6(1), 135-152. <https://doi.org/10.30466/jfrd.2020.120830>
- Pragya Kumar, M., Tiwari, A., Majid, S. I., Bhadwal, S., Sahu, N., Verma, N. K., Tripathi, D. K., & Avtar, R. (2023). Integrated spatial analysis of forest fire susceptibility in the Indian western Himalayas (IWH) using remote sensing and GIS-based fuzzy AHP approach. *Remote Sensing*, 15(19), 4701. <https://doi.org/10.3390/rs15194701>
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation system in the Great Plains with ERTS. Proceedings of the Third Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium, Greenbelt, USA; NASA SP-351.
- Sandholt, I., Rasmussen, K., & Andersen, J. (2002). A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status. *Remote Sensing of Environment*, 79(2), 213-224. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00274-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00274-7)
- Sarkar, M. S., Majhi, B. K., Pathak, B., Biswas, T., Mahapatra, S., Kumar, D., Bhatt, I. D., ... & Nautiyal, S. (2024). Ensembling machine learning models to identify forest fire-susceptible zones in Northeast India. *Ecological Informatics*, 81, 102598. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2024.102598>
- Sivrikaya, F., & Küçük, Ö. (2022). Modeling forest fire risk based on GIS-based analytical hierarchy process and statistical analysis in Mediterranean region. *Ecological Informatics*, 68, 101537. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101537>
- Tessler, N., Wittenberg, L., & Greenbaum, N. (2016). Vegetation cover and species richness after recurrent forest fires in the Eastern Mediterranean ecosystem of Mount Carmel, Israel. *Science of The Total Environment*, 572, 1395-1402. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.02.113>
- Tuyen, T. T., Jaafari, A., Yen, H. P. H., Nguyen-Thoi, T., Phong, T. V., Nguyen, H. D., Van Le, H., ... & Pham, B. T. (2021). Mapping forest fire susceptibility using spatially explicit ensemble models based on the locally weighted learning algorithm. *Ecological Informatics*, 63, 101292. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2021.101292>
- Wasserman, T. N., & Mueller, S. E. (2023). Climate influences on future fire severity: a synthesis of climate-fire interactions and impacts on fire regimes, high-severity fire, and forests in the western United States. *Fire Ecology*, 19(1), 43. <https://doi.org/10.1186/s42408-023-00200-8>
- Weise, D. R., & Biging, G. S. (1996). Effects of wind velocity and slope on flame properties. *Canadian Journal of Forest Research*, 26(10), 1849-1858. <https://doi.org/10.1139/x26-210>
- Zare Chahouki, M. A., Karami, P., & Piri Sahragard, H. (2022). Ensemble modeling approach to predict the potential distribution of *Artemisia sieberi* in desert rangelands of Yazd province, central Iran. *Journal of Rangeland Science*, 12(4), 326-340. <https://doi.org/10.30495/rs.2022.685569>
- Zhang, G., Wang, M., & Liu, K. (2019). Forest fire susceptibility modeling using a convolutional neural network for Yunnan province of China. *International Journal of Disaster Risk Science*, 10(3), 386-403. <https://doi.org/10.1007/s13753-019-00233-1>
- Zhou, Z., Qiu, C., & Zhang, Y. (2023). A comparative analysis of linear regression, neural networks and random forest regression for predicting air ozone employing soft sensor models. *Scientific Reports*, 13(1), 22420. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-49899-0>



Interpretability of Machine Learning Algorithms in Drought Susceptibility Mapping (Case Study: Khozestan Province, Iran)

Seyede Zeynab Shogrkhodaei¹, Amanollah Fathnia^{1*}, Seyed Vahid Razavi-Termeh^{2,3}

¹ Department of Geography, Faculty of Literature and Humanities, Razi University, Kermanshah, Iran

² Surveying of Department, Yasouj University, Yasouj, Iran

³ Researcher at Sejong University, Seoul, South Korea

ARTICLE INFO

ABSTRACT

Article History:

Received: 03 February 2026

Revised: 28 April 2026

Accepted: 30 April 2026

Available Online:

01 May 2026

Keywords:

Drought Susceptibility

Machine Learning

Random Forest (RF)

Model Interpretability /
SHAP (Shapley Additive
Explanations)

Southwest of Iran

In this study, a drought susceptibility map for Khuzestan Province, Iran, was produced using the Random Forest (RF) algorithm combined with the Shapley Additive Explanations (SHAP) interpretability approach. Drought occurrence data were derived from the Standardized Precipitation Index (SPI) for the period 2018–2022. A total of 18 environmental and climatic factors-including relative humidity, wind speed, evapotranspiration, minimum and maximum temperatures, elevation, slope, slope aspect, topographic wetness index (TWI), land cover, normalized difference vegetation index (NDVI), soil water content, river density, water level, sandy soil, soil bulk density, clay content, and soil texture-were used as input variables for modeling drought susceptibility. Model performance was evaluated using the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve, yielding an Area Under the Curve (AUC) value of 0.987, which demonstrates the excellent predictive performance of the Random Forest algorithm. According to the drought susceptibility map, 31.03% of the study area falls in the “very low” class, 8.18% in “low”, 8.30% in “moderate”, 10.88% in “high”, and 41.58% in the “very high” susceptibility class. The highest spatial frequency was observed in the “very low” and “very high” categories. Based on SHAP results, elevation, maximum temperature, topographic wetness index, wind speed, and slope were identified as the most influential factors contributing to drought occurrence. This research highlights the advantages of interpretable machine learning approaches in drought susceptibility assessment, providing valuable insights for environmental planners and decision-makers to mitigate the adverse impacts of drought.

* Corresponding author: Amanollah Fathnia

E-mail address: a_fathnia@razi.ac.ir

How to cite this article: Shogrkhodaei, S. Z., Fathnia, A., & Razavi-Termeh, S. V. (2026). Interpretability of Machine Learning Algorithms in Drought Susceptibility Mapping (Case Study: Khozestan Province, Iran). *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 15(2), 205-228. <https://doi.org/10.22067/geoe.2026.97359.1640>



©2026 The author(s). This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

Extended Abstract

Introduction

The frequent occurrence of droughts in recent decades has posed significant challenges to the sustainability of ecosystems, agriculture, and socio-economic development. Drought is defined as a prolonged deficiency of precipitation over a specific period and represents a complex phenomenon characterized by reductions in soil moisture, declines in surface water flows, decreases in groundwater levels, and simultaneous increases in temperature. Droughts are typically classified into meteorological, agricultural, hydrological, socio-economic, and environmental types, and they exert both direct and indirect impacts, including global warming, deforestation, and urbanization. Machine learning algorithms, including SVM, BRT, RF, XGBoost, KNN, and CNN, exhibit strong capabilities in drought prediction, particularly the Random Forest (RF) algorithm, which offers high accuracy and computational efficiency. However, the “black-box” nature of these models limits physical interpretability, making the application of explainable artificial intelligence (XAI) techniques and the Shapley method essential for analyzing both the positive and negative effects of features and their interactions. Recent studies have demonstrated that integrating the Random Forest (RF) algorithm with the Shapley method enhances both the accuracy of drought prediction and the analysis of climatic, soil, topographic, and socio-economic factors. This study aims to improve the interpretability of the RF algorithm and to develop a drought sensitivity map for Khuzestan Province, with its novelty lying in the application of a spatially interpretable approach to analyze the factors influencing drought occurrence.

Material and Methods

Khuzestan Province, located in southwestern Iran, covers an area of approximately 64,236 km² with elevations ranging from 0 to 3,740 m, and experiences a climate spectrum from arid to humid. Despite its major rivers and extensive water resources, the region has been increasingly affected by environmental crises due to recurrent droughts and overexploitation of water. The development of water-intensive industries, expansion of large-scale agricultural lands, and cultivation of high-water-demand crops have intensified pressure on water resources. Additionally, declining precipitation in neighboring provinces and increased groundwater extraction have exacerbated drought conditions, impacting approximately 98.7% of the province between 2012 and 2021.

To model drought susceptibility, a total of 18 climatic, topographic, soil, and hydrological variables were considered, including relative humidity, wind speed, evapotranspiration, minimum and maximum temperatures, elevation, slope and aspect, topographic wetness index, land cover, vegetation index, soil water content, river density, water table level, sand and clay fractions, bulk density, and overall soil texture. Climatic data were derived from the annual averages of 22 meteorological stations across Khuzestan Province (2018–2022), while soil data were obtained from the USDA database via Google Earth Engine (GEE). Elevation, slope, slope direction, and watershed power index layers were generated from the SRTM digital elevation model with a resolution of 30 x 30 meters, and the vegetation index was generated from NDVI based on Landsat 8 images from 2019 to 2022. River density was calculated using the Line Density tool in ArcGIS, and the water surface layer was extracted from well water table depth data (piezometric data from the National Water Resources Management Company). The land cover layer was generated by integrating Sentinel-1 and Sentinel-2 imagery based on the 13 classes defined by Ghorban et al. (2020). Subsequently, all layers were transformed into raster format with a spatial resolution of 250 m using the Inverse Distance Weighting (IDW) method to facilitate drought modeling.

The Standardized Precipitation Index (SPI) was employed to produce the drought map, as it quantifies precipitation deficits across various time scales and is recognized as a reliable indicator for drought monitoring. Drought susceptibility was modeled using the Random Forest algorithm, which is capable of handling large, multivariate datasets while providing robust predictive performance. To enhance model interpretability, the Shapley Additive Explanations (SHAP) method was applied to assess the contribution of each input variable to drought prediction. Model accuracy was assessed using the Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Error (MAE) indices, while the coefficient of determination (R^2) was calculated as a dimensionless measure of model fit. The

performance of the drought susceptibility map was further evaluated using the Receiver Operating Characteristic (ROC) curve and the Area Under the Curve (AUC) index, where values approaching 1 indicate a strong capability of the model to accurately predict vulnerable areas.

Results and Discussion

In this study, the Random Forest model was employed to predict drought occurrences in Khuzestan Province based on environmental and climatic variables. Model performance was assessed using a 10-fold cross-validation approach, with 70% of the data allocated for training and the remaining 30% for testing. Based on the results, the R^2 value for the model's training data was 0.97, indicating excellent model performance. The MAE value was 0.03, and the RMSE value was 0.07. Furthermore, the RMSE, MAE, and R^2 values for the model's evaluation data were 0.18, 0.10, and 0.86, respectively. The results demonstrate the model's good accuracy for drought prediction. Interpretability analysis using the Shapley method revealed that elevation, topographic wetness index, relative humidity, and wind speed were the most influential factors, with decrease precipitation exerting a particularly significant effect. The model output was generalized in ArcMap software and using the natural Breaks method, the drought sensitivity map was classified into five classes: "very low, low, medium, high, and very high." The results showed that 31.03% of the area was in the "very low" class, 8.18% in "low," 8.30% in "medium," 10.88% in "high," and 41.58% in "very high." An AUC value of 0.987 further confirmed the model's outstanding performance. These results highlight the Random Forest model as a powerful tool for drought identification, capable of capturing complex and nonlinear relationships while processing both numerical and categorical data, thereby providing effective support for environmental management and decision-making.

Conclusion

Recent drought events have inflicted substantial impacts on both the environment and human activities. In this study, a drought susceptibility map for Khuzestan Province was developed using the Random Forest model in combination with the Shapley Additive Explanations (SHAP) method for interpretability. The model demonstrated excellent predictive performance, with an AUC of 0.987. Analysis revealed that precipitation, elevation, relative humidity, the topographic wetness index, and wind speed were the most influential factors driving drought occurrence, whereas soil texture and land cover exhibited comparatively lower impacts. The most prevalent categories in the drought susceptibility map were "very low" and "very high." Areas including Andimeshk and Dezful were classified as "very low," while parts of Mahshahr and Ahvaz fell into the "very high" category. Drought susceptibility mapping serves as an effective tool for identifying vulnerable regions and informing management strategies, thereby enhancing the resilience of both ecosystems and human communities.



تفسیرپذیری الگوریتم‌های یادگیری ماشین در تهیه نقشه‌های حساسیت به خشکسالی (مطالعه موردی: استان خوزستان، ایران)

سیده زینب شگرخدایی^۱،  امان اله فتح نیا^{*}، سید وحید رضوی ترمه^{۲ و ۳}

^۱ گروه جغرافیا، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران

^۲ گروه نقشه برداری، دانشگاه یاسوج، یاسوج، ایران

^۳ پژوهشگر دانشگاه Sejong، سئول، کره جنوبی

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخچه مقاله:	در این پژوهش، با بهره‌گیری از الگوریتم جنگل تصادفی و روش تفسیرپذیری شپلی، نقشه حساسیت خشکسالی استان خوزستان تهیه شد. برای تهیه نقشه وقوع خشکسالی، از داده‌های شاخص بارش استاندارد شده در بازه زمانی ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۲ استفاده شد. در این مطالعه از ۱۸ فاکتور (رطوبت نسبی، سرعت باد، تبخیر و تعرق، کمینه و بیشینه دما، ارتفاع، شیب، جهت شیب، شاخص رطوبت توپوگرافی، پوشش اراضی، شاخص پوشش گیاهی، محتوای آب خاک، تراکم رودخانه، سطح آب، خاک ماسه، چگالی ظاهری خاک، خاک رس، بافت خاک) به عنوان متغیرهای ورودی برای مدل استفاده شد. ارزیابی کارایی مدل با شاخص منحنی مشخصه عملکرد سیستم (ROC) نشان داد که دقت پیش‌بینی ۰/۹۸۷ بود که بیانگر عملکرد عالی مدل در نقشه خروجی مدل جنگل تصادفی بود. بر اساس نتایج حاصل از نقشه حساسیت به خشکسالی، ۳۱/۰۳ درصد منطقه مطالعاتی در طبقه "خیلی کم"، ۸/۱۸ درصد در طبقه "کم"، ۸/۳۰ درصد منطقه در طبقه "متوسط"، ۱۰/۸۸ درصد منطقه در طبقه زیاد و ۴۱/۵۸ درصد منطقه در طبقه "خیلی زیاد" قرار گرفته است. بیشترین فراوانی مشاهده شده طبقات مرتبط با دو طبقه "خیلی کم" و "خیلی زیاد" بوده است. بر اساس روش شپلی فاکتورهایی مانند ارتفاع، دمای بیشینه، شاخص رطوبت توپوگرافی، سرعت باد و شیب بیشترین تاثیر را در وقوع خشکسالی داشته‌اند. این مطالعه مزایای استفاده از روش‌های یادگیری ماشین تفسیرپذیر را نشان می‌دهد.
کلمات کلیدی:	
حساسیت به خشکسالی	
یادگیری ماشین	
جنگل تصادفی	
توضیح‌پذیری مدل / روش شپلی	
جنوبغرب ایران	

مقدمه

وقوع مکرر خشکسالی در طی چند دهه اخیر موجب بروز چالش‌های اساسی در حوزه‌های پایداری اکوسیستم‌ها، کشاورزی و توسعه اجتماعی-اقتصادی شده است (AghaKouchak et al., 2023). امروزه خشکسالی به عنوان یک مشکل جهانی آب و هوایی ظهور کرده است و زمانی اطلاق می‌شود که منطقه‌ای خاص با بارش کمتر از حد معمول برای یک دوره زمانی خاص روبرو شود (Oyarzabal et al., 2025). علاوه بر این توصیف ساده، خشکسالی می‌تواند به عنوان فرایندی پیچیده شامل کاهش رطوبت خاک، افت جریان‌های سطحی و کاهش سطح آب زیرزمینی همراه با افزایش دما توصیف شود (Parker & Gallant, 2022). از منظر گونه‌شناسی خشکسالی، خشکسالی‌ها معمولاً به خشکسالی‌های هواشناسی، کشاورزی، هیدرولوژیکی، اجتماعی-اقتصادی و زیست محیطی طبقه‌بندی می‌شوند. خشکسالی‌های هواشناسی اغلب به عنوان منبع اصلی انواع دیگر خشکسالی‌ها در نظر گرفته می‌شوند که می‌توانند به خشکسالی‌های کشاورزی و زیست محیطی سرایت کنند و در نهایت باعث خسارات اجتماعی-اقتصادی شوند (Xue et al., 2020). این دسته‌بندی‌ها بر اساس کمبود بارش، رواناب، رطوبت خاک و در دسترس بودن کلی آب انجام می‌گیرد (Ozupek, 2025). خشکسالی دارای اثرات مستقیم و غیرمستقیم است. اثرات مستقیم مانند گرمایش جهانی و جنگل‌زدایی است که در نتیجه تخریب ساختار خاک پس از دوره‌های طولانی خشکسالی رخ می‌دهد. شهرنشینی از اثرات غیرمستقیم خشکسالی است (Ozupek et al., 2025). ایران به دلیل قرار گرفتن در کمربند آب و هوایی خشک و نیمه‌خشک و نوسانات شدید بارش، همواره در معرض خشکسالی‌های مکرر قرار داشته است (Torkaman Pary, Rastgoo, Opp, Zeuss & Abera, 2024; Mahmoudi & Daneshmand, 2018). در دهه‌های اخیر، کشور شاهد خشکسالی‌های شدید بوده است که بارزترین آن مربوط به سال‌های ۱۳۷۸ تا ۱۳۸۰ (۱۹۹۹ تا ۲۰۰۱) است و خسارتی بالغ بر ۳/۳ میلیارد دلار به اقتصاد کشور وارد کرده و بیش از ۳۷ میلیون نفر را تحت تأثیر قرار داده است (Liu et al., 2025; Soltani, Saboohi & Yaghmaei, 2012). کاهش بارش‌ها در استان خوزستان نیز باعث شده این منطقه دچار خشکسالی شود و تولید محصولات کشاورزی، به ویژه برنج، با چالش‌های جدی مواجه گردد (Nejadrekabi, Eslamian & Zareian, 2022).

پیش‌بینی خشکسالی همواره برای اقلیم‌شناسان و هیدرولوژیست‌ها چالشی جدی بوده است. زیرا منشاء آن پیچیده بوده و در مقیاس‌های زمانی و مکانی متفاوت رخ می‌دهد (Khan et al., 2020). هوش مصنوعی در سال‌های اخیر، به دلیل توان محاسباتی بالا و دسترسی گسترده، توانسته است بر روش‌های سنتی غلبه کند و به ابزاری مؤثر در پیشگیری از بلایای طبیعی و ارائه هشدارهای اولیه تبدیل شود. این قابلیت‌ها باعث شده است که هوش مصنوعی محبوبیت قابل توجهی در میان پژوهشگران پیدا کند (Chang, Yang, Hsieh, Wang & Yeh, 2020). روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی در حوزه مدل‌سازی و پیش‌بینی مکانی، بدون نیاز به آگاهی از روابط فیزیکی و ریاضی میان ورودی‌ها و خروجی‌ها عمل می‌کنند و همچنین وابستگی به اندازه‌گیری‌های میدانی و تجهیزات آزمایشگاهی پر هزینه را کاهش می‌دهند (Ghorbani, Deo, Kashani, Shahabi & Ghorbani, 2019). همچنین یادگیری ماشین با رشد چشم‌گیری که در توانایی در پردازش داده‌های پیچیده و با ابعاد بالا داشته است توانسته به طور گسترده در علوم محیطی و پیش‌بینی‌های اقلیمی به کار گرفته شود (Abbes, Inoubli, Rhif & Farah, 2023). پژوهشگران از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در ارزیابی و پیش‌بینی خشکسالی استفاده کرده‌اند. از جمله این الگوریتم‌ها می‌توان به ماشین بردار پشتیبان (SVM) (Feng, Wang, Li Liu & Yu, 2019)، درخت رگرسیون تقویتی^۲ (BRT) (Park, Im, Jang & Rhee, 2016)، جنگل تصادفی^۳ (RF) (Wang et al., 2022)، رگرسیون آداپوست^۴ (En-Nagreg et al., 2024) تقویت گرادبان شدید^۵ (XGBoost) (Zhao et al., 2022)، کی- نزدیکترین

1-Support Vector Machines

2- Boosted Regression Trees

3- Random Forest

4- AdaBoost Regressor

5- Extreme Gradient Boosting

همسایه^۱ (KNN) (Fadaei-Kermani, Barani & Ghaeini-Hessaroeeyeh, 2017)، شبکه عصبی کانولوشن^۲ (CNN) (Mokhtar et al., 2021) اشاره کرد. این مطالعات نشان دادند که روش‌های یادگیری ماشین توانایی بالایی در ارتقاء دقت و پیش‌بینی خشکسالی دارند. همچنین الگوریتم جنگل تصادفی یکی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین است که دارای مزایای فراوانی است. برای مثال با روشی تجمعی است که با میانگین‌گیری از چندین درخت تصمیم، از بیش‌برازش جلوگیری کرده و دقت رگرسیون را افزایش می‌دهد. این الگوریتم برای تحلیل مجموعه داده‌های بزرگ، کارآمد بوده و در نتیجه برای مطالعات مرتبط با تصاویر ماهواره‌ای مناسب است (Park, Kim & Lee, 2019). علاوه بر این، مدل جنگل تصادفی سرعت مناسب و پارامترسازی سازمان‌یافته‌ای را برای فرایند تحلیل فراهم می‌کند (Feng, Lu, Yao & Yu, 2020). این الگوریتم به طور موفقیت‌آمیزی در مطالعات مرتبط با خشکسالی مورد استفاده قرار گرفته است (Chen, Li & Wang, 2012; Wang et al., 2022).

با وجود پیشرفت‌های قابل توجه در مدل‌های یادگیری ماشین در دقت و صحت پیش‌بینی خشکسالی، ماهیت جعبه سیاه این مدل‌ها را با محدودیتی جدی در تفسیر فیزیکی نتایج و شفافیت آن روبرو می‌سازد. برای رفع این مشکل از مفهوم هوش مصنوعی تفسیرپذیر^۳ (XAI) استفاده می‌شود تا به بررسی رفتار درونی مدل‌ها بپردازد و عملکرد آن‌ها را قابل فهم سازد (Dikshit, Pradhan & Santosh, 2022). پژوهشگران در مطالعات خود با استفاده از الگوریتم‌های مختلف تلاش کرده‌اند که به آشکارسازی چگونگی اثرگذاری عوامل محرک بر خروجی مدل‌های آموزش دیده بپردازند. برای مثال گیبسون و همکاران (Gibson et al., 2021) برای پیش‌بینی خشکسالی در غرب ایالات متحده از الگوریتم جنگل تصادفی استفاده کردند. آن‌ها برای یافتن میزان اهمیت ویژگی‌ها به جابه‌جایی تصادفی مقادیر آن‌ها و بررسی تأثیر آن بر عملکرد پیش‌بینی مدل ارزیابی نمودند. کای و همکاران (Cai, Shi, Zhou, Liu & Babovic, 2024) در یک مطالعه در جنوب شرقی آمریکا، با استفاده از مدل‌های حافظه طولانی کوتاه مدت^۴ (LSTM) و روش‌های گرادیان مورد انتظار^۵ (EG) و تجزیه جمع‌پذیر^۶ (AD)، نقش عوامل محرک خشکسالی آب‌های زیرزمینی را بررسی کردند. نتایج آن‌ها نشان داد عوامل دمایی در مقیاس بزرگ و عوامل بارشی در مقیاس کوچک بیشترین تأثیر را دارند و مدل‌های تفسیرپذیر عمیق می‌توانند درک بهتری از فرآیندهای هیدرولوژیکی فراهم کنند. دیمیسטר و ویلمز (De Meeste & Willems, 2024) در مطالعه‌ای که در منطقه فلاندرز بلژیک انجام دادند با بهره‌گیری از داده‌های حوضه آبخیز و مداخلات انسان به پیش‌بینی خشکسالی با روش‌های آماری و یادگیری ماشین با استفاده از چهار شاخص خشکسالی پرداختند. نتایج آن‌ها نشان داد که مدل تقویتی گرادیان شدید عملکرد بهتری دارد. همچنین بر اساس تحلیل تفسیرپذیری مدل‌ها، عوامل آبیاری و میزان مداخلات انسانی از مهم‌ترین عوامل افزایش حساسیت رودخانه‌ها به خشکسالی بودند. جدول ۱ شماری دیگر از مطالعات داخلی و خارجی که برای بررسی خشکسالی از مدل جنگل تصادفی استفاده کرده‌اند، اشاره می‌کند. با وجود مزایای این روش‌ها که در ارتقاء تفسیرپذیری مدل‌ها انجام داده‌اند، همواره محدودیت‌هایی باقی مانده است. به عبارت بهتر روش‌های تعیین اهمیت ویژگی بر پایه جنگل تصادفی قادر نیستند به‌طور دقیق نشان دهند که یک ویژگی چه نوع اثری (مثبت یا منفی) بر نتایج پیش‌بینی دارد. روش شیلی علاوه بر تشخیص اثرات مثبت و منفی متغیرها، ثبات و دقت تفسیرها را نیز بهبود می‌بخشد (Li, Jia & Wang, 2023). همچنین شیلی با محاسبه مقادیر تعامل، قادر است اثرات متقابل بین ویژگی‌ها را کمی‌سازی کند (Chen et al., 2012). شو و همکاران (Xue et al., 2025) چارچوبی مبتنی بر یادگیری ماشین و هوش مصنوعی تفسیرپذیر (XAI) برای رشته‌کوه تاپیه^۷ چین ارائه دادند. آن‌ها چهار مدل تقویت گرادیان شدید، جنگل تصادفی، حافظه طولانی کوتاه مدت و پس انتشار^۸ را برای پیش‌بینی خشکسالی کشاورزی به کار بردند.

1- k-Nearest Neighbour

2- Convolutional Neural Network

3- Explainable Artificial Intelligence

4- Long short-term memory

5- Expected Gradient

6- Additive Decomposition

7- Ta-pieh

8- Back-propagation neural network

نتایج نشان داد که روش تقویت گرادیان شدید و جنگل تصادفی دقت بالاتری نسبت به دیگر مدل‌ها دارند. همچنین، تحلیل با روش شپلی سهم عوامل اقلیمی، خاک، توپوگرافی و اجتماعی-اقتصادی را در خشکسالی پاییز ۲۰۱۹ اندازه‌گیری و تعامل میان عوامل و الگوهای مکانی را روشن ساخت. ژنگ و همکاران (Zhang et al., 2023) در مطالعه خود که در ایالات متحده انجام دادند با بهره‌گیری از مدل تقویت گرادیان شدید همراه با روش شپلی چارچوبی تبیین‌پذیر برای پیش‌بینی اثرات چندبعدی خشکسالی ارائه کردند. این مدل نسبت به روش‌های مرجع دقت بالاتری داشته و توانست پیامدهای خشکسالی را با صحت ۰/۸۸۳ در سطح ملی و ۰/۹۴۲ در سطح ایالتی پیش‌بینی کند. نتایج نشان داد شاخص‌های بارش و دما نقش اصلی در تبیین اثرات خشکسالی دارند و روابط آن‌ها بسته به نوع و مکان اثرات متغیر است.

جدول ۱- مطالعات انجام شده در زمینه خشکسالی با استفاده از مدل جنگل تصادفی در ایران و جهان

Table 1- Review of studies on Drought using the Random Forest model in Iran and other countries

نویسندگان Authors	موضوع مقاله Research Topic
Park et al. (2019)	پیش‌بینی پهنه‌های خشکسالی شدید با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی: بهره‌گیری از تصاویر ماهواره‌ای و داده‌های توپوگرافی Prediction of severe drought area based on random forest: Using satellite image and topography data
Wang et al. (2022)	مدل جنگل تصادفی برای خشکسالی: پایش و اعتبارسنجی خشکسالی مراتع با تکیه بر داده‌های سنجش‌ازدور چند منبعی A random forest model for drought: Monitoring and validation for grassland drought based on multi-source remote sensing data
Hussain et al. (2025)	کاربرد الگوریتم جنگل تصادفی در شناسایی مدل مناسب برای پیش‌بینی خشکسالی هواشناسی Utilizing Logistic Regression and Random Forest to Model Meteorological Drought Persistence Across Seasonal Transitions
Elbeltagi et al. (2023)	پیش‌بینی خشکسالی هواشناسی و شاخص استاندارد شده بارش با استفاده از مدل‌های جنگل تصادفی، درخت تصادفی و رگرسیون فرایند گاوسی Prediction of meteorological drought and standardized precipitation index based on the random forest (RF), random tree (RT), and Gaussian process regression (GPR) models.
Dikshit, Pradhan & Alamri (2020)	پیش‌بینی کوتاه مدت مکانی-زمانی خشکسالی با استفاده از مدل جنگل‌های تصادفی در ایالت نیوساوتولز، استرالیا Short-term spatio-temporal drought forecasting using random forests model at New South Wales, Australia.
Zarei, Mahmoudi & Moghimi, (2023)	تعیین مناسب‌ترین شاخص خشکسالی با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی با تأکید بر خشکسالی کشاورزی Determining the most appropriate drought index using the random forest algorithm with an emphasis on agricultural drought
Huang et al. (2025)	پیش‌بینی خطر خشکسالی هواشناسی آینده در سرزمین اصلی چین با استفاده از مدل جنگل تصادفی Predicting future meteorological drought risk in mainland China using random forest model
Li et al. (2023)	پایش سنجش از دور خشکسالی در جنوب غرب چین با استفاده از روش‌های جنگل تصادفی و تقویت گرادیان شدید Remote sensing monitoring of drought in Southwest China using random forest and eXtreme gradient boosting methods
Lotfifard, Esmaeili-Gisavandani & Adib, (2022)	پایش و پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از شاخص‌های SPI, SPEI و مدل جنگل تصادفی در اقلیم‌های مختلف ایران Drought monitoring and prediction using SPI, SPEI, and random forest model in various climates of Iran.
Vagheei, Torabi & Ghaemi, (2021)	ارزیابی خشکسالی به کمک شاخص بارش استاندارد و الگوریتم جنگل تصادفی Drought assessment using standardized precipitation index and random forest algorithm.
Seyedi Ghaldareh, Ahmadi & Gholamnia (2023)	ارزیابی شاخص‌های سنجش از دوری پایش خشکسالی با استفاده از رگرسیون بردار پشتیبان و مدل‌های جنگل تصادفی (مطالعه موردی: شهرستان مریوان) Evaluation of remote sensing-based drought monitoring indexes using support vector regression and random forest models (Case study: Marivan city).
Azizi and Abbasi(2025)	توسعه یک روش کارآمد مبتنی بر آموزش ماشین و داده‌های زمینی و ماهواره‌ای برای پیش‌بینی و پهنه‌بندی خشکسالی کشاورزی در ایران Developing a Robust Data-Driven Model Based on Ground and Satellite Measured Data for Agricultural Drought Prediction in Iran
Hajarian (2025)	پایش و پهنه‌بندی خطر خشکسالی با استفاده از مدل جنگل تصادفی (مورد مطالعه: استان اردبیل) Meteorological Drought Risk Monitoring and Zoning Using Random Forest Model.

این مطالعه با هدف تفسیرپذیری الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی در تهیه نقشه‌های حساسیت به خشکسالی انجام گرفته است. برای این منظور داده‌های مرتبط با مخاطره خشکسالی در استان خوزستان تهیه و جهت مدلسازی حساسیت آماده‌سازی شده‌اند. این مطالعه با رویکردی نوین برای تفسیرپذیری مدل جنگل تصادفی، از روش شیلی استفاده کرده است. نوآوری این تحقیق استفاده از الگوریتم هوش مصنوعی جنگل تصادفی در ترکیب با یک رویکرد تفسیرپذیری مکانی به منظور تفسیر و تحلیل نقشه فاکتورهای مکانی مؤثر بر وقوع خشکسالی در استان خوزستان است.

منطقه مورد مطالعه

استان خوزستان در جنوب غربی ایران (شکل ۱) بین ۲۹ درجه و ۵۷ دقیقه تا ۳۳ درجه و ۵۷ دقیقه عرض شمالی و ۴۷ درجه و ۴۰ دقیقه تا ۵۰ درجه و ۳۳ دقیقه طول شرقی واقع شده است (Jahangir & Mohammadi, 2016). خوزستان مساحتی بالغ بر ۶۴۲۳۶ کیلومتر مربع دارد و ارتفاعی بین ۰ تا ۳۷۴۰ متر متغیر است (Zarasvandi, Carranza, Moore & Rastmanesh, 2011). این استان در طول سال میزان تبخیری برابر با ۲۰۴۴ میلی‌متر و میزان بارش آن بین ۲۵۰ تا ۴۰۰ میلی‌متر است (Baloei, 2025; Kabolizadeh & Mohammadi, 2024; Piri & Ghoghghar, 2025). استان خوزستان از نظر منابع آبی و بروز مخاطرات اقلیمی جایگاه برجسته‌ای در کشور دارد. آب و هوای این منطقه بین خشک تا مرطوب متغیر است. در بخش‌های شمالی استان هوای سرد بخش‌های جنوبی هوای گرمسیری دارد (Zarasvandi et al., 2011). رودخانه‌های بزرگی مانند کارون، کرخه، هندیجان، جراحی و دز اهمیت ذخایر آبی منطقه را دو چندان کرده است. با این حال خشکسالی‌های مکرر و بهره‌برداری بی‌رویه از منابع آب، استان خوزستان را با چالش‌ها و بحران‌های جدی زیست محیطی روبه‌رو کرده است (Baloei et al., 2024; Piri & Ghoghghar, 2025). از سوی دیگر، استقرار صنایع بالادستی و پایین‌دستی مرتبط با نفت، حضور صنایع آب بر مانند فولاد، گسترده‌ی اراضی کشاورزی و تولید محصولات استراتژیک در فصل‌های مختلف سال، همراه شکل‌گیری شرکت‌های کشت و صنعت نظیر صنایع نیشکر، بر اهمیت این منطقه افزوده است (Koochak & Behnia, 2013). با جود منابع آبی در خوزستان، این استان با چالش‌های جدی کم آبی روبرو شده است. از جمله این موارد می‌توان به مدیریت اشتباه منابع آب، کاهش بارندگی، نزدیکی جغرافیایی خوزستان به خلیج فارس و مباحث حاکمیتی، تقاضای بالای آب در بخش کشاورزی، افزایش شهرنشینی و رشد صنعتی و تغییرات اقلیمی اشاره کرد (Bahiraie, Hosseini & Hossein-Panahi, 2025). همچنین کاهش بارش در استان‌های همجوار باعث کاهش ذخایر سدها و کیفیت آب سطحی شده است. این مسائل موجب رو آوردن به آب‌های زیرزمینی و افزایش بهره‌وری از آن خصوصاً برای کشاورزی شده است که موجب بروز خشکسالی در این منطقه شده است (Bahiraie et al., 2025). بر اساس گزارش سازمان هواشناسی ایران (۲۰۲۱) و شاخص استاندارد بارش-تبخیر-تعریق (SPEI) (McKee, Doeske & Kleist, 1993)، ۹۸/۷ درصد از مساحت استان خوزستان بین سال‌های ۲۰۱۲ تا ۲۰۲۱ تحت تأثیر خشکسالی قرار گرفته است. علاوه بر این، کشت گسترده محصولات پرمصرف آب مانند برنج و نیشکر که ۸/۵ درصد از مصرف آب کشاورزی استان را به خود اختصاص داده، فشار بر منابع آب را تشدید کرده است (Bahiraie et al., 2025).

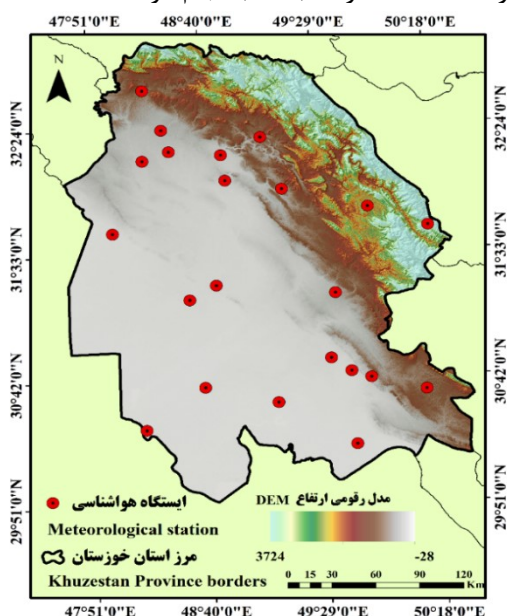
مواد و روش‌ها

این مطالعه در ۴ گام اصلی انجام گرفت (۱) مرحله اول شامل جمع‌آوری داده‌ها می‌باشد که شامل تهیه داده‌های مرتبط با معیارهای مؤثر در چهار گروه داده‌های توپوگرافی، داده‌های اقلیمی، داده‌های مرتبط با خاک و داده‌های مرتبط با پوشش زمین می‌باشد. همچنین داده‌های وقوع خشکسالی از CHIRPS^۲ تهیه شد. (۲) در مرحله دوم پیش پردازش داده‌ها انجام گرفت. برای این منظور از چند خطی بودن عوامل مؤثر استفاده شد. (۳) در مرحله بعد برای تهیه نقشه حساسیت خشکسالی (DTSM) از مدل جنگل

1- <https://www.irimo.ir/eng/index.php>

2- Climate Hazards Center InfraRed Precipitation with Station data

تصادفی استفاده شد. (۴) در مرحله آخر ارزیابی نتایج مدل‌سازی با استفاده از معیارهای ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)^۱، میانگین خطای مطلق (MAE)^۲ و نمودار مشخصه عملکرد (ROC)^۳ انجام گرفت.



شکل ۱- نقشه محدوده مطالعاتی

Fig.1. Study area map

تولید و آماده‌سازی نقشه‌های معیار

تولید نقشه خشکسالی

برای تولید نقشه خشکسالی هواشناسی از شاخص بارش استاندارد شده (SPI) در بازه زمانی ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۲ استفاده شد. SPI یکی از مهمترین شاخص‌های پایش و ارزیابی خشکسالی است که براساس تعیین کمیت کسری بارش در هر مقیاس زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد (Rezaei, Roshni & Amirabadizadeh, 2016). این شاخص مطابق معادله ۱ محاسبه می‌شود (McKee, Doeske & Kleist, 1993):

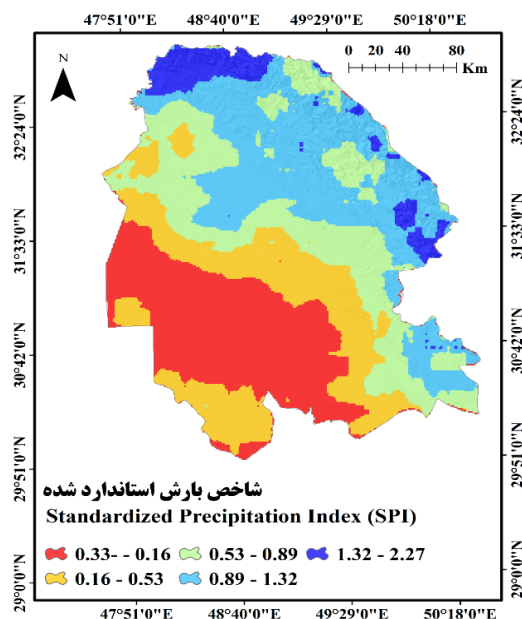
$$SPI = \frac{X_i - \bar{X}}{\sigma} \quad (1)$$

در اینجا X_i و $\bar{X}$ به ترتیب بیانگر بارش ایستگاهی و میانگین بارش است. همچنین σ انحراف استاندارد است. برای برآورد SPI از داده‌های بارش (CHIRPS) در بازه ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۲ در GEE استفاده شد (شکل ۲). بر اساس مقادیر استاندارد مرتبط با شاخص SPI، مقادیر بین -۱ تا -۱/۴۳ در طبقه خشکسالی شدید، -۰/۵ تا -۰/۹۹ خشکسالی ملایم، ۰/۴۹ تا ۰/۹۹ تقریباً نرمال، ۰/۵ تا ۰/۹۹ خشکسالی ملایم، ۱/۴۹ تا ۱/۷۲ ترسالی متوسط، ۱/۵ تا ۱/۷۲ در طبقه ترسالی شدید و از ۲ بیشتر در طبقه ترسالی بسیار شدید قرار می‌گیرند. پس از تهیه نقشه شاخص بارش استاندارد شده مناطق با مقادیر کمتر SPI (کمتر از صفر) به صورت تصادفی به عنوان نقاط وقوع خشکسالی در نظر گرفته شده است. همچنین مقادیر بالای SPI (نقاط بالای صفر) به عنوان نقاط عدم وقوع خشکسالی در نظر گرفته شد. بنابراین ۲۰۰ نقطه وقوع خشکسالی و به صورت برابر ۲۰۰ نقطه عدم وقوع خشکسالی انتخاب شد. برای ارزیابی نسبت داده‌های وقوع به داده‌های عدم وقوع ۷۰ به ۳۰ تقسیم شد.

1- Root Mean Square Error

2- Mean Absolute Error

3- Receiver Operating Characteristic



شکل ۲- شاخص بارش استاندارد شده (SPI) برای محدوده مطالعاتی

Fig.2. Standardized Precipitation Index (SPI) for the study area

فاکتورهای مؤثر بر خشکسالی

در این مطالعه برای مدل سازی حساسیت خشکسالی از متغیرهای رطوبت نسبی، سرعت باد، تبخیر و تعرق، شیب، کمینه دما، بیشینه دما، ارتفاع، شیب، جهت شیب، شاخص رطوبت توپوگرافی، پوشش اراضی، شاخص پوشش گیاهی، محتوای آب خاک، تراکم رودخانه، سطح آب، ماسه، چگالی ظاهری خاک، خاک رس، بافت خاک استفاده شده است (شکل ۳). با توجه به اینکه شاخص SPI خود حاصل یک تبدیل غیرخطی و استانداردسازی تنها بر روی داده های بارش تجمعی است، وجود متغیر بارش خام در کنار سایر متغیرهای مؤثر در ماتریس ویژگی ها منجر به پدیده نشت داده می گردد. علاوه بر این مشخص شد که فاکتور بارش در تحلیل تست چند خطی مقادیر بالاتری نسبت به سایر پارامترها کسب کرده است. در نهایت بارش از داده های ورودی حذف شد.

برای تولید لایه های رطوبت نسبی، سرعت باد، تبخیر و تعرق، حداقل و حداکثر دما، از داده های میانگین سالانه ۲۲ ایستگاه هواشناسی استان خوزستان در بازه زمانی ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۲ استفاده گردید. لایه های شاخص رطوبت توپوگرافی، محتوای آب خاک، خاک ماسه، چگالی ظاهری خاک، خاک رس و بافت خاک از داده های بافت خاک یواس دی^۱ (USDA) در گوگل ارث انجین^۲ (GEE) استخراج شد. برای تهیه لایه های ارتفاع، شیب و جهت شیب و شاخص توان آبراهه از یک مدل ارتفاع دیجیتال^۳ (SRTM) در رزولیشن مکانی ۳۰×۳۰ متر در گوگل ارث انجین استفاده شد. به منظور تولید لایه شاخص پوشش گیاهی، از شاخص نرمال شده تفاوت پوشش گیاهی^۴ (NDVI) بهره برداری شد. این لایه بر اساس تصاویر ماهواره ای لندست ۵^۵ در پلتفرم گوگل ارث انجین و در بازه زمانی سال ۲۰۱۸ تا ۲۰۲۲ تهیه گردید. به منظور تولید لایه تراکم رودخانه، از لایه رودخانه های استان خوزستان بهره گرفته شد و برای محاسبه میزان تراکم، ابزار تراکم خط در نرم افزار ArcGIS مورد استفاده قرار گرفت. برای تولید لایه سطح آب، از داده های مربوط به عمق سطح ایستابی چاه ها از داده های پیزومتریک که توسط شرکت مدیریت منابع آب کشور ارائه می شود، استفاده گردید. برای تهیه لایه

1- U.S. Department of Agriculture

2- Google Earth Engine

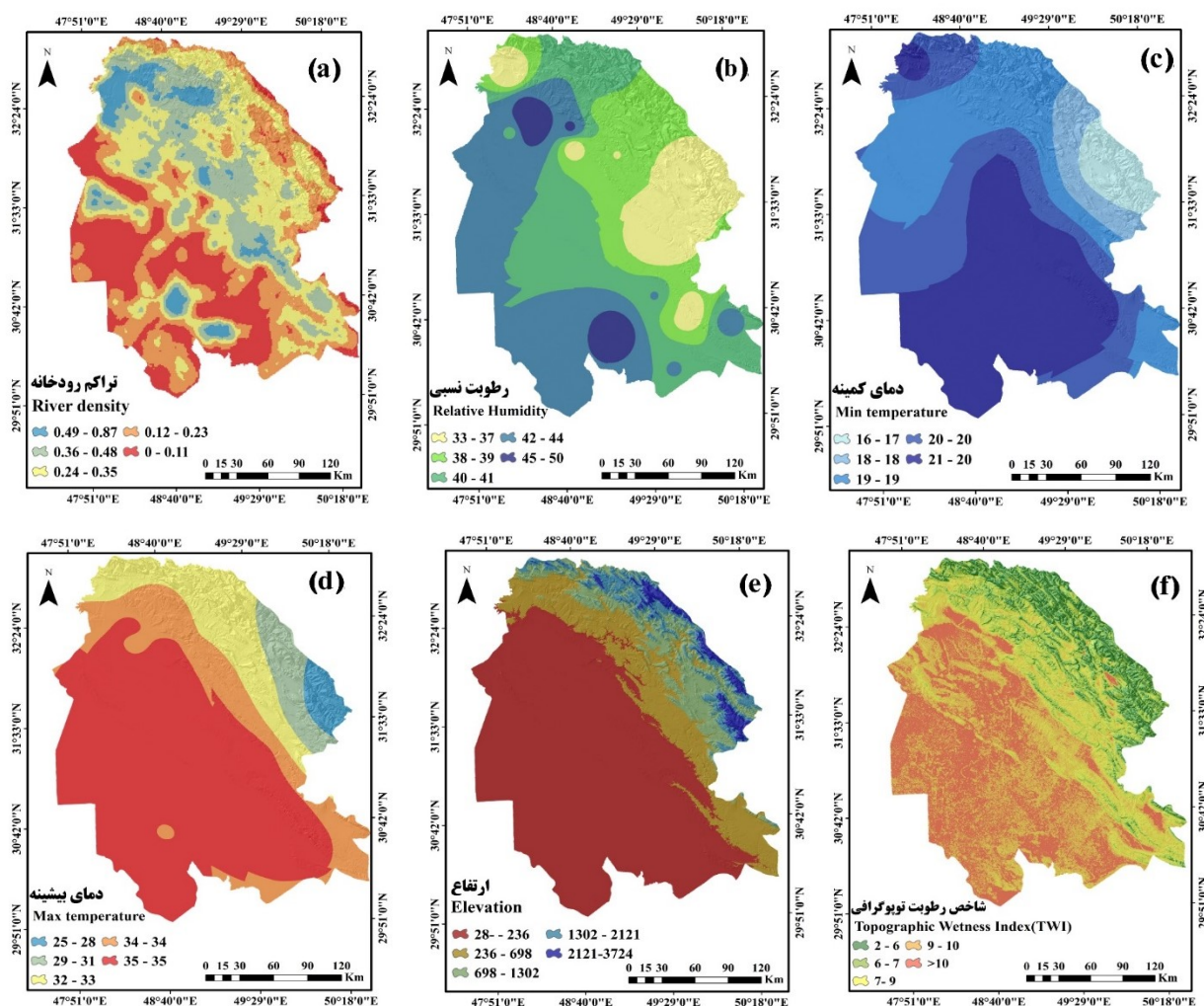
3- Shuttle radar topography mission

4- Normalized Difference Vegetation Index

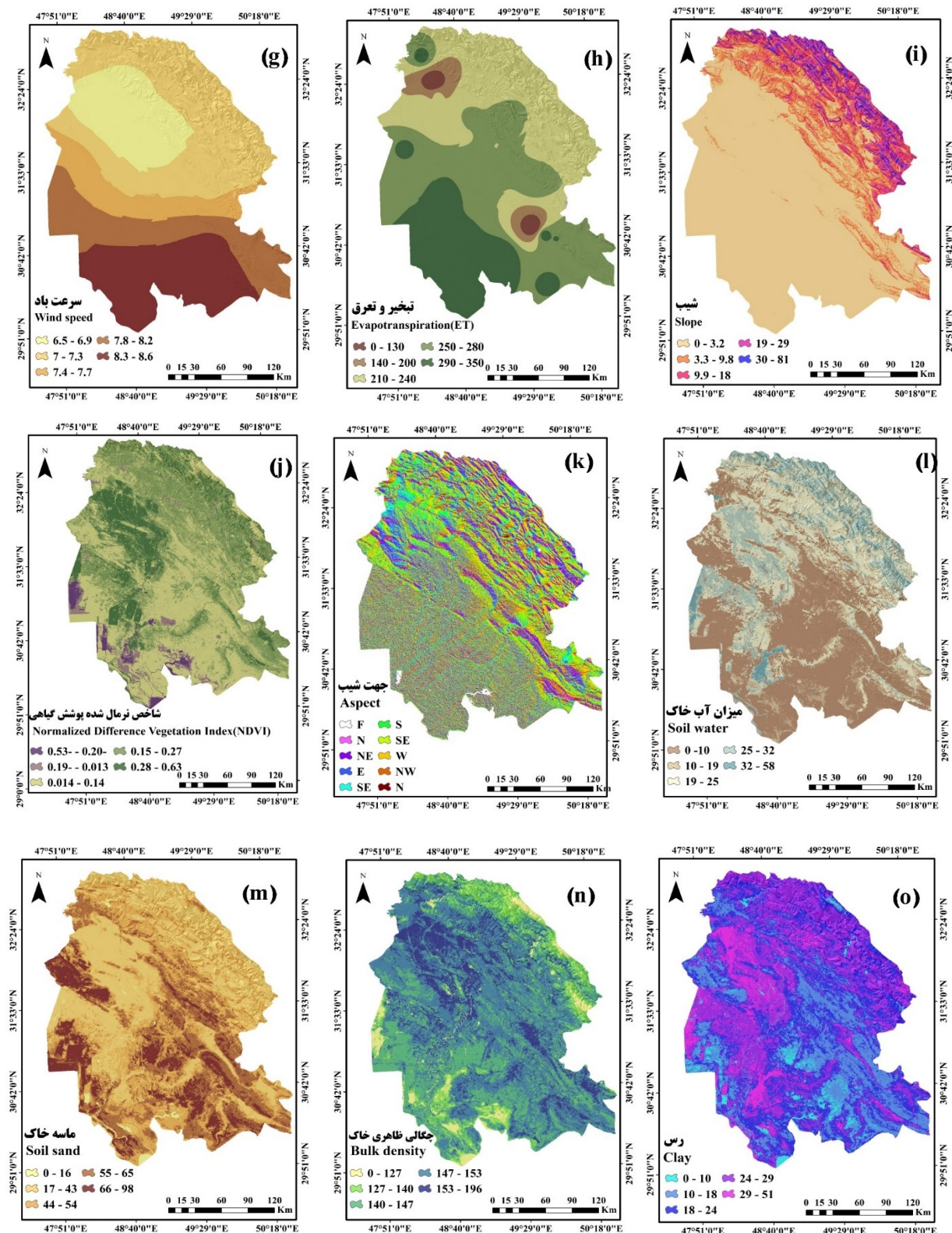
5- Landsat-8

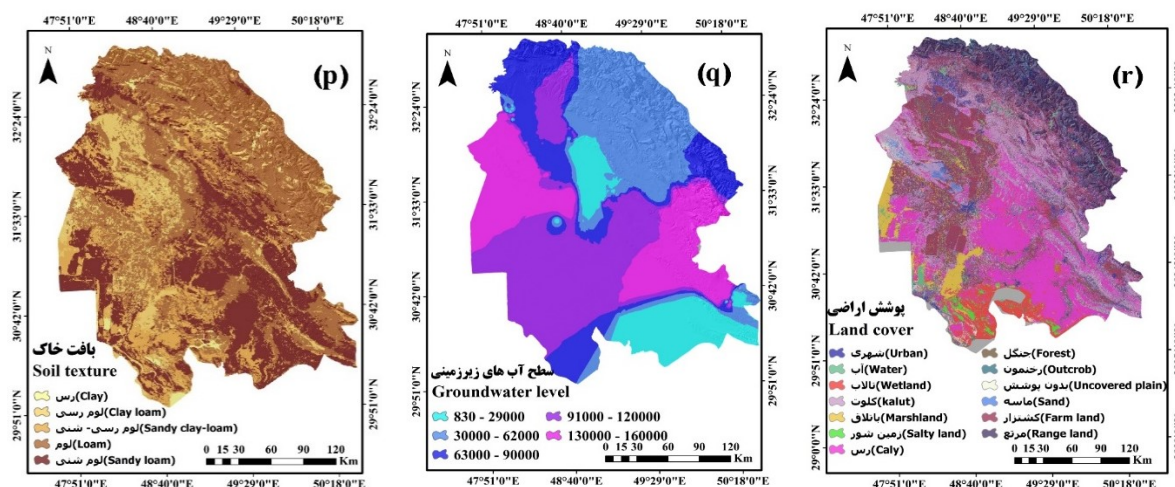
6- Line Density

پوشش اراضي از ادغام تصاویر سنتینل ۱^۱ و سنتینل ۲ که در ۱۳ کلاس توسط قربانیان و همکاران (Ghorbanian et al., 2020) در گوگل ارث انجین ارائه شده است تهیه شد. سپس تمام این لایه‌ها با به کارگیری ابزار وزن دهی معکوس فاصله^۲ (IDW) در نرم‌افزار ArcGIS به لایه‌های رستری با اندازه پیکسل ۲۵۰ متر تبدیل شدند.



- 1- Sentinel
- 2- Inverse distance weighting





شکل ۳- نقشه معیارهای مؤثر بر وقوع خشکسالی: (a) تراکم رودخانه، (b) رطوبت نسبی، (c) دمای کمینه، (d) دمای بیشینه، (e) ارتفاع، (f) TWI، (g) سرعت باد، (h) تبخیر و تعرق، (i) شیب، (j) NDVI، (k) جهت شیب، (l) میزان آب خاک، (m) ماسه خاک، (n) چگالی ظاهری خاک، (o) رس، (p) بافت خاک، (q) سطح آب‌های زیرزمینی، (r) پوشش اراضی.

Fig.3. Map of criteria affecting drought occurrence: a) River density, b) Relative humidity, c) Minimum temperature, d) Maximum temperature, e) Elevation, f) TWI, g) Wind speed, h) Evapotranspiration, i) Slope, j) NDVI, k) Aspect, l) Soil water content, m) Sand, n) Soil bulk density, o) Clay, p) Soil texture, q) Groundwater level, r) Land cover.

روش جنگل تصادفی

مدل جنگل تصادفی نخستین بار توسط بریمن (Breiman, 2001) معرفی شد و بر پایه الگوریتم درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیون^۱ (CART) به عنوان یکی از روش‌های درخت تصمیم بنا شده است (Li et al., 2023). مدل جنگل تصادفی ابزار قدرتمندی است که با سرعت بالا و انعطاف زیاد، روابط پیچیده و غیرخطی میان متغیرها را مدل می‌کند و همزمان داده‌های عددی و دسته‌ای را می‌تواند پردازش کند (Tramblay & Quintana Seguí, 2022). مدل جنگل تصادفی نسبت به چند هم‌خطی بین متغیرها حساسیت کمی دارد و هنگامی که داده‌ها ناقص یا نامتوازن باشند، نتایج آن نسبتاً پایدار باقی می‌ماند. با ایجاد تعداد زیادی درخت تصمیم و اعمال اصل جمع‌آوری آرای آن‌ها، طبقه‌بندی‌های مجموعه‌ای از بیش‌برازش مدل نهایی جلوگیری کرده و همزمان دقت را حفظ می‌کنند (Chen et al., 2020)، از مهم‌ترین مزایای مدل جنگل تصادفی می‌توان به جلوگیری از بیش‌برازش اشاره کرد. همچنین این مدل قادر است به طور خودکار مقادیر گم‌شده را مدیریت کند و تحت تأثیر داده‌های پرت قرار نمی‌گیرد (Al-Abadi, 2018). رویکرد جنگل تصادفی با بهره‌گیری از مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم، پیش‌بینی‌ها را انجام می‌دهد. اصطلاح «جنگل تصادفی» بیانگر استفاده از تعداد زیادی درخت تصمیم مستقل (جنگل) است که با نمونه‌گیری تصادفی از داده‌های آموزشی و انتخاب تصادفی متغیرها در هر گره ایجاد می‌شوند. این فرایند باعث کاهش مشکلات شناخته‌شده الگوریتم درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیون از جمله بیش‌برازش و حساسیت به داده‌های آموزشی می‌شود (Li et al., 2023). از دیگر مزیت‌های این مدل توانایی مدیریت داده‌های حجیم و همچنین قابلیت تفسیر پذیری بالا در شرایط وجود متغیرهای متعدد است. این روش علاوه بر برآورد کلی از اهمیت متغیرها، امکان بررسی اثر نهایی هر متغیر مستقل بر متغیر وابسته را فراهم می‌کند (Dikshit et al., 2020). در این روش، برای ساخت هر درخت یک زیر مجموعه تصادفی از داده‌های آموزشی انتخاب می‌شود. نتیجه نهایی نیز با ترکیب خروجی همه درخت‌ها حاصل می‌شود؛ به این

1- Classification and Regression Tree

2- Ensemble

صورت که در مسائل رگرسیون میانگین‌گیری و در مسائل طبقه‌بندی رأی‌گیری اکثریت انجام می‌گیرد. علاوه بر این، مدل جنگل تصادفی با استفاده از داده‌های خارج از کیسه^۱ و جایگزین کردن یک متغیر با مقادیر تصادفی، میزان افزایش خطای میانگین مربعات را محاسبه می‌کند (Breiman, 2001). مدل جنگل تصادفی (RF) نیاز به تنظیم سه پارامتر دارد: تعداد متغیرها (mtry)، تعداد درخت‌ها (ntree)، و حداکثر تعداد گره‌های انتهایی (nidesize). الگوریتم RF بر پایه دسته‌بندی کننده‌های درختی ساخته شده است و به صورت معادله (۲) ارائه می‌شود:

$$h(x, i_k), k = 1, 2, \dots, n \quad (2)$$

i_k نشان دهنده عوامل مؤثر بر وقوع خشکسالی است و $1, 2, \dots, n$ ردای ورودی x هستند. در مدل جنگل تصادفی، خطاهای کلی به صورت معادله (۳) تعریف می‌شوند:

$$GE = P_{x,y}(mg(x, y) < 0) \quad (3)$$

باتوجه به رابطه ۳، x و y نشان دهنده عوامل مختلف مؤثر بر وقوع خشکسالی هستند و mg تابع حاشیه را نشان می‌دهد. تابع حاشیه را می‌توان به صورت معادله (۴) توصیف کرد:

$$mg(x, y) = \alpha v_k I(h_k(x) = y) - \max_j \neq \alpha_i v_k I(h_k(x) = j) \quad (4)$$

روش تفسیرپذیری شیلی

روش شیلی که توسط لوندبرگ و لی (Lundberg & Le, 2017) معرفی شد، بر پایه مقادیر شیلی در نظریه بازی‌های تعاونی بنا شده و چارچوبی منسجم برای اندازه‌گیری سهم هر ویژگی در خروجی مدل فراهم می‌کند (Xue et al., 2025). این الگوریتم قادر است میزان اهمیت هر متغیر ورودی را در خروجی مدل‌های یادگیری ماشین مشخص کند. با شناسایی و درک نقش این متغیرها، می‌توان از دانش تجربی یا فیزیکی برای توضیح و تأیید منطق پیش‌بینی مدل استفاده کرد؛ به این ترتیب، یادگیری ماشین به عنوان ابزاری مکمل در کنار استدلال‌های مبتنی بر فیزیک انسانی عمل می‌کند (Chen, Liu, Li & Chen, 2024). شیلی خروجی مدل را به عنوان نتیجه تجمعی مقادیر شیلی مرتبط با هر ویژگی ورودی تفسیر می‌کند (Lundberg et al., 2020). این روش نه تنها امکان تبیین نتایج در سطح هر نمونه منفرد را فراهم می‌کند، بلکه تأثیر کلی ویژگی‌ها را در سطح کل داده‌ها نیز مشخص می‌سازد. از آنجا که در روش شیلی تمامی ویژگی‌ها به عنوان عوامل مشارکت‌کننده در نظر گرفته می‌شوند، خروجی مدل به صورت ترکیب خطی از ویژگی‌های ورودی تعریف می‌گردد که می‌تواند به صورت معادله (۵) بیان شود:

$$g(x') = \varphi_0 + \sum_{i=1}^m \varphi_i \quad (5)$$

g تابع توضیحی، x' بردار ائتلاف، φ_0 میانگین تمام خروجی‌های مدل، φ_i مقدار شیلی ویژگی i ام و m تعداد ویژگی‌های ورودی‌ها است (Zhang et al., 2023). در این نمودار در محور افقی مقادیر منفی و مثبت هرکدام به ترتیب نشان دهنده تأثیر در مقادیر کمتر و تأثیر در مقادیر بیشتر است. در محور عمودی، متغیرهایی که در بالای نمودار قرار دارند تأثیر بیشتر بر پیش‌بینی و مدل داشته‌اند و با حرکت به سمت پایین نمودار از اهمیت فاکتورها کاسته می‌شود.

روش‌های ارزیابی

ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین خطای مطلق (MAE)

ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) یکی از شاخص‌های کاربرد برای سنجش میزان تطابق بین مقادیر مشاهده‌شده و مقادیر پیش‌بینی شده است. همچنین از معیار میانگین خطای مطلق (MAE) نیز برای ارزیابی دقت مدل استفاده می‌شود. معادله ۶ و ۷ به ترتیب نحوه محاسبه RMSE و MAE را نشان می‌دهد:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{known} - X_{predicted})^2}{n}} \quad (۶)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |X_{known} - X_{predicted}|}{n} \quad (۷)$$

n بیانگر تعداد مشاهدات، X_{known} مقادیر اندازه‌گیری شده، و $X_{predicted}$ مقادیر ارزیابی شده است (Gholami, Mohamadifar, Sorooshian & Jansen, 2020).

ضریب تعیین^۱ (R^2)

ضریب تعیین (R^2) یک شاخص بدون واحد برای ارزیابی برازش مدل‌ها است. مقدار این شاخص بین ۰ و ۱ است و هر چه به یک نزدیک‌تر باشد نشان دهنده بهتر بودن عملکرد مدل است (Nakagawa & Schielzeth, 2013). R^2 مطابق معادله (۸) محاسبه می‌شود:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t})^2} \quad (۸)$$

n تعداد کل نمونه‌ها، y_i و t_i به ترتیب مقدار پیش‌بینی شده نمونه i و مقدار هدف نمونه i می‌باشند. همچنین $\bar{y}$ میانگین مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل است و $\bar{t}$ میانگین مقادیر واقعی اندازه‌گیری شده می‌باشد.

منحنی مشخصه عملکرد^۲ (ROC)

منحنی ROC ابزاری بصری برای ارزیابی عملکرد مدل به شمار می‌رود (Demissie, Rimal, Seyoum, Dutta & Rimmington, 2024). در این منحنی، حساسیت بر روی محور عمودی و ویژگی بر روی محور افقی نمایش داده می‌شود. هر نقطه روی منحنی نشان دهنده یک آستانه تصمیم مشخص است که بر اساس آن می‌توان دقت مدل را در پیش‌بینی ارزیابی کرد (Band et al., 2020). محور افقی منحنی ROC با ۱-Specificity (معادله ۹) و محور عمودی آن با Sensitivity (معادله ۱۰) شناخته می‌شود (Guo, Tian, Zhu, He & Zhang, 2024). شاخص مساحت زیر منحنی ROC که به آن AUC گفته می‌شود معیاری کمی برای سنجش کارایی مدل است؛ به طوری که هر چه مقدار AUC به عدد ۱ نزدیک‌تر باشد، عملکرد مدل بهتر است. این شاخصی برای ارزیابی توان مدل در پیش‌بینی صحیح رخدادها (خشکسالی) و عدم رخدادها (عدم خشکسالی) است. این مقدار نشان دهنده درصد پیش‌بینی درست واقعیت و همچنین درصد خطا در پیش‌بینی واقعیت بوده (Yariyan et al., 2020) و بر اساس معادله (۱۱) محاسبه می‌شود:

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (۹)$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (۱۰)$$

$$\text{AUC} = \frac{\sum_{i \in \text{positive class}} \text{rank}_i - \frac{M(1+M)}{2}}{M \times N} \quad (۱۱)$$

در این روابط، FN (false negative) و FP (false positive) تعداد پیکسل‌هایی هستند که به اشتباه طبقه‌بندی شده‌اند، TN (true negative) و TP (true positive) نشان دهنده تعداد پیکسل‌هایی هستند که به درستی طبقه‌بندی شده‌اند (Shogrkhodaei, Razavi-Termeh & Fathnia, 2021).

1- Coefficient of Determination

2- Receiver Operating Characteristic

همچنین $rank_i$ رتبه نمونه i ام است و M تعداد نمونه‌های مثبت و N تعداد نمونه‌های منفی است (Guo et al., 2024). برای این منظور از ۳۰ درصد داده‌های وقوع خشکسالی و ۳۰ درصد داده‌های عدم وقوع خشکسالی برای ارزیابی ROC در نظر گرفته شد. در نهایت ۶۰ نقطه وقوع و ۶۰ نقطه عدم وقوع (در مجموع ۱۲۰ نقطه) برای ارزیابی توسط ROC در نظر گرفته شد. که ۳۰ درصد نقاط تست است و ۷۰ درصد آموزش است.

نتایج و بحث

نتایج ارزیابی مدل

برای مدل‌سازی و ارزیابی نتایج از محیط برنامه نویسی پایتون استفاده شد. ارزیابی مدل بر اساس روش 10-Fold cross validation انجام گرفت. ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها برای آزمایش در نظر گرفته شد. جدول ۲ نتایج ارزیابی مدل جنگل تصادفی را بر اساس معیارهای R^2 ، MAE و RMSE نشان می‌دهد. بر اساس نتایج، مقدار R^2 برای داده‌های آموزشی مدل برابر با ۰/۹۷ بود. مقدار MAE برابر با ۰/۰۳ و مقدار RMSE برابر ۰/۱۳۷ بود. همچنین مقدار MAE، RMSE و R^2 برای داده‌های ارزیابی مدل به ترتیب برابر با ۰/۱۸، ۰/۱ و ۰/۸۶ بود. نتایج نشان دهنده دقت خوب مدل برای پیش‌بینی خشکسالی بوده است.

جدول ۲- نتایج ارزیابی مدل با معیارهای R^2 ، MAE و RMSE

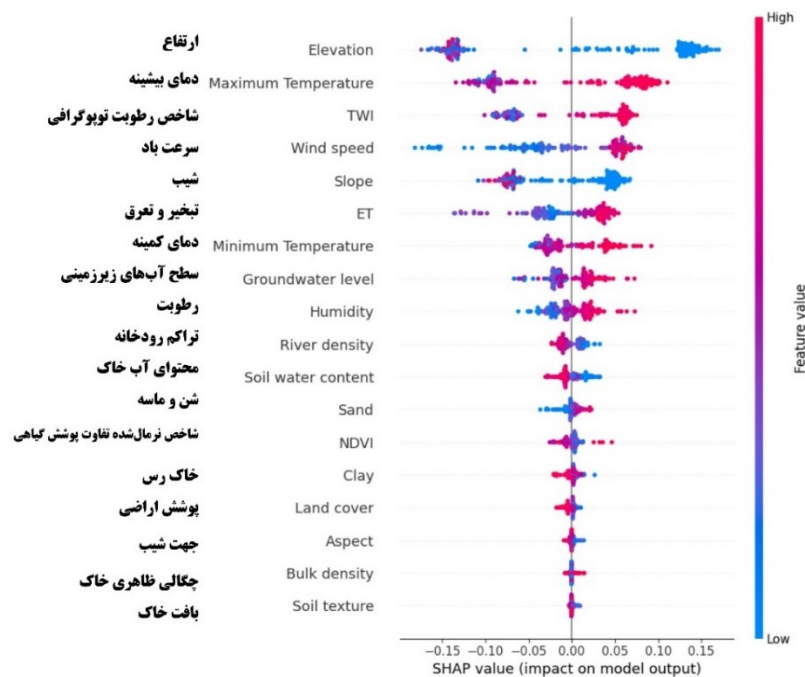
Table 2- Model evaluation results based on R^2 , MAE, and RMSE criteria

ضریب تعیین (R^2) Coefficient of Determination	میانگین خطای مطلق (MAE) Mean absolute error	خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) Root mean square error	مدل Model
0.97	0.03	0.07	داده‌های آموزشی (Train data)
0.86	0.1	0.18	داده‌های ارزیابی (Test data)

نتایج شبلی

تحلیل نمودار پراکندگی SHAP به منظور درک جهت و ماهیت اثرگذاری متغیرها نشان داد (شکل ۴) که مقادیر پایین ارتفاع (نقاط آبی) عمدتاً با مقادیر مثبت SHAP همراه بوده‌اند، به این معنا که مناطق کم ارتفاع بیشترین نقش را در افزایش احتمال وقوع خشکسالی داشته‌اند؛ در حالی که مقادیر بالاتر ارتفاع اثر کاهنده بر خروجی مدل دارد. این موضوع نشان می‌دهد که مناطق پست تأثیر مثبتی بر پیش‌بینی مدل داشته و ارتفاعات بالاتر اثر کاهنده دارند. با افزایش ارتفاع (۴۰۰ متر به بالا) میزان رطوبت افزایش و در نتیجه خشکسالی کاهش می‌یابد (Feng et al., 2020). این نتیجه در مطالعه دویی و همکاران (Dubey, Swami, Gupt & Joshi, 2023) نیز تأیید شده است. در مقابل، مقادیر بیشتر دمای بیشینه و دمای کمینه (نقاط قرمز) عمدتاً در بخش مثبت نمودار قرار گرفته‌اند، که نشان می‌دهد افزایش دما تأثیر قابل توجهی در تشدید شرایط خشکسالی دارد. برای متغیرهای سرعت باد، تبخیر-تعرق واقعی و شاخص رطوبت توپوگرافی نیز الگوی مشابهی مشاهده شد، به طوری که مقادیر بالاتر این متغیرها سهم بیشتری در افزایش احتمال خشکسالی داشته‌اند. مقادیر کم سرعت باد باعث افزایش خروجی مدل شده و مقادیر زیاد آن اثرات نزدیک به صفر یا حتی منفی ایجاد می‌کند. این الگو نشان می‌دهد که شرایط کم‌بادتر برای مدل اهمیت مثبت بیشتری داشته است. همچنین سرعت بالای باد بر وقوع خشکسالی تأثیر گذار بوده است. سرعت باد زیاد، تعادل آبی گیاهان را مختل کرده، تبخیر و تعرق را تشدید می‌کند و در نهایت می‌تواند به آسیب به محصولات کشاورزی منجر شود. علاوه بر این، چنین شرایطی با خشکسالی‌های ناگهانی مرتبط بوده و نقش مهمی در گسترش آتش‌سوزی‌های انسانی در جنگل‌ها ایفا می‌کنند (Tavakol, Rahmani & Harrington Jr, 2020). شاخص رطوبت توپوگرافی نیز به روشنی نشان می‌دهد که مقادیر بالای شاخص رطوبت توپوگرافی (قرمز) اثر مثبت بر خروجی دارند، در حالی که مقادیر کم آن تمایل به ایجاد مقادیر منفی SHAP دارند؛ این یافته با نقش شاخص رطوبت توپوگرافی در نمایش نواحی پتانسیل رطوبت بالا همخوان است. در مورد تبخیر-تعرق نیز مقادیر زیاد تبخیر-تعرق معمولاً اثر کاهنده و مقادیر کمتر تبخیر-تعرق اثر افزایشی بر خروجی مدل داشته‌اند. در مورد متغیر شیب، مقدار اثرگذاری متعادل‌تر اما قابل تشخیص است؛ مقادیر پایین

شیب (آبی) غالباً موجب افزایش خروجی و حساسیت بیشتری نسبت به شکل‌گیری خشکسالی دارند. مقادیر بالای شیب (قرمز) بیشتر موجب کاهش خروجی می‌شوند. در مقابل، متغیرهایی نظیر رطوبت نسبی، تراکم آبراهه‌ها، محتوای آب خاک، شاخص پوشش گیاهی، شن، رس، پوشش اراضی و بافت خاک دامنه SHAP بسیار محدود و پراکندگی نزدیک به صفر داشته‌اند؛ بنابراین اثر آن‌ها بر خروجی مدل در مقایسه با متغیرهای اقلیمی و توپوگرافی ناچیز بوده است. این موضوع بیانگر آن است که مدل در تبیین وقوع خشکسالی عمدتاً بر پارامترهای حرارتی، توپوگرافی و دینامیک رطوبتی تکیه دارد. متغیرهای خاکی و کاربری زمین نقش فرعی و محدودتر داشته و اثر آنها بیشتر موضعی و کم‌دامنه باقی مانده است. این نتایج نشان می‌دهد که ساختار مدل بر پایه ویژگی‌های محیطی کلان‌مقیاس شکل گرفته و عوامل سطحی و خاکی در مرحله دوم اهمیت قرار داشته‌اند.

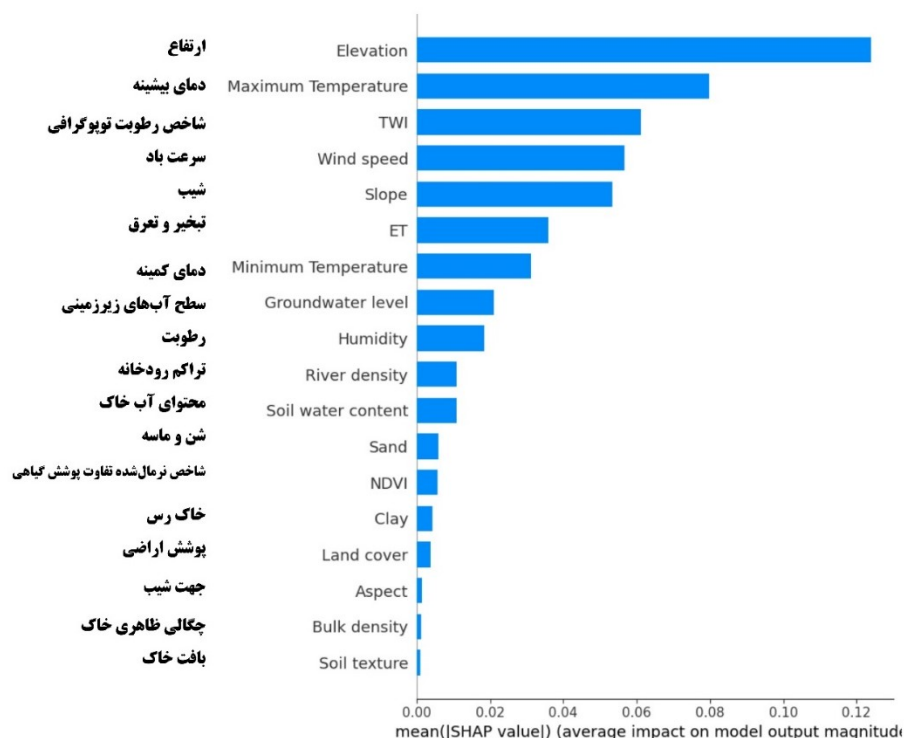


شکل ۴- نتایج مرتبط با روش شپلی

Fig.4. Results related to the Shapley method

تحلیل اهمیت

نمودار $\text{Mean}(|\text{SHAP value}|)$ (شکل ۵) اهمیت نسبی متغیرها را بر اساس میانگین قدر مطلق مقادیر SHAP نشان می‌دهد و بیانگر میزان تأثیر هر متغیر بر خروجی مدل بدون در نظر گرفتن جهت اثر است. بر اساس این نمودار، نتایج به دست آمده از تحلیل اهمیت ویژگی‌ها بر اساس میانگین قدر مطلق مقادیر SHAP نشان داد که ارتفاع مهم‌ترین متغیر تأثیرگذار در مدل بوده و بیشترین سهم را در تبیین تغییرات وقوع خشکسالی ایفا کرده است. پس از آن، متغیرهای دمای بیشینه، شاخص رطوبت توپوگرافی، سرعت باد، شیب و تبخیر - تعرق واقعی به ترتیب بیشترین میزان اهمیت را نشان دادند. این الگو بیانگر نقش غالب عوامل توپوگرافی و اقلیمی در پیش‌بینی خشکسالی است. در مقابل، متغیرهایی مانند بافت خاک، چگالی ظاهری خاک، جهت شیب و پوشش اراضی کمترین میزان اهمیت را داشته‌اند که حاکی از تأثیر محدود آن‌ها در خروجی مدل است. با توجه به این نتایج، مدل بیشترین حساسیت را نسبت به پارامترهای ارتفاعی و آب و هوایی نشان داده و ویژگی‌های مرتبط با خاک سهم بسیار کمتری در شکل‌دهی الگوی پیش‌بینی داشته‌اند.



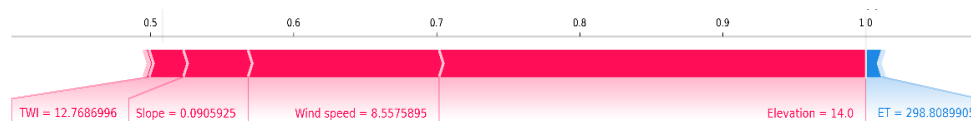
شکل ۵- نمودار Mean (|SHAP value|)

Fig. 5. Mean(|SHAP value|) chart

تحلیل محلی

نقاط وقوع خشکسالی

نمودار شکل ۶ نشان می‌دهد که برای این مورد خاص، مدل بر اساس ترکیبی از سرعت باد بالا، ارتفاع مشخص و شاخص رطوبت توپوگرافی، با اطمینان بسیار بالایی (نزدیک به ۱۰۰٪) احتمال وقوع خشکسالی را پیش‌بینی کرده است. در این سناریو، متغیر تبخیر-تعرق با اینکه به عنوان یک بازدارنده عمل کرده، اما در مقابل سیگنال‌های قدرتمند عوامل توپوگرافی و اقلیمی، تأثیر ناچیزی داشته است. این تحلیل تأکید می‌کند که در موارد شدید (احتمال نزدیک به ۱)، مدل به شدت تحت تأثیر متغیرهای اصلی (به ویژه سرعت باد و ارتفاع) قرار دارد و اثر متغیرهای دیگر در این حالت به حداقل می‌رسد.



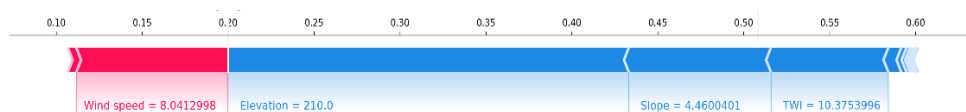
شکل ۶- تحلیل محلی برای نقاط وقوع خشکسالی

Fig. 6. Local analysis for drought occurrence points

نقاط عدم وقوع خشکسالی

به منظور درک عمیق‌تر سازوکار تصمیم‌گیری مدل در پیش‌بینی‌های فردی، از نمودار SHAP Force Plot برای یک نمونه تصادفی که مدل احتمال وقوع خشکسالی را در آن بسیار پایین (حدود ۰/۱۱) برآورد کرده است، استفاده شد. این تحلیل نشان می‌دهد که چگونه ویژگی‌های ورودی با مقادیر متفاوت خود، پیش‌بینی مدل را از «مقدار پایه» به سمت خروجی نهایی سوق می‌دهند.

بر اساس نتایج حاصل، متغیرهای ارتفاع با مقدار ۲۱۰، شیب با مقدار ۴/۴۶ و شاخص رطوبت توپوگرافی با مقدار ۱۰/۳۷، قدرتمندترین نیروهای کاهنده (بخش‌های آبی در نمودار) در این نمونه هستند. اثر تجمعی این ویژگی‌های توپوگرافی باعث شده است که مدل با اطمینان بالا، پتانسیل وقوع خشکسالی را در این نقطه کم ارزیابی کند. به ویژه، مقدار بالای ارتفاع به عنوان تعیین‌کننده‌ترین فاکتور بازدارنده عمل کرده است که نشان‌دهنده همبستگی منفی ارتفاع با ریسک خشکسالی در این منطقه خاص در ساختار یادگیری مدل است. در مقابل، متغیر سرعت باد با مقدار ۸/۰۴، تنها عامل افزایشدهنده ریسک (بخش قرمز) در این نمونه مشاهده شد که سعی در جابه‌جایی پیش‌بینی به سمت احتمال وقوع خشکسالی داشت. با این حال، با مقایسه طول بردارها در نمودار، مشخص است که شدت اثرات بازدارنده عوامل توپوگرافی (به‌طور کامل بر اثر افزایشدهنده سرعت باد غلبه کرده و در نهایت منجر به پیش‌بینی عدم وقوع خشکسالی شده است. این تحلیل محلی تأیید می‌کند که در مناطق با ارتفاع و رطوبت توپوگرافی بالاتر، مدل وزن کمتری به عوامل اقلیمی تشدیدکننده مانند سرعت باد می‌دهد، که این امر با مبانی فیزیکی و هیدرولوژیکی مناطق مورد مطالعه، سازگاری دارد.



شکل ۷- تحلیل محلی برای نقاط عدم وقوع خشکسالی

Fig. 7. Local analysis for drought non-occurrence points

تولید نقشه حساسیت خشکسالی

پس از مدل‌سازی با مدل جنگل تصادفی، خروجی مدل‌سازی در نرم‌افزار ArcGIS به کل منطقه تعمیم داده شد و برای هر پیکسل لحاظ گردید. سپس با بهره‌گیری از روش شکست طبیعی^۱، مخاطرات چندگانه در پنج طبقه «خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد» دسته‌بندی شدند (شکل ۸). براساس نتایج ۳/۱۰ درصد منطقه مطالعاتی در طبقه «خیلی کم»، ۱۸/۸ درصد در طبقه «کم»، ۳۰/۸ درصد منطقه در طبقه «متوسط»، ۸۸/۱۰ درصد منطقه در طبقه زیاد و ۵۸/۴۱ درصد منطقه در طبقه «خیلی زیاد» قرار گرفته است. بیشترین فراوانی مشاهده شده طبقات مرتبط با دو طبقه «خیلی کم» و «خیلی زیاد» بوده است. بر طبق نقشه حساسیت به خشکسالی، مناطق شمالی، شرق و جنوب شرقی و مناطق مرکزی در کلاس خیلی کم قرار گرفته‌اند. مناطقی مانند اندیمشک، دزفول، مسجد سلیمان، رامهرمز، شوشتر و باغ ملک در این دسته قرار گرفته‌اند. بخشی از مناطق جنوبی، جنوب غرب و غربی نیز در دسته حساسیت «خیلی زیاد» قرار گرفته‌اند. مناطقی مانند بخش‌هایی از ماهشهر، آبادان، شادگان، اهواز، سوسنگرد، و بخش‌هایی از شوش در این طبقه قرار می‌گیرند. خرمشهر دارای تمام طبقات خشکسالی است. یک نوار که از شمال غربی شروع می‌شود و به جنوب شرقی ختم می‌شود در کلاس «متوسط» قرار گرفته است.

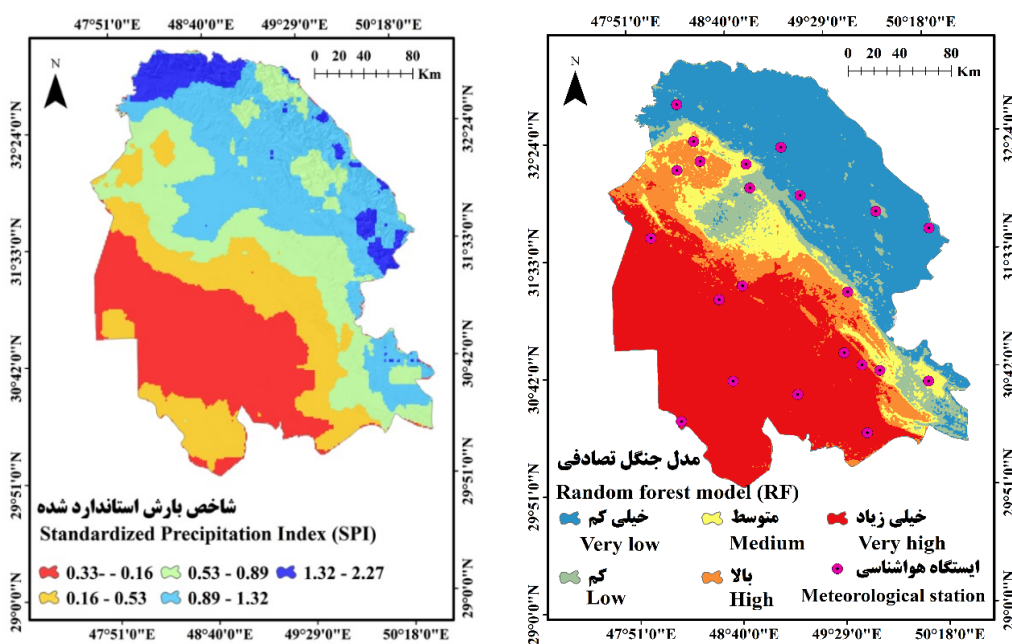
نتایج ارزیابی نقشه حساسیت

شکل ۹ منحنی ROC و نتایج ROC را برای خشکسالی نشان می‌دهد. مقدار AUC عملکرد مخاطره خشکسالی را نشان می‌دهد. بر اساس نتایج مقدار AUC برابر با ۰/۹۸۷ بوده است. این مقدار نشان‌دهنده عملکرد عالی نقشه خروجی برای خشکسالی در استان خوزستان بوده است.

این مطالعه صحت و دقت عملکرد مدل جنگل تصادفی را برای تهیه نقشه حساسیت به خشکسالی در استان خوزستان تأیید کرده است. این در راستای سایر مطالعاتی است که از جنگل تصادفی برای مدل‌سازی یا پیش‌بینی خشکسالی استفاده کرده‌اند. برای مثال حجاریان (Hajarian, 2025) به مدل‌سازی حساسیت خشکسالی با استفاده از مدل جنگل تصادفی و پهنه‌بندی خشکسالی در

1- Natural Breaks

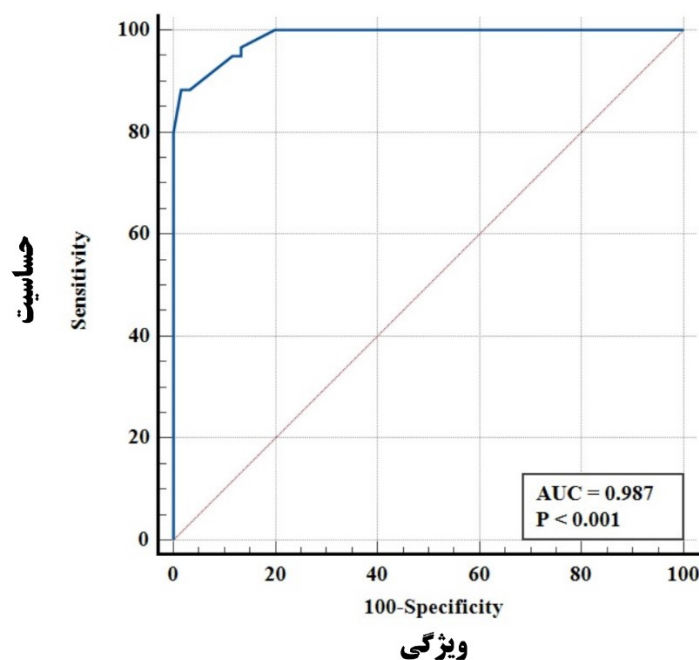
اردبیل پرداخت. نتایج او نشان داد که تقریباً ۵۰ درصد از مساحت مورد مطالعه در گروه مناطقی با حساسیت زیاد تا بسیار زیاد نسبت به وقوع خشکسالی قرار دارند. ارزیابی عملکرد مدل از طریق منحنی ROC و مقدار سطح زیر منحنی بالاتر از ۰/۹، نشان دهنده دقت بالای مدل در پیش‌بینی حساسیت به خشکسالی است. البلتاگی و همکاران (Elbeltagi et al., 2023) برای پایش و پیش‌بینی خشکسالی در هند مرکزی در ایالت ماهاراشترا، به پیاده‌سازی الگوریتم‌های یادگیری ماشین بر اساس شاخص بارش استاندارد (SPI) پرداختند. نتایج آن‌ها نشان داد که الگوریتم جنگل تصادفی نسبت به سایر الگوریتم‌های مورد استفاده در این مطالعه، عملکرد بهتری در پیش‌بینی خشکسالی در منطقه مطالعاتی داشته است. همچنین حسین و همکاران (Hussain et al., 2025) با هدف بررسی پایداری و دینامیک زمانی خشکسالی‌های فصلی، عملکرد پیش‌بینی مدل‌های جنگل تصادفی و رگرسیون لجستیک^۱ را مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج نشان داد مدل جنگل تصادفی در شناسایی خشکسالی‌های پایدار عملکرد برتری نسبت به رگرسیون لجستیک دارد و حساسیت بالاتری در تشخیص موارد خشکسالی ارائه می‌کند. علاوه بر این، جنگل تصادفی در اغلب ایستگاه‌ها دقت و ضریب کاپا^۲ بالاتری نشان داد و توانست هماهنگی بهتری بین پیش‌بینی‌ها و مشاهدات واقعی فراهم کند. پارک و همکاران (Park et al., 2016) در مطالعه‌ای برای پایش خشکسالی هواشناسی و کشاورزی در اقلیم‌های مختلف آمریکا طی سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۲ از شانزده شاخص مبتنی بر داده‌های ماهواره‌ای MODIS^۳ و TRMM^۴ استفاده کردند. آن‌ها از سه روش یادگیری ماشین شامل جنگل تصادفی، درخت‌های رگرسیون تقویتی و کوبیست^۵ استفاده کردند که در این میان جنگل تصادفی بهترین نتیجه را ارائه داد. این مطالعات نتایج تحقیق حاضر را که عملکرد عالی روش جنگل تصادفی برای تهیه نقشه حساسیت به خشکسالی می‌باشد را تأیید می‌کنند.



شکل ۸- نتایج خروجی مدل جنگل تصادفی و نقشه SPI برای منطقه مطالعاتی

Fig. 8. Random Forest Model Output Results and SPI Map for the Study Area

- 1- Logistic Regression
- 2- Kappa
- 3- Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
- 4- Tropical Rainfall Measuring Mission
- 5- Cubist



Area under the ROC curve (AUC)	0.987
Standard Error ^a	0.00654
95% Confidence interval ^b	0.946 to 0.999
z statistic	74.392
Significance level P (Area=0.5)	<0.0001

شکل ۹- نتایج عملکرد منحنی ROC

Fig. 9. ROC curve performance results

نتیجه‌گیری

با وقوع مکرر خشکسالی در سال‌های اخیر خسارات زیادی بر محیط زیست و زندگی انسان‌ها وارد شده است. این مطالعه به ارائه چارچوبی برای تفسیرپذیری مدل جنگل تصادفی برای تهیه نقشه حساسیت خشکسالی در استان خوزستان پرداخته است. نتایج حاصل از مدل جنگل تصادفی برای استان خوزستان به خوبی نشان داد که حدود ۳۱/۰۳ درصد از منطقه در طبقه خشکسالی خیلی کم قرار گرفته است که براساس لایه تراکم رودخانه‌ها، تجمع انشعابات رودخانه‌ای در این محدوده، بالاتر بودن میزان آب خاک و کاهش در شاخص رطوبت توپوگرافی همراه با کاهش در سرعت باد (کاهش تبخیر سطحی)، قرار گرفتن در ارتفاعات بالاتر این مناطق موجب ایجاد وضعیت مطلوب شده است. این عوامل یک توزیع عملکردی همگن در محدوده را نشان می‌دهد که توانسته است با وجود تغییرات اقلیمی و رو به خشکی رفتن بسیاری از مناطق کشور ایران یک سیستم پایدار را ایجاد کند. تلاش برای حفظ منابع آبی در این نواحی و به کارگیری رویکردهای نوین مدیریتی می‌تواند به پایداری این شرایط کمک کند. با این حال حدود ۴۱/۵۸ درصد از استان خوزستان در طبقه خشکسالی بسیار زیاد قرار گرفته است که با کاهش در میزان بارش در این ناحیه همراه با افزایش در مقدار شاخص TWI و سرعت باد همراه است. همچنین کاهش ارتفاع و افزایش در بیشینه دما از عوامل مهم دیگر بوده است. شیب به عنوان عاملی مؤثر در تعیین خشکسالی عمل کرده است. با کاهش شیب شاهد افزایش در خشکسالی بوده‌ایم و در مناطقی با شیب بیشتر این روند معکوس بوده است. عوامل اقلیمی نقشی تعیین کننده در ایجاد و یا کاهش خشکسالی در استان خوزستان ایفا کرده است که بر لزوم شیوه صحیح بهره برداری از منابع آبی تأکید می‌کند. با این حال افزایش شهرنشینی و تبدیل سطوح قابل نفوذ به سطوح غیر قابل نفوذ نیز می‌تواند از عوامل مؤثر بر افزایش خشکسالی باشد.

راهکارهای عمومی برای کنترل خشکسالی نمی‌تواند پاسخ مناسبی برای شرایط حاکم باشد. زیرا خشکسالی تحت تأثیر عوامل مختلفی قرار دارد و چه بسا تأکید بر کاهش اثر یک فاکتور موجب تشدید در یک فاکتور دیگر شود. بنابراین باید رویکردی مورد استفاده قرار گیرد که همه جوانب را در نظر بگیرد و یک تضمین بلند مدت با توانایی خود تنظیمی در دسترس قرار دهد. علاوه بر این نتایج نشان داد که نمودار شیلی به خوبی توانسته است به توضیح اثرات فاکتورهای مؤثر بر خشکسالی بپردازد و آنها را اولویت بندی کند. این نشان دهنده کاربردی بودن این نمودار در جهت درک بهتر خشکسالی و عوامل تأثیر گذار بر آن در منطقه مطالعاتی است. استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین همراه با نمودار تفسیرپذیر شیلی به عنوان یک رویکرد تحلیلی در جهت اقدامات مؤثر برای کاهش اثرات خشکسالی در منطقه عمل می‌کند.

با وجود مزایای استفاده از یادگیری ماشین و عملکرد خوب در تهیه نقشه حساسیت خشکسالی، یک روش به تنهایی نمی‌تواند همه جوانب را در نظر بگیرد. استفاده از چند روش به صورت همزمان و استفاده از روش‌های یادگیری عمیق که تحت تأثیر بیش برآزش قرار نمی‌گیرند می‌تواند دقت عملکرد مدل را افزایش دهد. محدودیت در تعداد ایستگاه‌های هواشناسی و دسترسی محدود به داده‌ها می‌تواند با تلفیقی از داده‌های سنجش از دور و ماهواره‌ای تکمیل شود و دقت عملکرد مدل افزایش یابد.

نقشه‌های حساسیت خشکسالی ابزاری مؤثر برای شناسایی نواحی آسیب‌پذیر و اولویت‌بندی اقدامات مدیریتی هستند و می‌تواند به سیاست‌گذاران و مدیران یک بینش جامع برای مقابله و یا کاهش اثرات این مخاطره ارائه دهد و با اتخاذ تصمیمات پیشگیرانه و مبتنی بر شواهد مکانی، منابع را به صورت هدفمند تخصیص دهند. استفاده از این ابزار می‌تواند پیامدهای اقتصادی و اجتماعی خشکسالی را کاهش داده و تاب‌آوری اکوسیستم‌ها و جوامع انسانی را تقویت کند.

References

- Abbes, A. B., Inoubli, R., Rhif, M., & Farah, I. R. (2023). Combining deep learning methods and multi-resolution analysis for drought forecasting modeling. *Earth Science Informatics*, 16(2), 1811-1820. <https://doi.org/10.1007/s12145-023-01009-4>
- AghaKouchak, A., Huning, L. S., Sadegh, M., Qin, Y., Markonis, Y., Vahedifard, F., ... & Kreibich, H. (2023). Toward impact-based monitoring of drought and its cascading hazards. *Nature Reviews Earth & Environment*, 4(8), 582-595. <https://doi.org/10.1038/s43017-023-00457-2>
- Al-Abadi, A. M. (2018). Mapping flood susceptibility in an arid region of southern Iraq using ensemble machine learning classifiers: a comparative study. *Arabian Journal of Geosciences*, 11(9), 218. <https://doi.org/10.1007/s12517-018-3584-5>
- Azizi, M., & Abbasi, A. (2025). Developing a Robust Data-Driven Model Based on Ground and Satellite Measured Data for Agricultural Drought Prediction in Iran. *Ferdowsi Civil Engineering*, 38(1). [In Persian] <https://doi.org/10.22067/jfpei.2024.88855.1311>
- Bahiraie, M., Hosseini, S. M., & Hossein-Panahi, B. (2025). Groundwater resources exploitation management in response to water scarcity challenges in Khuzestan Province, Iran. *Journal of Groundwater Science and Engineering*, 13(3), 268-285. doi: <https://doi.org/10.26599/JGSE.2025.9280054>
- Baloei, F., Kabolizadeh, M., & Mohammadi, S. (2024). Monitoring temporal-spatial changes of meteorological drought and trend analysis of climatic variables in Khuzestan province from 2000 to 2020. *Journal of Natural Environmental Hazards*, 13(40), 73-94. [In Persian] <https://doi.org/10.22111/JNEH.2024.46574.1987>
- Band, S. S., Janizadeh, S., Chandra Pal, S., Saha, A., Chakraborty, R., Melesse, A. M., & Mosavi, A. (2020). Flash flood susceptibility modeling using new approaches of hybrid and ensemble tree-based machine learning algorithms. *Remote Sensing*, 12(21), 3568. <https://doi.org/10.3390/rs12213568>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Cai, H., Shi, H., Zhou, Z., Liu, S., & Babovic, V. (2024). Explaining the mechanism of multiscale groundwater drought events: A new perspective from interpretable deep learning model. *Water Resources Research*, 60(7), e2023WR035139. <https://doi.org/10.1029/2023WR035139>
- Chang, D. L., Yang, S. H., Hsieh, S. L., Wang, H. J., & Yeh, K. C. (2020). Artificial intelligence methodologies applied to prompt pluvial flood estimation and prediction. *Water*, 12(12), 3552. <https://doi.org/10.3390/w12123552>
- Chen, C., Liu, Y., Li, Y., & Chen, D. (2024). Explainable artificial intelligence framework for urban global digital elevation model correction based on the SHapley additive explanation-random forest algorithm considering

- spatial heterogeneity and factor optimization. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 129, 103843. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.103843>
- Chen, J., Li, M., & Wang, W. (2012). Statistical uncertainty estimation using random forests and its application to drought forecast. *Mathematical Problems in Engineering*, 2012(1), 915053. <https://doi.org/10.1155/2012/915053>
- Chen, W., Li, Y., Xue, W., Shahabi, H., Li, S., Hong, H., & Ahmad, B. B. (2020). Modeling flood susceptibility using data-driven approaches of naïve bayes tree, alternating decision tree, and random forest methods. *Science of The Total Environment*, 701, 134979. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.134979>
- De Meester, J., & Willems, P. (2024). Analysing spatial variability in drought sensitivity of rivers using explainable artificial intelligence. *Science of The Total Environment*, 931, 172685. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.172685>
- Demissie, Z., Rimal, P., Seyoum, W. M., Dutta, A., & Rimmington, G. (2024). Flood susceptibility mapping: Integrating machine learning and GIS for enhanced risk assessment. *Applied Computing and Geosciences*, 23, 100183. <https://doi.org/10.1016/j.acags.2024.100183>
- Dikshit, A., Pradhan, B., & Alamri, A. M. (2020). Short-term spatio-temporal drought forecasting using random forests model at New South Wales, Australia. *Applied Sciences*, 10(12), 4254. <https://doi.org/10.3390/app10124254>
- Dikshit, A., Pradhan, B., & Santosh, M. (2022). Artificial neural networks in drought prediction in the 21st century—A scientometric analysis. *Applied Soft Computing*, 114, 108080. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.108080>
- Dubey, A., Swami, D., Gupta, V., & Joshi, N. (2023). From the peaks to the plains: investigating the role of elevation in governing drought dynamics over the Indus river basin. *Atmospheric Research*, 291, 106824. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2023.106824>
- Elbeltagi, A., Pande, C. B., Kumar, M., Tolche, A. D., Singh, S. K., Kumar, A., & Vishwakarma, D. K. (2023). Prediction of meteorological drought and standardized precipitation index based on the random forest (RF), random tree (RT), and Gaussian process regression (GPR) models. *Environmental Science and Pollution Research*, 30(15), 43183-43202. <https://doi.org/10.1007/s11356-023-25221-3>
- En-Nagre, K., Aqnouy, M., Ouarka, A., Naqvi, S. A. A., Bouizrou, I., El Messari, J. E. S., ... & El-Askary, H. (2024). Assessment and prediction of meteorological drought using machine learning algorithms and climate data. *Climate Risk Management*, 45, 100630. <https://doi.org/10.1016/j.crm.2024.100630>
- Fadaei-Kermani, E., Barani, G. A., & Ghaeini-Hessaroeiyeh, M. (2017). Drought monitoring and prediction using K-nearest neighbor algorithm. *Journal of AI and data mining*, 5(2), 319-325. <https://doi.org/10.22044/jadm.2017.881>
- Farhadi, H., & Najafzadeh, M. (2021). Flood risk mapping by remote sensing data and random forest technique. *Water*, 13(21), 3115. <https://doi.org/10.3390/w13213115>
- Feng, P., Wang, B., Li Liu, D., & Yu, Q. (2019). Machine learning-based integration of remotely sensed drought factors can improve the estimation of agricultural drought in South-Eastern Australia. *Agricultural Systems*, 173, 303-316. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2019.03.015>
- Feng, W., Lu, H., Yao, T., & Yu, Q. (2020). Drought characteristics and its elevation dependence in the Qinghai-Tibet plateau during the last half-century. *Scientific Reports*, 10(1), 14323. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-71295-1>
- Gholami, H., Mohamadifar, A., Sorooshian, A., & Jansen, J. D. (2020). Machine-learning algorithms for predicting land susceptibility to dust emissions: The case of the Jazmurian Basin, Iran. *Atmospheric pollution research*, 11(8), 1303-1315. <https://doi.org/10.1016/j.apr.2020.05.009>
- Ghorbani, M. A., Deo, R. C., Kashani, M. H., Shahabi, M., & Ghorbani, S. (2019). Artificial intelligence-based fast and efficient hybrid approach for spatial modelling of soil electrical conductivity. *Soil and Tillage Research*, 186, 152-164. <https://doi.org/10.1016/j.still.2018.09.012>
- Ghorbanian, A., Kakooei, M., Amani, M., Mahdavi, S., Mohammadzadeh, A., & Hasanlou, M. (2020). Improved Land Cover Map of Iran Using Sentinel Imagery within Google Earth Engine and a Novel Automatic Workflow for Land Cover Classification Using Migrated Training Samples. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 167, 276-288. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2020.07.013>
- Gibson, P. B., Chapman, W. E., Altinok, A., Delle Monache, L., DeFlorio, M. J., & Waliser, D. E. (2021). Training machine-learning models on climate model output yields skillful interpretable seasonal precipitation forecasts. *Communications Earth & Environment*, 2(1), 159. <https://doi.org/10.1038/s43247-021-00225-4>

- Guo, Z., Tian, B., Zhu, Y., He, J., & Zhang, T. (2024). How do the landslide and non-landslide sampling strategies impact landslide susceptibility assessment?—A catchment-scale case study from China. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 16(3), 877-894. <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2023.07.026>
- Hajarian, A. (2025). Meteorological Drought Risk Monitoring and Zoning Using Random Forest Model. *Journal of Drought and Climate Change Research*, 3(1), 83-94. [In Persian] <https://doi.org/10.22077/jdcr.2025.8551.1093>
- Huang, C., She, D., Liu, X., Zhang, Y., Wu, Y., Shi, X., & Wei, Y. (2025). Predicting future meteorological drought risk in mainland China using random forest model. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 61, 102633. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2025.102633>
- Hussain, A., Niaz, R., Almazah, M. M., Al-Rezami, A. Y., Cheng, H., & Tariq, A. (2025). Utilizing Logistic Regression and Random Forest to Model Meteorological Drought Persistence Across Seasonal Transitions. *Earth Systems and Environment*, 1-24. <https://doi.org/10.1007/s41748-025-00682-3>
- Hussain, A., Niaz, R., Al-Rezami, A. Y., Mohamed Omer, A., S. Al-Duais, F., & MA Almazah, M. (2025). Application of random forest for identification of an appropriate model for predicting meteorological drought. *Advances in Meteorology*, 2025(1), 7674140. <https://doi.org/10.1155/adme/7674140>
- Jahangir, M. H., & Mohammadi, A. (2016). Compare Standard Precipitation Index and TOPSIS ranking method to assess the drought adventure Condition in Khouzesan province. *Environmental Management Hazards*, 3(2), 125-139. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/JHSCI.2016.60343>
- Khan, N., Sachindra, D. A., Shahid, S., Ahmed, K., Shiru, M. S., & Nawaz, N. (2020). Prediction of droughts over Pakistan using machine-learning algorithms. *Advances in Water Resources*, 139, 103562. <https://doi.org/10.1016/j.advwatres.2020.103562>
- Koochak, S. S., & Behnia, A. (2013). Monitoring and Prediction of Khuzestan Province, Iran Drought Using SPI drought Index and Markov Chain. *Journal of Irrigation Sciences and Engineering*, 36(3), 1-12. [In Persian]
- Li, X., Jia, H., & Wang, L. (2023). Remote sensing monitoring of drought in Southwest China using random forest and eXtreme gradient boosting methods. *Remote Sensing*, 15(19), 4840. <https://doi.org/10.3390/rs15194840>
- Liu, J., Li, M., Li, R., Shalamzari, M. J., Ren, Y., & Silakhori, E. (2025). Comprehensive Assessment of Drought Susceptibility Using Predictive Modeling, Climate Change Projections, and Land Use Dynamics for Sustainable Management. *Land*, 14(2), 337. <https://doi.org/10.3390/land14020337>
- Lotfirad, M., Esmaili-Gisavandani, H., & Adib, A. (2022). Drought monitoring and prediction using SPI, SPEI, and random forest model in various climates of Iran. *Journal of Water and Climate Change*, 13(2), 383-406. <https://doi.org/10.2166/wcc.2021.287>
- Lundberg, S. M., & Lee, S. I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30.
- Lundberg, S. M., Erion, G., Chen, H., DeGrave, A., Prutkin, J. M., Nair, B., & Lee, S. I. (2020). From local explanations to global understanding with explainable AI for trees. *Nature Machine Intelligence*, 2(1), 56-67. <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0138-9>
- Mahmoudi, P., Daneshmand, H., (2018). The Application of Wavelet Analysis to Identify the Periodic Behavior of Droughts in Iran, *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 7(1), 153-168. [In Persian] <https://doi.org/10.22067/geo.v7i1.60717>
- McKee, T. B., Doesken, N. J., & Kleist, J. (1993). The relationship of drought frequency and duration to time scales. *In Proceedings of the 8th Conference on Applied Climatology*, 22, 179-183. <https://climate.colostate.edu/pdfs/relationshipofdroughtfrequency.pdf>
- Mokhtar, A., Jalali, M., He, H., Al-Ansari, N., Elbeltagi, A., Alsafadi, K., & Rodrigo-Comino, J. (2021). Estimation of SPEI meteorological drought using machine learning algorithms. *IEEE Access*, 9, 65503-65523. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3074305>
- Nakagawa, S., & Holger S. (2013). A general and simple method for obtaining R2 from generalized linear mixed-effects models. *Methods in Ecology and Evolution*, 4(2), 133-142. <https://doi.org/10.1111/j.2041-210x.2012.00261.x>
- Nejadrekabi, M., Eslamian, S., & Zareian, M. J. (2022). Spatial statistics techniques for SPEI and NDVI drought indices: a case study of Khuzestan Province. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 19(7), 6573-6594. <https://doi.org/10.1007/s13762-021-03852-8>
- Oyarzabal, R. S., Santos, L. B., Cunningham, C., Broedel, E., de Lima, G. R., Cunha-Zeri, G., ... & Cunha, A. P. (2025). Forecasting drought using machine learning: a systematic literature review. *Natural Hazards*, 1-29. <https://doi.org/10.1007/s11069-025-07195-2>

- Ozupek, E., Teke, A., Celik, N., & Kavzoglu, T. (2025). Explainable artificial intelligence to explore the intrinsic characteristics of climatic parameters governing meteorological drought forecasting: opening the black box. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 39, 3201-3222. <https://doi.org/10.1007/s00477-025-03007-y>
- Park, H., Kim, K., & Lee, D. K. (2019). Prediction of severe drought area based on random forest: Using satellite image and topography data. *Water*, 11(4), 705. <https://doi.org/10.3390/w11040705>
- Park, S., Im, J., Jang, E., & Rhee, J. (2016). Drought assessment and monitoring through blending of multi-sensor indices using machine learning approaches for different climate regions. *Agricultural and Forest Meteorology*, 216, 157-169. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2015.10.011>
- Parker, T., & Gallant, A. J. (2022). The role of heavy rainfall in drought in Australia. *Weather and Climate Extremes*, 38, 100528. <https://doi.org/10.1016/j.wace.2022.100528>
- Piri, S., & Ghojghar, M. A. (2025). Development of intelligent machine learning and Jenkins box models based on the full ensemble mode decomposition method for meteorological drought modeling (Case study: Khuzestan Province). *Climate Change Research*, 6(22), 81-96. [In Persian] <https://doi.org/10.30488/CCR.2025.516420.1276>
- Rahmati, O., Darabi, H., Panahi, M., Kalantari, Z., Naghibi, S. A., Ferreira, C. S. S., ... & Haghighi, A. T. (2020). Development of novel hybridized models for urban flood susceptibility mapping. *Scientific Reports*, 10(1), 12937. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-69703-7>
- Rezaei, P., Roshni, M., & Amirabadizadeh, S. M., (2016). The Study of Relationship between Intensity, Duration, Frequency and Involvement Level with Drought in the Northwest of Iran, *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 3(2), 91-110. [In Persian] https://ccr.gu.ac.ir/article_220614.html?
- Seyedi Ghaldareh, J., Ahmadi, S., & Gholamnia, M. (2023). Evaluation of remote sensing-based drought monitoring indexes using support vector regression and random forest models (Case study: Marivan city). *Engineering Journal of Geospatial Information Technology*, 10(3), 121-141. [In Persian] <https://doi.org/10.52547/jgit.10.3.121>
- Shogrkhodaei, S. Z., Razavi-Termeh, S. V., & Fathnia, A. (2021). Spatio-temporal modeling of PM2.5 risk mapping using three machine learning algorithms. *Environmental Pollution*, 289, 117859. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2021.117859>
- Soltani, S., Saboohi, R., & Yaghmaei, L. (2012). Rainfall and rainy days trend in Iran. *Climatic Change*, 110(1), 187-213. <https://doi.org/10.1007/s10584-011-0146-1>
- Tavakol, A., Rahmani, V., & Harrington Jr, J. (2020). Temporal and spatial variations in the frequency of compound hot, dry, and windy events in the central United States. *Scientific Reports*, 10(1), 15691. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-72624-0>
- Torkaman Pary, A., Rastgoo, P., Opp, C., Zeuss, D., & Abera, T. A. (2024). Impacts of Drought Severity and Frequency on Natural Vegetation Across Iran. *Water*, 16(22), 3334. <https://doi.org/10.3390/w16223334>
- Tramblay, Y., & Quintana Seguí, P. (2022). Estimating soil moisture conditions for drought monitoring with random forests and a simple soil moisture accounting scheme. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 22(4), 1325-1334. <https://doi.org/10.5194/nhess-22-1325-2022>
- Vagheei, R., Torabi, Z., & Ghaemi, A. (2021). Drought assessment using standardized precipitation index and random forest algorithm. *Journal of Meteorology and Atmospheric Science*, 3(4), 390-405. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/jmas.2021.302576.1153>
- Wang, Q., Zhao, L., Wang, M., Wu, J., Zhou, W., Zhang, Q., & Deng, M. (2022). A random forest model for drought: Monitoring and validation for grassland drought based on multi-source remote sensing data. *Remote Sensing*, 14(19), 4981. <https://doi.org/10.3390/rs14194981>
- Xue, Z., Diao, S., Yang, F., Fei, L., Wang, W., Fang, L., & Liu, Y. (2025). Identifying Forest Drought Sensitivity Drivers in China Under Lagged and Accumulative Effects via XGBoost-SHAP. *Remote Sensing*, 17(16), 2903. <https://doi.org/10.3390/rs17162903>
- Yariyan, P., Avand, M., Abbaspour, R. A., Torabi Haghighi, A., Costache, R., Ghorbanzadeh, O., & Blaschke, T. (2020). Flood susceptibility mapping using an improved analytic network process with statistical models. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 11(1), 2282-2314. <https://doi.org/10.1080/19475705.2020.1836036>
- Zarasvandi, A., Carranza, E. J. M., Moore, F., & Rastmanesh, F. (2011). Spatio-temporal occurrences and mineralogical-geochemical characteristics of airborne dusts in Khuzestan Province (southwestern Iran). *Journal of Geochemical Exploration*, 111(3), 138-151. <https://doi.org/10.1016/j.gexplo.2011.04.004>

- Zarei, A. R., Mahmoudi, M. R., & Moghimi, M. M. (2023). Determining the most appropriate drought index using the random forest algorithm with an emphasis on agricultural drought. *Natural Hazards*, 115(1), 923-946. <https://doi.org/10.1007/s11069-022-05579-2>
- Zhang, B., Salem, F. K. A., Hayes, M. J., Smith, K. H., Tadesse, T., & Wardlow, B. D. (2023). Explainable machine learning for the prediction and assessment of complex drought impacts. *Science of The Total Environment*, 898, 165509. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.165509>
- Zhang, J., Ma, X., Zhang, J., Sun, D., Zhou, X., Mi, C., & Wen, H. (2023). Insights into geospatial heterogeneity of landslide susceptibility based on the SHAP-XGBoost model. *Journal of Environmental Management*, 332, 117357. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2023.117357>
- Zhao, Y., Zhang, J., Bai, Y., Zhang, S., Yang, S., Henchiri, M., & Nanzad, L. (2022). Drought monitoring and performance evaluation based on machine learning fusion of multi-source remote sensing drought factors. *Remote Sensing*, 14(24), 6398. <https://doi.org/10.3390/rs14246398>



Forecasting and Trend Analysis of Precipitation in the Navrud Watershed Based on CMIP6 Climate Models

Mousa Abedini *, Tayebbeh Babaei olam¹

¹ Department of Physical Geography, Faculty of Social Sciences, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 03 February 2026

Revised: 21 April 2026

Accepted: 25 April 2026

Available Online: 25 April 2026

Keywords:

CMIP6 Climate Models

Bias Correction / Statistical
Downscaling

Precipitation Projection

Water Resources
Management

SSP2-4.5 and SSP5-8.5
Scenarios

ABSTRACT

Accurate precipitation forecasting is crucial for water resource management and preparedness for climatic events. In this regard, this research utilized five selected CMIP6 models to project the behavior of daily precipitation for stations within the Navrud watershed. The model data were downscaled using three bias correction methods (Local Intensity Scaling, Distribution Mapping, and Power Transformation) in the CMhyd software. During the evaluation of these methods' accuracy based on statistical indices (R^2 , RMSE, MAE, MSE, and NSE), the Local Intensity Scaling method demonstrated the best performance in reproducing the observed precipitation patterns. Finally, the MPI-ESM1-2-HR, MRI-ESM2-0, MIROC6, CNRM-CM6-1, and EC-Earth3-Veg models were chosen as the top-performing models and were employed in an ensemble model to predict precipitation for the next 30-year period (2025–2054) under SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios. The results indicated that the spatial pattern of precipitation in the Navrud watershed during the baseline period (1985–2014) decreased from east (Kharjagil station) to west (Nav station), and the ensemble model successfully simulated this spatial precipitation pattern. However, the ensemble model's projection for the future period (2025–2054), while maintaining the overall precipitation distribution pattern, showed that according to the SSP2-4.5 scenario, precipitation at Khelian, Kharjgil, and Nav stations will decrease by 10.9, 9.3 and 5.5% respectively, and according to the SSP5-8.5 scenario, it will decrease by 8.3%, 8.01%, and 3.4% compared to the baseline period. Furthermore, drought periods are expected to intensify from May to October. Trend analysis using the modified Mann-Kendall test and Sen's slope estimator indicated the absence of a statistically significant trend in the daily precipitation of the stations.

* Corresponding author: Mousa Abedini

E-mail address: Abedini@uma.ac.ir

How to cite this article: Abedini, M., & Babaei olam, T. (2026). Forecasting and Trend Analysis of Precipitation in the Navrud Watershed Based on CMIP6 Climate Models. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 15(2), 229-251. <https://doi.org/10.22067/geoe.h.2026.97677.1647>



©2026 The author(s). This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

Extended Abstract

Introduction

Climate change, as one of the most significant global challenges, has widespread impacts on the environment, human livelihoods, and economic sustainability. This phenomenon can particularly lead to social and economic instability in regions whose economies depend on climate-sensitive sectors such as agriculture. Therefore, understanding past, present, and future climate trends, variability, and changes is essential for designing strategies to mitigate the adverse effects of this phenomenon. Among the various climate elements, precipitation, as a key hydro-climatic variable, plays a vital role in agricultural production and water resources management, directly influencing the social, economic, and environmental sustainability of regions. Climate change can cause significant fluctuations in precipitation patterns, resulting in floods, droughts, and landslides. These fluctuations also affect drinking water supply, groundwater and surface water resources, and agricultural productivity, posing challenges to water resources management. Accordingly, accurate and long-term precipitation projections form a fundamental basis for water resource planning, agricultural infrastructure design, natural disaster risk management, and the development of mitigation policies.

Material and Methods

In this study, daily precipitation data from three rain gauge stations Khalian, Kharejgil, and Nav were obtained from the Gilan Regional Water Company. To simulate future precipitation, five models from the CMIP6 ensemble, including MPI-ESM1-2-HR, MRI-ESM2-0, MIROC6, CNRM-CM6-1, and EC-Earth3-Veg, were selected from the ESGFDL database. Daily precipitation simulations for the historical period were then conducted using the outputs of the selected models and three bias-correction methods Local Intensity Scaling, Distribution Mapping, and Power Transformation implemented in the CMhyd software. After applying these methods, the optimal bias-correction technique and the best-performing models were identified based on evaluation metrics, including the coefficient of determination (R^2), mean absolute error (MAE), mean squared error (MSE), root mean squared error (RMSE), and Nash–Sutcliffe efficiency (NSE). Subsequently, to integrate the results of the selected models and reduce uncertainty, the Homadi model was applied using a rank-based approach and weighting of the top-performing models. Future precipitation projections for a 30-year period (2025–2054) were then generated based on the Homadi model outputs under two climate change scenarios: SSP2-4.5 and SSP5-8.5. To analyze the spatiotemporal variations in precipitation, mean monthly precipitation graphs for the studied stations were plotted, and annual precipitation totals were spatially mapped. Finally, the significance of precipitation trends during the baseline period and future horizon was assessed using the modified Mann Kendall test and Sen's slope estimator.

Results and Discussion

In this study, precipitation simulation and projection for the Navrud watershed were carried out using five selected CMIP6 climate models and three bias-correction methods. To evaluate model performance, network-averaged statistical error metrics derived from station observations were employed. The results indicated that the Local Intensity Scaling bias-correction method outperformed the Power Transformation and Distribution Mapping approaches in terms of accuracy. Accordingly, the MPI-ESM1-2-HR, MRI-ESM2-0, MIROC6, CNRM-CM6-1, and EC-Earth3-Veg models, when corrected using the Local Intensity Scaling method, showed the highest consistency with observed data and were subsequently incorporated into the Homadi ensemble model based on their respective ranks and assigned weights for further analyses. Analysis of the spatial distribution of mean annual precipitation during the baseline period (1985–2014) revealed a decreasing gradient from east to west across the watershed, with the Kharejgil station identified as the wettest location and the Nav station as the driest. The Homadi model successfully reproduced this spatial pattern for the historical period with acceptable accuracy. Future precipitation projections for the period 2025–2054 under the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios indicate that, although the spatial pattern of precipitation is largely preserved, the absolute values of annual

precipitation are expected to decline at all stations. Notably, the reduction is projected to be slightly more pronounced under the intermediate scenario than under the pessimistic scenario. Such changes may have significant implications for regional water resources and intensify water stress in the study area. The analysis of monthly precipitation suggests a relative stability in the seasonal precipitation regime across all three stations. Autumn months, particularly October and November, continue to contribute the largest share of annual precipitation, whereas summer months—especially July and August remain the driest period of the year. Nevertheless, month-to-month variations differ depending on the climate scenario, and a relative increase in precipitation is projected for some colder months. The results of the modified Mann–Kendall test applied to daily precipitation at all three stations indicate that no statistically significant increasing or decreasing trends are evident in either the historical or future periods. The very small Sen's slope values, Z-statistics close to zero, and high p-values suggest that precipitation variability is largely random and does not follow a distinct climatic trend. Overall, the findings confirm the effectiveness of the Homadi model in representing precipitation patterns and highlight the necessity of climate-adaptive planning to ensure sustainable water resource management in the Navrud watershed.

Conclusion

Analysis of climatic data for the Navrud watershed during the period 2005–2024 indicates that the region has experienced notable changes in precipitation, temperature, and soil moisture. The spatial pattern of precipitation reveals a concentration of rainfall in the eastern and northern parts of the watershed, with decreasing amounts toward the central and southwestern areas. Temporally, precipitation exhibited an increasing trend up to approximately 2020, followed by a marked decline in recent years. In contrast, temperature shows a consistent and sustained upward trend across the entire watershed, with an average increase of approximately 2.76 °C. This warming has been more pronounced in the eastern part of the basin, intensifying evapotranspiration processes and contributing to a reduction in soil moisture. Despite a relative increase in mean soil moisture, its interannual variability has been considerable, particularly during low-precipitation years. The De Martonne aridity index further characterizes the climate of the watershed as ranging from arid to semi-arid in the central and eastern regions, while indicating relatively more humid conditions in the northwestern part of the basin. The results of precipitation simulations using CMIP6 models demonstrate that the Local Intensity Scaling bias-correction method provides the best performance, and that the selected models are capable of accurately reproducing the spatial precipitation pattern of the baseline period. Projections for the future period (2025–2054) suggest that, although the overall precipitation pattern is preserved, a gradual decline in precipitation is expected at all stations, with a more pronounced reduction under the SSP2-4.5 scenario. The modified Mann–Kendall test further confirms the absence of statistically significant trends in daily precipitation. Overall, while the seasonal precipitation regime is largely maintained, reductions in summer precipitation and shifts in seasonal distribution may pose serious challenges for water resources management and climate change adaptation in the Navrud watershed.



دسترسی آزاد

نشریه علمی جغرافیا و مخاطرات محیطی

DOI: 10.22067/GEOEH.2026.97677.1647

مقاله پژوهشی



پیش‌نگری و روند بارش‌های حوضه آبخیز ناورود بر اساس مدل‌های اقلیمی CMIP6

موسی عابدینی^{۱*}، طیبه بابایی اولم^۱^۱ گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخچه مقاله: تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۱/۱۴ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۵/۰۲/۰۱ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۵/۰۲/۰۵	پیش‌بینی دقیق بارش برای مدیریت منابع آبی و آمادگی در برابر رویدادهای اقلیمی، امری حیاتی است. در همین راستا، این پژوهش به منظور پیش‌نگری رفتار بارش روزانه ایستگاه‌های موجود در حوضه آبخیز ناورود، از پنج مدل منتخب CMIP6 بهره گرفته شد. داده‌های مدل‌ها با بهره‌گیری از سه روش تصحیح اریبی (Local Intensity Scaling، Distribution Mapping و Power Transformation) در نرم‌افزار CMhyd مقیاس‌کاهی شدند. در ارزیابی دقت این روش‌ها بر اساس شاخص‌های آماری R^2، RMSE، MAE، MSE و NSE روش Local Intensity Scaling بهترین عملکرد را در بازتولید الگوی مشاهداتی بارش نشان داد. در نهایت، مدل‌های MPI-ESM1-2-HR، MRI-ESM2-0، MIROC6، EC-Earth3-Veg و CNRM-CM6-1 به عنوان مدل‌های برتر انتخاب و در ترکیب مدل همادی برای پیش‌بینی بارش دوره ۳۰ سال آینده (۲۰۲۵-۲۰۵۴) تحت سناریوهای SSP2-4.5 و SSP5-8.5 به کار گرفته شدند. نتایج نشان داد الگوی مکانی بارش در حوضه آبخیز ناورود طی دوره پایه (۲۰۱۴-۱۹۸۵) از شرق (ایستگاه خرجگیل) به سمت غرب (ایستگاه ناو) کاهش یافته است و مدل همادی نیز توانست این الگوی مکانی بارش را به خوبی شبیه‌سازی نماید. اما پیش‌نگری مدل همادی برای دوره آینده (۲۰۲۵-۲۰۵۴)، ضمن حفظ الگوی کلی توزیع بارش، نشان داد بر اساس سناریوی SSP2-4.5، بارش در ایستگاه‌های خلیان، خرجگیل و ناو به ترتیب ۱۰/۹، ۳/۹ و ۵/۵ درصد و طبق سناریوی SSP5-8.5 به میزان ۸/۳، ۸/۰۱ و ۳/۴ درصد نسبت به دوره پایه کاهش خواهد یافت. همچنین انتظار می‌رود دوره‌های کم‌آبی از اردیبهشت تا مهر شدت بیشتری پیدا کنند. تحلیل روند تغییرات با آزمون‌های من-کندال اصلاح شده و شیب سن نیز حاکی از عدم وجود روند معنادار آماری در بارش روزانه ایستگاه‌ها است.
کلمات کلیدی: مدل‌های اقلیمی CMIP6 اصلاح بایاس / ریزمقیاس‌نمایی آماری پیش‌بینی بارش مدیریت منابع آب سناریوهای SSP2-4.5 و SSP5-8.5	

مقدمه

تغییرات اقلیمی یکی از چالش‌های اساسی جهانی است که تأثیرات گسترده‌ای بر محیط زیست، معیشت انسان‌ها و پایداری اقتصادی دارد (Qazizade, Omidvar, Mozaffari & Mazidi, 2025). این پدیده به ویژه در مناطقی که اقتصادشان به بخش‌های وابسته به شرایط اقلیمی مانند کشاورزی متکی است، می‌تواند منجر به ناپایداری اجتماعی و اقتصادی شود. بنابراین، درک روندها، نوسانات و تغییرات اقلیمی گذشته، حال و آینده برای طراحی راهکارهای کاهش اثرات منفی این پدیده حیاتی است (Baycan, Sonmez & Tuncer Evcil, 2025). در میان عناصر مختلف اقلیمی، بارش به عنوان مهم‌ترین پدیده هیدرو-اقلیمی، نقش کلیدی در تولیدات کشاورزی و مدیریت منابع آب ایفا می‌کند و تأثیر مستقیمی بر پایداری اجتماعی، اقتصادی و محیط‌زیستی مناطق دارد. تغییر اقلیم می‌تواند الگوهای بارش را دچار نوسانات شدید کرده و منجر به وقوع سیلاب‌ها، خشکسالی‌ها و زمین‌لغزش‌ها شود (Maleki Morsht, Salahi & Saber, 2025). این نوسانات همچنین بر تأمین آب آشامیدنی، منابع آب زیرزمینی و سطحی و تولیدات کشاورزی اثر گذاشته و مدیریت منابع آب را با چالش مواجه می‌سازد (Vosoughi Rad, Mirmousavi & Asakereh, 2025). در نتیجه، پیش‌بینی دقیق و بلندمدت بارش، پایه‌ای اساسی برای برنامه‌ریزی مدیریت منابع آب، طراحی زیرساخت‌های کشاورزی، مدیریت ریسک بلایای طبیعی و تدوین سیاست‌های کاهش آسیب فراهم می‌آورد (Ayugi, Tan, Gnitou, Ojara & Ongoma, 2020). یک سیستم پیش‌بینی مطمئن بارش بلندمدت می‌تواند در تصمیم‌گیری‌های سرمایه‌گذاری، مدیریت ریسک و تدوین سیاست‌های کاهش آسیب در بخش‌های مختلف مؤثر باشد و امکان طراحی راهکارهای کارآمد برای مقابله با اثرات تغییر اقلیم را میسر سازد. شناخت دقیق روندها و نوسانات بارش بلندمدت، اطلاعات لازم برای مدیریت پایدار منابع آب، برنامه‌ریزی کشاورزی و کاهش آسیب‌های ناشی از رویدادهای شدید اقلیمی را فراهم می‌آورد و مبنایی برای ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر هیدرولوژی و اکوسیستم‌ها محسوب می‌شود (Wang et al., 2021; Fan, Duan, Shen, Wu & Xing, 2022).

مدل‌های اقلیمی، به ویژه مدل‌های جهانی گردش عمومی^۱ (GCMs) که در قالب پروژه‌های مقایسه مدل‌های جفت‌شده^۲ (CMIP) توسعه یافته‌اند، ابزارهای کلیدی برای پیش‌بینی تغییرات اقلیم آینده به شمار می‌روند. با این حال، دقت پیش‌بینی‌های این مدل‌ها تا حد زیادی به توانایی آن‌ها در شبیه‌سازی اقلیم تاریخی وابسته است، زیرا سوگیری‌های سیستماتیک می‌تواند باعث پیش‌بینی‌های نادرست رخدادهای شدید اقلیمی شود (Oduro et al., 2022; Bian et al., 2025). مدل‌های CMIP در فازهای مختلف، از جمله CMIP6، با هدف بهبود دقت پیش‌بینی‌ها و رفع محدودیت‌های فازهای قبلی توسعه یافته‌اند (Kim, Shin, Lee, Park & Sung, 2025).

CMIP6 علاوه بر تغییر سال مرجع و تابش ارسالی، شامل سناریوهای اجتماعی-اقتصادی مشترک^۳ (SSPs) است که با سناریوهای تابش رادیواکتیو قبلی^۴ (RCPs) ترکیب شده‌اند (Yang & Li, 2025). مطالعات نشان داده‌اند که مدل‌های CMIP6 در شبیه‌سازی دما، بارش و نوسانات فصلی نسبت به مدل‌های پیشین بهبود یافته‌اند و توانایی بهتری در بازتولید ویژگی‌های میان‌مدت و بلندمدت اقلیمی دارند (Duong, Song & Chhin, 2023). با این حال، خروجی‌های GCM غالباً از نظر مکانی و زمانی دارای وضوح پایین هستند و نیاز به کاهش مقیاس آماری دارند تا با مقیاس محلی همخوانی پیدا کنند به عبارتی دیگر کاهش مقیاس آماری بر پایه روابط تجربی بین داده‌های مشاهده شده اقلیمی و پیش‌بینی‌کننده‌های بزرگ مقیاس مدل‌ها است و امکان شبیه‌سازی دقیق‌تر بارش ماهانه و روزانه را فراهم می‌کند (Oyelakin, Yang & Krebs, 2024).

1- General Circulation Models (GCMs)

2- Coupled Model Intercomparison Project (CMIP)

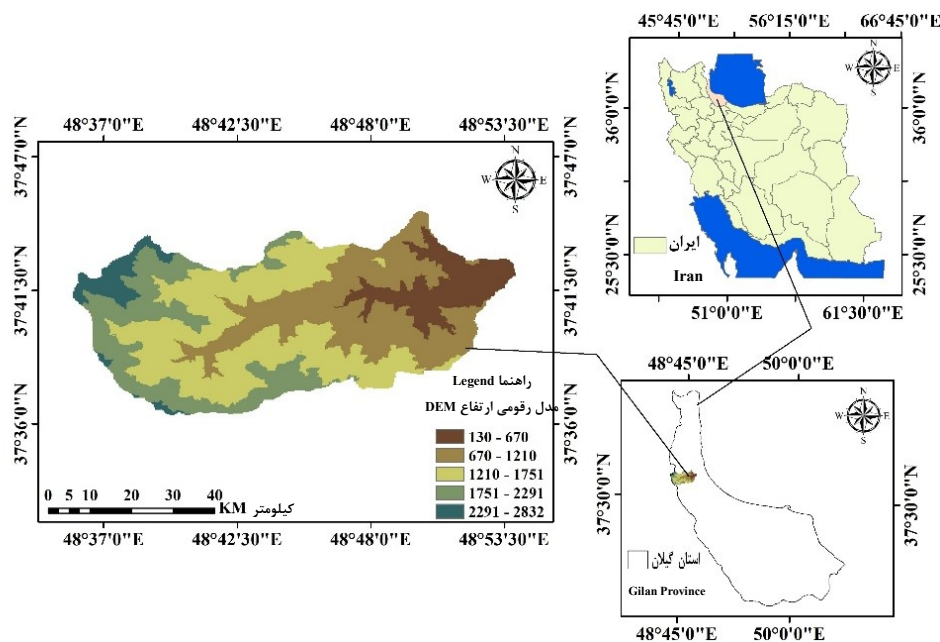
3- Shared Socioeconomic Pathways (SSPs)

4- Representative Concentration Pathways (RCPs)

پژوهش‌های انجام گرفته در ایران بیانگر روند کاهشی بارش، روند افزایش دما و کاهش منابع آبی تحت اثر تغییر اقلیم است (Fallah Ghalhari, Yousefi, Hosseinzadeh, Alimardani & Reyhani, 2019; Zarrin, & Dadashi-Rudbari, 2020; Sharafati, 2025; Nabaei & Shahid, 2020; Shahi & Salahi, 2025). از سنجه‌های آماری که دارای تنوع زیادی هستند، برای ارزیابی و اعتبارسنجی مدل‌های اقلیمی استفاده می‌شود؛ مقادیر سنجه‌های R^2 , R , NSE , KGE هرچه به عدد یک نزدیک باشند از قابلیت بالای مدل است در مقابل MAE و $RMSE$ هر چه به عدد صفر نزدیک باشند از دقت و توانایی بالای مدل برخوردار هستند (Shahi & Salahi, 2025; Hamidianpour & Shoja, 2022). بنابراین در این خصوص تاکنون مطالعاتی در داخل و خارج از کشور انجام شده است برای مثال در ایران، بابائیان و همکاران (Babaeian et al., 2023)، چشم‌انداز بارش ایران در قرن ۲۱ را با به کارگیری مقیاس کاهی آماری برون‌داد مدل‌های منتخب CMIP6 توسط نرم‌افزار CMHyd مورد مطالعه قرار داده‌اند. جهانبخش اصل و همکاران (Jahanghbaksh-Asl, 2023; Rezaei-Banafsh, Khorshiddust, Rostamzadeh & Ostadi, 2023)، پیش‌نگری بارش در شمال غرب ایران را بر اساس پروژه مقایسه متقابل مدل‌های جفت‌شده فاز ششم پرداخته‌اند. رضائی و همکاران (Rezaei, Pashapour & Sadeghi, 2024)، به ارزیابی عملکرد مدل‌های CMIP6 و پیش‌نگری تغییرات دما و بارش در ایران پرداخته‌اند. ساری‌صراف و همکاران (Sari-Sarraf, 2024; Rostamzadeh & Mohammadi, 2024)، پیش‌نگری بارش در شمال غرب ایران را با استفاده از مدل‌های CMIP6 مورد مطالعه و بررسی قرار داده‌اند. شاهی و صلاحی (Shahi & Salahi, 2025)، پیش‌بینی بارش در شمال ایران را بر اساس مدل‌های منتخب CMIP6 مورد ارزیابی و مطالعه قرار داده‌اند. ملکی‌مرشت و همکاران (Maleki Morsht et al., 2025)، پیش‌نگری دمای بیشینه دوره‌های آبی در شمال غرب ایران را براساس برون‌داد مدل‌های اقلیمی CMIP6 بررسی کرده‌اند. در پژوهشی دیگر وثوقی‌راد و همکاران (Vosoughi Rad et al., 2025)، جهت ارزیابی دقت مدل‌های شبیه‌ساز اقلیمی CMIP6 با هدف پیش‌بینی بارش در ایستگاه‌های پربارش استان گیلان پرداخته‌اند. نوحانی و همکاران (Nohani, Babaali & Dehghani, 2025)، ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر دبی رودخانه با را با استفاده از مدل CMIP6 در ایستگاه هیدرومتری کشکان پرداخته‌اند. در خارج نیز وانگ (Wang, 2024)، از مدل‌های CMIP6 به منظور شبیه‌سازی الگوهای بارش در فلوریدای آمریکا بهره گرفته و مورد بررسی قرار داده است. کیم و همکاران (Kim et al., 2025)، به منظور بررسی تغییرات الگوهای بارش آینده کره جنوبی از مدل‌های CMIP6 استفاده کرده‌اند. همچنین از این قبیل مطالعات می‌توان، هی و همکاران (He, Chen, Sun & Liu, 2023)، در رودخانه مروارید چین، یانگ و همکاران (Yang et al., 2023)، در منطقه گیلیان چین، دونگ و همکاران (Duong et al., 2023)، در کشور کامبوج، انیو و همکاران (Enyew, Sahlu, 2024; Tarekegn, Hama & Debele, 2024)، در حوضه نیل آبی علیا، اتیوپی، یانگ و لی (Yang & Li, 2025) در چین، بیان (Bian et al., 2025)، در جنوب غربی چین، بایجان (Baycan et al., 2025)، در منطقه مدیترانه اشاره کرد. برآیند مطالعات انجام شده نشان می‌دهد که مدل‌های اقلیمی نسل ششم نقش کلیدی در شبیه‌سازی و پیش‌نگری تغییرات آبی بارش و دما ایفا می‌کنند و نتایج آن‌ها بیانگر تغییرپذیری قابل توجه مکانی و زمانی این متغیرها در مقیاس‌های منطقه‌ای است. الگوهای پیش‌بینی شده حاکی از آن است که شدت، فراوانی و توزیع بارش در آینده به صورت یکنواخت تغییر نخواهد کرد و در بسیاری از مناطق، افزایش عدم قطعیت، به ویژه در مقیاس‌های محلی، قابل مشاهده است. همچنین ارزیابی عملکرد مدل‌ها نشان می‌دهد که دقت شبیه‌سازی به شدت وابسته به شرایط اقلیمی منطقه، انتخاب مدل مناسب و به کارگیری روش‌های مؤثر مقیاس کاهی است. در مجموع می‌توان نتیجه گرفت که هر چند مدل‌های CMIP6 توانایی مناسبی در بازنمایی روندهای کلی اقلیم آینده دارند، اما استفاده کاربردی از آن‌ها مستلزم ارزیابی منطقه محور، کاهش عدم قطعیت و تلفیق نتایج چندمدلی به منظور دستیابی به پیش‌نگری‌های قابل اتکاءتر برای مدیریت منابع آب و برنامه‌ریزی سازگاری با تغییرات اقلیمی است. بر این اساس، هدف اصلی پژوهش حاضر پیش‌نگری تغییرات بلندمدت بارش در حوضه آبخیز ناورود استان گیلان با استفاده از برون‌داد مدل‌های اقلیمی نسل ششم و تحلیل الگوهای زمانی و مکانی آن در دوره‌های آبی است.

منطقه مورد مطالعه

حوضه آبخیز ناورود (شکل ۱) با مساحت ۲۷۴ کیلومتر مربع واقع در کوه‌های تالش است که بین ۴۸ درجه و ۳۵ دقیقه تا ۴۸ درجه و ۵۴ دقیقه شرقی و ۳۷ درجه و ۳۶ دقیقه تا ۳۷ درجه و ۴۵ دقیقه شمالی قرار گرفته است. این حوضه، دارای مساحت حدود ۲۷۰ کیلومتر مربع بوده و پوشش گیاهی آن از دو تیپ جنگل و مرتع تشکیل شده است. حوضه آبخیز ناورود به دلیل قرار گرفتن در دامنه شمالی رشته کوه‌های البرز و نیز موقعیت کوهستانی آن دارای بارندگی‌های نسبتاً خوبی در طول سال است که میانگین بارش سالانه در کل حوضه ۸۳۶ میلی‌متر و متوسط درجه حرارت سالانه ۱۰/۷ درجه سانتی‌گراد می‌باشد اسدی و همکاران (Asadi, Jafari, Ashrafzadeh & Sharifi, 2018).



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی حوضه آبخیز ناورود در استان گیلان و ایران

Fig.1. Geographic location of the Navrud watershed in Gilan Province, Iran

مواد و روش‌ها

در این پژوهش، ابتدا داده‌های بارش روزانه سه ایستگاه باران‌سنجی موجود در حوضه آبخیز ناورود شامل (خلیان، خرجگیل و ناو) برای دوره پایه (۱۹۸۵-۲۰۱۴) از شرکت آب منطقه‌ای استان گیلان دریافت شد. این داده‌ها به عنوان مرجع مشاهداتی جهت ارزیابی عملکرد مدل‌های اقلیمی مورد استفاده قرار گرفتند. سپس، به منظور شبیه‌سازی بارش آینده، پنج مدل از مجموعه مدل‌های اقلیمی CMIP6 شامل EC-Earth3-Veg و CNRM-CM6-1، MIROC6، MRI-ESM2-0، MPI-ESM1-2-HR شامل CMIP6 پیشین مرتبط با پیش‌بینی بارش، عملکرد قابل قبولی از خود نشان داده و به عنوان مدل‌های برتر شناخته شده بودند از پایگاه داده ESGFDL^۱ انتخاب گردید. در گام بعد، در نرم‌افزار CMhyd داده‌های مدل‌های اقلیمی در قالب فایل‌های متنی و NetCDF فراخوانی شدند و بر اساس مختصات جغرافیایی هر ایستگاه فرآیند مقیاس‌کاهی آماری و تصحیح اریبی با استفاده از سه روش Local Intensity، Scaling، Distribution Mapping و Power Transformation بر روی داده‌های مدل‌های مورد مطالعه اجرا گردید. در نرم‌افزار مذکور، ابتدا داده‌های دیدبانی به همراه فایل‌های متادیتا شامل موقعیت جغرافیایی، ارتفاع و شناسه ایستگاه وارد شده، سپس داده‌های

1- <https://aims2.llnl.gov/search/cmip6/>

مدل‌های اقلیمی در پوشه‌های مجزا مربوط به دوره تاریخی و سناریوهای آینده سازمان‌دهی، و فرآیند تصحیح اریبی بر روی داده‌های استخراج شده از سلول‌های مدل اجرا شد. پس از ذخیره نتایج هر ایستگاه، داده‌های مقیاس‌کاهی شده با داده‌های مشاهداتی مقایسه شدند تا کارایی هر مدل در بازتولید بارش روزانه ارزیابی گردد. برای سنجش عملکرد مدل‌ها، شاخص‌های آماری شامل ضریب تعیین (R^2)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE)، میانگین مربعات خطا (MSE)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و کارایی نش-ساتکلیف (NSE) به کار گرفته شدند و بهترین روش تصحیح اریبی انتخاب و بر حسب آن مدل‌های برتر نیز بر اساس شاخص‌های ارزیابی خطا تعیین شدند. در گام بعد، به منظور ترکیب نتایج مدل‌های منتخب و کاهش عدم قطعیت، مدل همادی با رویکرد مبتنی بر رتبه و بر اساس وزن‌دهی مدل‌های برتر اجرا شد. سپس، پیش‌نگری بارش برای یک دوره ۳۰ ساله آینده (۲۰۲۵-۲۰۵۴) بر اساس برون‌داد مدل همادی و تحت دو سناریوی تغییر اقلیم SSP2-4.5 و SSP5-8.5 انجام گرفت. نتایج در قالب نمودارهای میانگین ماهانه بارش و نقشه‌های پهنه‌بندی با روش IDW بارش سالانه تحلیل گردید تا تغییرات مکانی و زمانی بارش در افق آینده ارزیابی شود. در پایان، روند معناداری بارش در دوره پایه و آینده با بهره‌گیری از آزمون من-کندال اصلاح‌شده و شیب سن سنجیده شد.

مدل CMHyd

نرم‌افزار CMHyd که توسط رستجنز و همکاران (Rathjens, Bieger, Srinivasan, Chaubey & Arnold, 2016)، در دانشگاه پردو و در محیط پایتون توسعه یافته، ابزاری برای مقیاس‌کاهی و تصحیح اریبی داده‌های مدل‌های گردش کلی اقلیم (GCMs) با هدف به‌کارگیری در مدل‌سازی‌های هیدرولوژیکی است. این نرم‌افزار از هشت روش تصحیح اریبی استفاده می‌کند که شامل پنج روش برای بارش و چهار روش برای دما (بیشینه و کمینه) است و تصحیح اریبی در آن لزوماً به معنای تغییر تفکیک مکانی داده‌ها نیست. CMHyd از دو بخش اصلی تشکیل شده است: بخش پردازش (Processing) و بخش ترسیم (Plot)؛ در بخش پردازش، مراحل مختلفی از جمله ورود داده‌های دیدبانی (با فرمت ASCII) و شامل متادیتا مانند موقعیت جغرافیایی و ارتفاع ایستگاه‌ها، ورود داده‌های مدل اقلیمی (در قالب متنی یا NetCDF)، انتخاب مسیر خروجی داده‌های مقیاس‌کاهی شده و در نهایت اجرای فرآیند مقیاس‌کاهی و کنترل کیفیت داده‌ها انجام می‌شود. در این نرم‌افزار، برای هر دوره یا سناریوی اقلیمی باید دایرکتوری جداگانه‌ای شامل فایل‌های تاریخی و سناریو ایجاد شود و در تمام مراحل، پیام‌های خطا و هشدارها به صورت خودکار نمایش داده می‌شوند. از مزایای CMHyd می‌توان به سرعت بالا، ساختار منظم، قابلیت انتخاب روش‌های مختلف و کنترل دقیق داده‌ها اشاره کرد. با وجود آن‌که تمرکز نرم‌افزار بر بارش و دماست، با دقت کافی می‌توان از آن برای متغیرهای دیگر نیز استفاده کرد. همچنین باید توجه داشت که داده‌های تاریخی و آینده باید در سال‌های کبیسه شامل ۳۶۶ روز باشند، زیرا در غیر این صورت، داده‌ها در پیش‌نگری‌های بلندمدت دچار جابه‌جایی زمانی می‌شوند (Babaeian et al., 2023). در جدول ۱ به ترتیب روش‌های اختصاصی مقیاس‌کاهی آماری برای بارش و دما در نرم‌افزار CMHyd ارائه شده است.

تصحیح اریبی

خروجی‌های خام مدل‌های اقلیم جهانی معمولاً در میانگین و دامنه پیش‌بینی‌های خود دارای انحراف یا خطا هستند؛ از این رو، در بسیاری از پژوهش‌ها برای بهبود دقت نتایج و کاهش این خطاها از روش‌های تصحیح اریبی به عنوان بخشی از فرایند پس‌پردازش داده‌ها استفاده می‌شود فروتن و همکاران (Frotan, Salahi, Zeinali & Mesgari, 2025). در پژوهش حاضر از سه روش تصحیح اریبی استفاده شده که در ادامه هر کدام شرح داده می‌شود.

جدول ۱- روش‌های اختصاصی مقیاس‌کاهی آماری برای بارش و دما در نرم‌افزار CMHyd

Table 1- Specific statistical downscaling methods for precipitation and temperature implemented in the CMHyd software (Babaeian et al., 2023; Rathjens et al., 2016)

ردیف	روش مقیاس‌کاهی	بارش	دما
Row	Dimensionality Reduction Method	Precipitation	Temperature
۱	Linear Scaling (LS) (multiplicative) مقیاس‌بندی خطی (به صورت ضربی)	*	
۲	Linear Scaling (LS) (additive) مقیاس‌بندی خطی (به صورت افزایشی)		*
۳	Delta-Change (DC) correction (multiplicative) تصحیح دلتا (به صورت ضربی)	*	
۴	Delta-Change (DC) correction (additive) تصحیح دلتا (به صورت افزایشی)		*
۵	Precipitation Local Intensity (LI) scaling مقیاس‌بندی شدت محلی بارش	*	
۶	Power Transformation (PT) of precipitation تبدیل توانی بارش	*	
۷	Variance Scaling (VS) of temperature مقیاس‌بندی واریانس دما		*
۸	Distribution Mapping (DM) of precipitation and temperature نگاشت توزیع بارش و دما	*	*

روش مقیاس‌بندی شدت محلی بارش^۱

روش Local با اصلاح فراوانی وقوع و شدت بارش‌ها، به ویژه در داده‌هایی که دارای تعداد زیادی روزهای بارش سبک هستند، موجب بهبود کیفیت داده‌های خام می‌شود. این روش معمولاً در دو گام انجام می‌گیرد: در گام نخست، آستانه‌ای برای روزهای بارانی در هر ماه m (P_{thres,m}) از داده‌های خام تعیین می‌شود تا فراوانی مقادیر بالاتر از این آستانه با فراوانی روزهای بارانی در داده‌های مشاهده شده مطابقت داشته باشد. در گام دوم، ضریب مقیاس‌گذاری (sm) محاسبه می‌شود تا میانگین بارش پس از تصحیح با میانگین بارش مشاهده شده برابر گردد (رابطه‌های ۱ و ۲).

$$S_m = \frac{\mu(p_{obs.m,d} | p_{obs.m,d} > 0)}{\mu(p_{his.m,d} | p_{his.m,d} > P_{thres,m})} \quad (1)$$

(۲)

$$P_{*his/scemd} = \{ P_{his/scemd} * S_m \quad P_{hismd} > P_{thresm} \quad 0 \quad P_{hismd} < P_{thresm} \}$$

در این روابط، نماد μ بیانگر میانگین است، obs به داده‌های مشاهده شده، his به داده‌های تاریخی مدل و sce به داده‌های پیش‌بینی‌شده آینده در ماه و روز مورد نظر اشاره دارد (Frota et al., 2025).

روش تبدیل توانی بارش^۲

روش تبدیل توان یک شیوه تصحیح اریبی غیرخطی با فرم نمایی x^b است که به منظور تنظیم واریانس سری‌های زمانی بارش به کار می‌رود. در این روش، پارامتر b که گونه‌ای تعیین می‌شود که ضریب تغییرات CV داده‌های شبیه‌سازی‌شده تصحیح شده با ضریب تغییرات داده‌های مشاهده شده برابر گردد. مقدار این پارامتر برای هر ماه m با استفاده از رابطه (۳) محاسبه می‌شود.

$$f(b_m) = CV_m(X_{obs}(d)) - CV_m(X_{sim}^b(d)) \quad (3)$$

1- Precipitation Local Intensity Scaling

2- Power Transformation of Precipitation

در رابطه (۳) نماد obs به داده‌های مشاهده شده و sim به داده‌های شبیه‌سازی شده مدل اشاره دارد. متغیر d بیانگر بارش روزانه است و CV نسبت انحراف معیار σ به میانگین μ را نشان می‌دهد. پس از تعیین پارامتر b برای هر ماه، مقادیر تصحیح شده بارش روزانه با استفاده از رابطه (۴) محاسبه می‌شوند:

$$X_{sim.m}^*(d) = X_{sim}^{bm}(d) * \frac{\mu_m(X_{obs}(d))}{\mu_m(X_{sim}^{bm}(d))} \quad (4)$$

این فرمول باعث می‌شود میانگین بارش‌های تصحیح شده با میانگین داده‌های مشاهده‌ای هماهنگ شود (Frotan et al., 2025).

روش نگاشت توزیع بارش و دما^۱

یکی از روش‌های تصحیح اریبی آماری است که با تطبیق توزیع داده‌های خام مدل با داده‌های مشاهده شده، میانگین، انحراف معیار و صدک‌ها را تنظیم می‌کند، در حالی که مقادیر حدی را حفظ می‌نماید. محدودیت اصلی این روش، فرض تشابه توزیع داده‌های خام و مشاهده‌ای است که در صورت نادرستی این فرض، می‌تواند باعث ایجاد اریب جدید شود. در مورد بارش، معمولاً از توزیع گاما با پارامتر شکل (β) و پارامتر مقیاس (α) استفاده می‌شود که کارایی آن در مطالعات مختلف تأیید شده است. این روش علاوه بر بهبود دقت داده‌ها، موجب کاهش تعداد روزهای بارش سبک در خروجی مدل‌های اقلیمی می‌شود. در این روش، داده‌های تاریخی و آینده بر اساس رابطه (۵) محاسبه می‌شوند (Frotan et al., 2025).

$$f_r(x|\alpha, \beta) = x^{\alpha-1} * \frac{1}{\beta^\alpha} * e^{-\frac{x}{\beta}}; x \geq 0, \alpha, \beta > 0 \quad (5)$$

مدل‌های گزارش ششم هیئت بین‌الدول CMIP6

مجموعه مدل‌های خروجی اقلیمی، با همکاری میان نهادهای گوناگون، برای یکسان‌سازی طراحی مدل‌های گردش عمومی جو و انتشار مدل‌های شبیه‌سازی شده به کار گرفته شده است؛ این مجموعه به یکی از اجزای کلیدی در پیشبرد تحقیقات آب و هوایی در مقیاس جهانی بدل گردیده است. هدف اصلی CMIP6، پاسخگویی به سه پرسش اساسی است: چگونگی پاسخ سیستم زمین به نیروهای متنوع، منشأ و پیامدهای مدل‌های سازمان یافته، و همچنین کمی‌سازی تغییرات اقلیمی و عدم قطعیت‌های مرتبط با سناریوها. تعداد لایه‌های عمودی در مدل‌های CMIP6 نسبت به CMIP5 ارتقا یافته که از مزایای آن، می‌توان به شبیه‌سازی دقیق‌تر لایه استراتوسفر اشاره کرد. علاوه بر این، دامنه سناریوهای آینده مورد بررسی به طور چشمگیری گسترش یافته است (Roshani & Hamidi, 2021). پنج مدل اقلیمی CMIP6 مورد استفاده در پژوهش حاضر در جدول ۲ ذکر شده است.

سناریوهای SSP

سناریوهای مرتبط با CMIP6، تحت عنوان واداشت‌های تابشی SSPها عرضه شده‌اند. سناریوهای اجتماعی-اقتصادی (SSP) بخشی از چارچوب نوینی به شمار می‌روند که جامعه علمی حوزه تغییرات اقلیمی آن را پذیرفته است تا تحلیل‌های یکپارچه‌ای از اثرات آب و هوایی، آسیب‌پذیری‌ها، سازگاری و تلاش‌های کاهش‌دهنده آینده بر پایه SSPها را ممکن سازد. این کمیت‌ها بر پایه IAM و IAV مشترک میان انجمن‌های مختلف بنا شده و در جلسات سلسله‌وار، مجموعه‌ای محدود از پنج خط داستانی اصلی را تعیین کرده‌اند. خطوط داستانی SSP، ویژگی‌های هر SSP را ترسیم می‌کنند؛ SSPهای اصلی، مسیرهای توسعه آتی را مشخص می‌سازند و برای گسترش کمیت‌های این داستان‌ها، می‌توان از ابزارهای متنوع مدل‌سازی بهره برد، از جمله عوامل جمعیتی، پیشرفت اقتصادی، کاربری زمین و الگوی مصرف انرژی. پنج سناریوی موجود، به ترتیب از SSP1 تا SSP5، عبارتند از: گذر از راه سبز، مسیر میانه، راه ناهموار، راه پراکنده و افول نهایی (Hafezi-Moghaddas, Lashkaripour & Parsaei, 2024). در این پژوهش از دو سناریوی SSP2-4.5 و SSP5-8.5 به ترتیب بیانگر حالت متوسط و بدبینانه استفاده شد.

جدول ۲- مشخصات مدل‌های مورد مطالعه از CMIP6

Table 2- Characteristics of the CMIP6 models considered in this study (Source: official CMIP6 website)

Model	مؤسسه توسعه‌دهنده (Developing Institution)	وضوح فضایی جو (درجه) Atmospheric spatial (resolution (degrees)
CNRM-CM6-1	مرکز ملی تحقیقات هواشناسی فرانسه (The French National Centre for Meteorological Research)	1.4 * 1.4
MIROC6	کنسرسیومی از دانشگاه توکیو، مؤسسه ملی مطالعات محیطی و آژانس ژاپن برای علوم و فناوری دریایی - زمینی (A consortium of the University of Tokyo, the National Institute for Environmental (Studies, and the Japan Agency for Marine-Earth Science and Technology)	1.4 * 1.4
MPI-ESM1-2-HR	مؤسسه ماکس پلانک برای هواشناسی، آلمان (Max Planck Institute for Meteorology, Germany)	0.9 * 0.9
MRI-ESM2-0	مؤسسه تحقیقات هواشناسی ژاپن (Meteorological Research Institute of Japan)	1.125 * 1.125
EC-Earth3-Veg	کنسرسیومی از مؤسسات هواشناسی و اقلیمی اروپایی (A consortium of European meteorological and climate institutions)	0.7 * 0.7

ارزیابی معیارهای خطا

در این پژوهش، جهت بررسی و تحلیل عملکرد مدل‌های CMIP6، از شاخص‌های، R^2 (رابطه ۶)، MSE (رابطه ۷)، RMSE (رابطه ۸)، MAE (رابطه ۹)، و NSE (رابطه ۱۰) استفاده شده است.

$$R^2 = \left(\frac{\sum (Q_{obs} - \bar{Q}_{obs})^2 - \sum (Q_{sim} - \bar{Q}_{sim})^2}{\sum (Q_{obs} - \bar{Q}_{obs})^2} \right) \quad (۶)$$

در رابطه فوق Q_{obs} مقدار مشاهداتی، Q_{sim} مقدار شبیه‌سازی شده، $\bar{Q}_{obs}$ میانگین مشاهداتی، $\bar{Q}_{sim}$ میانگین شبیه‌سازی شده است (Abdollahi, Bayati & Nasr Esfahani, 2019).

$$MSE = \frac{\sum_{k=1}^n (Y_k - \hat{Y}_k)^2}{n} \quad (۷)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (Y_k - \hat{Y}_k)^2}{n}} \quad (۸)$$

$$MAE = \frac{\sum_{k=1}^n |Y_k - \hat{Y}_k|}{n} \quad (۹)$$

در روابط فوق، Y_k ارزش مشاهدات، $\hat{Y}_k$ ارزش‌های پیش‌بینی شده، $\bar{Y}_k$ میانگین مجموع مشاهدات و n اعداد مشاهدات است. این سه رابطه (۷، ۸ و ۹) مربوط به میانگین خطای استاندارد هستند (Frotan et al., 2025).

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (X_{Si} - X_{0i})^2}{\sum_{i=1}^n (X_{0i} - \bar{X}_0)^2} \quad (۱۰)$$

در رابطه فوق NS ضریب نشت‌ناک، X_{0i} داده مشاهداتی نام، $\bar{X}_0$ میانگین داده‌های مشاهداتی، X_{Si} داده شبیه‌سازی شده داده نام است (Sanei-Thaless, Ghasemiyeh, Soltani & Jafari, 2024).

رویکرد همادی مبتنی بر رتبه

به منظور حصول برآوردی دقیق تر و کاهش عدم قطعیت در پیش‌بینی بارش‌های آتی، رویکردی نوین مبتنی بر ترکیب وزنی مدل‌های اقلیمی بر اساس رتبه‌بندی عملکرد آن‌ها اتخاذ گردید. برای پیشبرد این هدف عملکرد هر یک از پنج مدل منتخب CMIP6 با استفاده از شاخص‌های آماری R^2 ، RMSE، MAE، MSE و NSE مشخص، مورد ارزیابی قرار گرفت. بر اساس نتایج این ارزیابی، مدلی که بیشترین دقت را در بازتولید داده‌های تاریخی از خود نشان داده بود، رتبه ۵ (بالاترین رتبه) را کسب کرد و سایر مدل‌ها به ترتیب رتبه‌های پایین‌تر (۱، ۲، ۳، ۴) را دریافت نمودند. این رتبه‌بندی، مبنای تعیین وزن نهایی هر مدل در فرآیند ترکیب قرار گرفت. وزن نهایی (W_i) برای هر مدل (i) با استفاده از رتبه کسب شده توسط آن مدل (R_i) و مجموع رتبه‌های تمامی مدل‌ها محاسبه گردید. این فرآیند از طریق فرمول (۱۱) که اطمینان حاصل می‌کند مجموع وزن تمامی مدل‌ها برابر با یک باشد، انجام شد:

$$W_i = \frac{R_i}{\sum_{i=1}^n R_i} \quad (11)$$

در این رابطه مقدار R_i رتبه نهایی هر مدل حاصل از رتبه‌بندی بوده و W_i وزن هر مدل است (Frotan et al., 2025). این وزن‌دهی تضمین می‌کند که مدل‌های دقیق‌تر، سهم بیشتری در برآورد نهایی خواهند داشت. در مرحله نهایی، داده‌های بارش روزانه مربوط به هر ایستگاه، ابتدا با وزن نرمال شده مدل مربوطه (W_i) ضرب می‌شود. سپس، مجموع نتایج حاصل برای تمامی پنج مدل، مقدار نهایی بارش همادی برای آن روز به دست می‌آید.

آزمون من-کندال

آماره آزمون من-کندال (S) که برآیندی از نشانه‌های تفاوت‌های متوالی مشاهدات در سری داده‌هاست، طبق رابطه (۱۲) تعریف می‌شود.

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \text{sgn}(X_j - X_i) \quad (12)$$

که X_j مقدار زام داده، n تعداد داده‌ها و $\text{sgn}(\theta)$ تابع علامت است که بر اساس رابطه (۱۳) تعریف می‌گردد:

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x > 0 \\ 0 & \text{if } x = 0 \\ -1 & \text{if } x < 0 \end{cases} \quad (13)$$

وقتی $n \geq 10$ باشد، آماره S تقریباً از توزیع نرمال پیروی می‌کند و دارای میانگین صفر و انحراف معیار زیر است (رابطه ۱۴):

$$V(S) = \frac{n(n-1)(2n+5) - \sum_{i=1}^n t_i(t_i-1)(t_i-5)}{18} \quad (14)$$

که t_i تعداد داده‌های یکسان در گروه i ام است. آماره آزمون من-کندال (Z -MK)، که از توزیع نرمال استاندارد با میانگین صفر و واریانس ۱ پیروی می‌کند، بر پایه رابطه صفر تعریف می‌گردد (رابطه ۱۵).

$$Z = \begin{cases} \frac{s+1}{\sqrt{\text{var}(s)}} & \text{if } S > 0 \\ 0 & \text{if } S = 0 \\ \frac{s-1}{\sqrt{\text{var}(s)}} & \text{if } S < 0 \end{cases} \quad (15)$$

وجود یک روند آماری معنادار با بهره‌گیری از مقدار Z ارزیابی می‌گردد. مقدار مثبت (منفی) Z بیانگر روند صعودی (نزولی) است. آماره Z از توزیع نرمال پیروی می‌کند. فرضیه صفر (فقدان روند) در سطح معناداری α قابل رد شدن است اگر $|Z| \geq Z_{1-\frac{\alpha}{2}}$ که از جدول توزیع نرمال تجمعی استاندارد استخراج می‌شود (Abbasi, Aalami & Faraji, 2022).

آزمون من-کندال اصلاح شده

در این رویکرد، تمام الگوهای خود همبستگی موجود در سری‌های زمانی مد نظر قرار می‌گیرد و واریانس تعدیل‌شده $(V(S)^*)$ برای تعیین آماره Z من-کندال بر اساس رابطه (۱۶ و ۱۷) به دست می‌آید.

$$V(S)^* = V(S) \frac{n}{n^*} \quad (۱۶)$$

$$\frac{n}{n^*} = 1 + \frac{2}{n(n-1)(n-2)} \sum_{i=1}^{n-1} (n-i)(n-i-1)(n-i-2)ri \quad (۱۷)$$

که در آن، $V(S)$ طبق معادله ارائه شده برای روش من-کندال استاندارد محاسبه می‌گردد. حامد و راو (Hamed & Rao, 1998) اثبات کردند که این رویکرد در شناسایی روندها به مراتب مؤثرتر از روش من-کندال کلاسیک عمل می‌کند، بدون آنکه قدرت آزمون کاهش یابد (Abbasi et al., 2022).

تخمین شیب خط روند با شیب سن

علاوه بر این، برای تخمین دقیق شیب خط روند، از روش شیب سن استفاده گردید مقدار شیب خط روند (β) بر پایه رابطه (۱۸) قابل تعیین است.

$$\beta = \text{median} \left[\frac{X_j - X_i}{j - i} \right] \quad (۱۸)$$

مقادیر مثبت β بیانگر شیب صعودی (روند افزایشی) و مقادیر منفی آن حاکی از شیب نزولی (روند کاهش) است (Abbasi et al., 2022).

نتایج و بحث

به منظور شبیه‌سازی و پیش‌نگری بارش با استفاده از داده‌های تصحیح شده اریبی پنج مدل منتخب CMIP6، رتبه‌بندی مدل‌ها بر اساس معیارهای آماری خطای میانگین شبکه‌ای ایستگاه‌ها انجام گرفت. مقایسه نتایج مدل‌های مورد مطالعه، نشان داد که روش تصحیح اریبی Local Intensity Scaling نسبت به دو روش دیگر عملکرد مناسب‌تری داشته است و در رتبه‌های بعدی به ترتیب روش‌های Power Transformation و Distribution Mapping قرار گرفتند. بر این اساس، مدل‌های اقلیمی به ترتیب MPI-ESM1-2-HR، MIROC6، MRI-ESM2-0، CNRM-CM6-1 و EC-Earth3-Veg با استفاده از روش Local، تطابق بهتری با داده‌های مشاهداتی در شبیه‌سازی بارش نشان دادند. بنابراین، در اجرای مدل همدادی، این مدل‌ها بر اساس رتبه و وزن اختصاص‌یافته به آن‌ها به‌کار گرفته شدند. نتایج شاخص‌های آماری خطا برای برونداد مدل‌های CMIP6 تحت سه روش تصحیح اریبی مورد بررسی، در جدول ۳ ارائه شده است. بر این اساس، مدل‌های برتر با توجه به عملکرد آماری مطلوب‌شان انتخاب و برای مراحل بعدی تحلیل استفاده شدند.

مطابق شکل ۲-الف، بررسی پهنه‌بندی میانگین بارش سالانه بر اساس داده‌های مشاهداتی در دوره پایه (۱۹۸۵-۲۰۱۴) نشان می‌دهد که توزیع مکانی بارش در حوضه آبخیز ناورود از شرق به غرب کاهش می‌یابد. در این الگو، ایستگاه خرجیل در شرق حوضه با میانگین سالانه ۱۲۴۹/۹۴ میلی‌متر به عنوان پربارش‌ترین بخش منطقه شناسایی می‌شود. در مقابل، ایستگاه ناو در غرب حوضه با ۶۶۴/۱۱ میلی‌متر کم‌ترین میانگین بارش سالانه را دریافت کرده است. ایستگاه خلیان که در بخش مرکزی منطقه واقع شده، میانگین بارش سالانه‌ای معادل ۷۸۲/۵۱ میلی‌متر را ثبت کرده و نقش حد میانی را در الگوی بارش ایفا می‌کند. این توزیع مکانی، که کاهش تدریجی بارش را از شرق به سمت غرب حوضه نشان می‌دهد، به طور قابل توجهی تحت تأثیر عوامل توپوگرافیک منطقه، مانند ارتفاع

و جهت‌گیری کوهستان‌ها، و همچنین موقعیت جغرافیایی نسبت به منبع رطوبتی دریای خزر قرار دارد. این عوامل باعث افزایش بارش در این مناطق می‌شود، در حالی که نواحی غربی که در سایه کوهستان قرار می‌گیرند، بارش کمتری دریافت می‌کنند.

جدول ۳- نتایج عملکرد مدل‌های تصحیح‌شده اریبی CMIP6 برای میانگین شبکه ایستگاه‌ها در دوره پایه (۱۹۸۵-۲۰۱۴)

Table 3- Performance results of bias-corrected CMIP6 models for the mean of the station network during the baseline period (1985–2014)

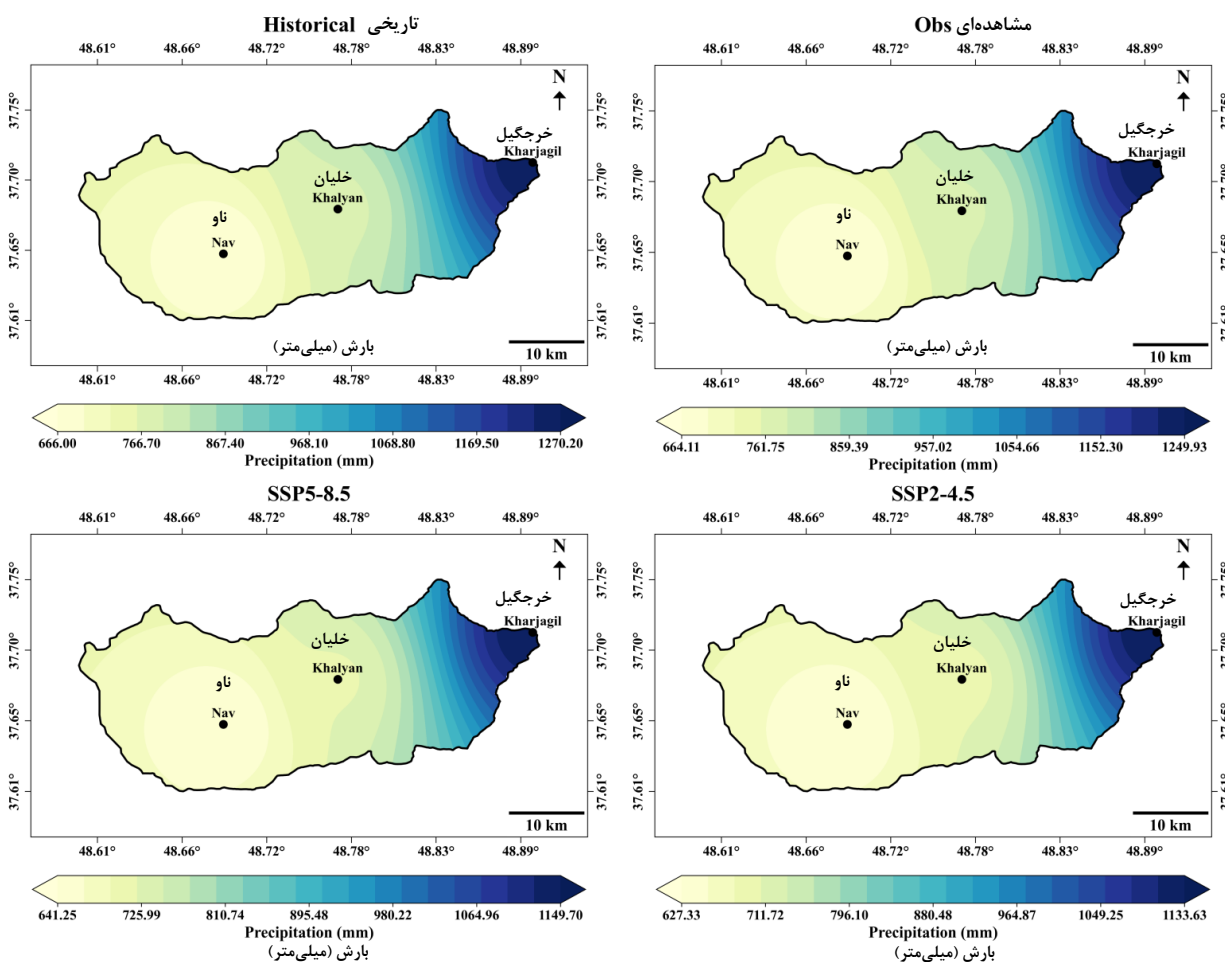
ضریب کارایی نش- (NSE) ساتکلیف	میانگین قدر مطلق خطا (MAE)	ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)	میانگین مربعات خطا (MSE)	ضریب تعیین (R^2)	مدل‌ها (Models)	تصحیح اریبی (Bias Correction)
0.999	1.054	0.647	1.054	0.999	MPI-ESM1-2-HR	مقیاس‌کاهی شدت محلی (Local Intensity Scaling)
0.999	1.057	0.649	1.057	0.999	MRI-ESM2-0	
0.999	1.057	0.649	1.057	0.999	MIROC6	
0.999	1.058	0.649	1.058	0.999	CNRM-CM6-1	
0.999	1.057	0.649	1.057	0.999	EC-Earth3-Veg	
0.997	3.628	1.698	3.628	0.997	CNRM-CM6-1	نگاشت توزیع (Distribution Mapping)
0.996	4.055	1.824	4.055	0.996	MIROC6	
0.998	6.889	2.189	6.889	0.998	EC-Earth3-Veg	
0.987	14.073	3.429	14.073	0.987	MRI-ESM2-0	
0.985	26.572	4.704	26.572	0.985	MPI-ESM1-2-HR	
0.999	1.054	0.648	1.054	0.999	CNRM-CM6-1	تبدیل توانی (Power Transformation)
0.999	1.056	0.648	1.056	0.999	MPI-ESM1-2-HR	
0.999	1.055	0.65	1.055	0.999	MRI-ESM2-0	
0.999	1.057	0.65	1.057	0.999	EC-Earth3-Veg	
0.999	1.059	0.65	1.059	0.999	MIROC6	

نتایج شبیه‌سازی مدل همادی برای دوره تاریخی (شکل ۲، ب) نیز الگوی مشابهی را تأیید می‌کند. برآورد مدل، مقادیر بارش ایستگاه‌ها را با دقت قابل قبولی باز تولید کرده است؛ به طوری که میانگین بارش ایستگاه خلیان تقریباً برابر با داده‌های مشاهداتی بوده و بیشینه و کمینه بارش سالانه به ترتیب برای ایستگاه‌های خرگیل (۱۲۷۰/۲۱ میلی‌متر) با اختلاف ۱/۶ درصد افزایش بارش نسبت به داده‌های مشاهداتی و ناو با کاهش خیلی جزئی ۰/۲۸ درصد (۶۶۶ میلی‌متر) به دست آمده است. این هم‌خوانی بین داده‌های مشاهده‌ای و نتایج مدل، نشان‌دهنده کارایی مناسب مدل همادی در بازنمایی الگوی بارش منطقه است. در دوره آینده (۲۰۲۵-۲۰۵۴) و بر اساس سناریوی SSP2-4.5، (شکل ۲، ج) انتظار می‌رود علی‌رغم حفظ الگوی کلی توزیع مکانی بارش، مقادیر مطلق بارش سالانه در همه ایستگاه‌ها کاهش یابد. ایستگاه خرگیل همچنان با میانگین ۱۱۳۳/۶۴ میلی‌متر پر بارش‌ترین ایستگاه باقی می‌ماند، اما نسبت به دوره پایه کاهش ۱۱۶/۳۰ میلی‌متری (۹/۳۰ درصد) را تجربه خواهد کرد. ایستگاه ناو نیز با ۶۲۷/۳۳ میلی‌متر بارش سالانه، کم‌بارش‌ترین ایستگاه منطقه خواهد بود که نسبت به دوره پایه ۳۶/۷۸ میلی‌متر (۵/۵۳ درصد) کاهش نشان می‌دهد. بارش سالانه در ایستگاه خلیان نیز با رسیدن به ۶۹۷/۱۵ میلی‌متر، حدود ۳۶/۸۵ میلی‌متر (۱۰/۹۰ درصد) کاهش خواهد یافت. این تغییرات که در تمامی ایستگاه‌ها، به ویژه ایستگاه‌های با بارش بالاتر، محسوس است، حاکی از کاهش تدریجی منابع رطوبتی و احتمال افزایش تنش آبی در آینده است. تحلیل فضایی این کاهش‌ها نشان می‌دهد که نواحی شرقی و مرتفع‌تر که در دوره پایه بارش بیشتری داشتند، کاهش مطلق بیشتری را تجربه خواهند کرد، که این امر می‌تواند بر منابع آب سطحی و زیرزمینی این نواحی تأثیرگذار باشد. در سناریوی SSP5-8.5 (شکل ۲، د) نیز روند کاهش بارش حفظ می‌شود، هر چند شدت آن نسبت به سناریوی میانه (SSP2-4.5)

کم‌تر است. در این سناریو نیز ایستگاه خرجگیل با ۱۱۴۹/۷۱ میلی‌متر و ایستگاه ناو با ۶۴۱/۲۵ میلی‌متر به ترتیب بیشینه و کمینه بارش سالانه را خواهند داشت. کاهش بارش در این دو ایستگاه به ترتیب ۱۰۰/۲۳ و ۲۲/۸۶ میلی‌متر به عبارتی ۸/۰۱ و ۳/۴۴ درصد برآورد می‌شود. ایستگاه خلیان نیز با میانگین ۷۱۷/۱۰ میلی‌متر، کاهش قابل توجهی معادل ۶۵/۴۱ میلی‌متر (۸/۳۵ درصد) را تجربه می‌کند. در مجموع، تحلیل داده‌ها نشان می‌دهد که اگر چه ساختار کلی الگوی مکانی بارش در آینده حفظ خواهد شد، اما کاهش تدریجی بارش در تمامی ایستگاه‌ها، به ویژه در مناطق پر بارش شرقی، می‌تواند پیامدهای هیدرولوژیکی و مدیریتی مهمی برای منابع آب منطقه به همراه داشته باشد.

بر اساس شکل ۳-الف، میانگین بارش ماهانه در ایستگاه خلیان طی دوره پایه نشان می‌دهد که بیشترین میزان بارش در ماه‌های نوامبر و اکتبر رخ داده است؛ به طوری که مقادیر بارش در این دو ماه به ترتیب ۱۰۲/۴۳ و ۱۰۱/۲۰ میلی‌متر ثبت شده‌اند. این الگوی بارشی، که اوج بارش را در پاییز نشان می‌دهد، می‌تواند تحت تأثیر سامانه‌های بارشی مدیترانه‌ای باشد. این الگو در شبیه‌سازی مدل همدادی نیز با دقت بالا باز تولید شده و برای ماه‌های نوامبر و اکتبر تقریباً همان مقادیر مشاهده شده برآورد گردیده است. مدل همدادی در ماه‌های بهمن تا تیر و مهر و آبان اندکی کم‌برآوردی و در سایر ماه‌ها بیش‌برآوردی ناچیز (کمتر از یک میلی‌متر) نشان داده است. بر اساس پیش‌بینی مدل همدادی برای آینده، در سناریوهای SSP2-4.5 و SSP5-8.5، ماه اکتبر همچنان یکی از پر بارش‌ترین ماه‌های سال باقی خواهد ماند و مقادیر بارش آن به ترتیب ۱۰۶/۳۵ و ۱۰۹/۳۷ میلی‌متر پیش‌بینی شده است. در مقابل، ماه جولای با میانگین ۳۳ میلی‌متر کم‌بارش‌ترین ماه سال بوده و مدل همدادی نیز آن را به عنوان خشک‌ترین بازه زمانی سال تأیید می‌کند. پیش‌بینی‌ها نشان می‌دهد که در آینده، در هر دو سناریو اقلیمی، کاهش قابل توجهی در بارش این ماه رخ خواهد داد.

به طور کلی، در سناریوی میانه (SSP2-4.5) افزایش بارش عمدتاً در ماه‌های فوریه، مارس، آوریل (بهمن تا فروردین) و نوامبر (آبان) پیش‌بینی می‌شود، در حالی که سایر ماه‌ها با کاهش بارش، به ویژه در تابستان و اوایل پاییز (مهر) همراه هستند؛ به گونه‌ای که در ماه مهر کاهش بارش با اختلاف ۲۸/۴ میلی‌متر نسبت به دوره پایه مشاهده می‌شود. در سناریوی بدبینانه (SSP5-8.5) نیز افزایش بارش تنها در ماه‌های آوریل (فروردین)، نوامبر (آبان) و دسامبر (آذر) به ترتیب با مقادیر افزایشی ۱/۲، ۶/۹ و ۱۰/۶ میلی‌متر پیش‌بینی شده است. در سایر ماه‌ها، کاهش بارش به ویژه در فصل تابستان مشهود است و ماه مرداد با اختلاف ۲۵/۸ میلی‌متر نسبت به دوره پایه بیشترین افت را نشان می‌دهد. بر اساس شکل ۳-ب، میانگین بارش ماهانه در ایستگاه خرجگیل طی دوره پایه نشان می‌دهد که ماه اکتبر (مهر) با میانگین ۱۸۸/۴۷ میلی‌متر پر بارش‌ترین ماه سال بوده است. این الگو در شبیه‌سازی مدل همدادی نیز به خوبی بازنمایی شده و در سناریوی بدبینانه SSP5-8.5 ماه اکتبر همچنان به عنوان پر بارش‌ترین ماه سال با مقادیر ۱۸۹/۹۰ و ۱۷۷/۸۶ میلی‌متر شناسایی شده است. در مقابل، در سناریوی میانه SSP2-4.5 بیشینه بارش سالانه به ماه نوامبر (آبان) با مقدار ۱۵۶/۳۸ میلی‌متر اختصاص دارد. در سوی دیگر، ماه ژوئن (خرداد) در دوره پایه کم‌بارش‌ترین ماه سال بوده و مقادیر ثبت شده بر اساس داده‌های مشاهده‌ای ۶۴/۲۹ میلی‌متر و در خروجی مدل همدادی ۶۵/۸۳ میلی‌متر برآورد شده است. با این حال، در دوره آینده و بر اساس پیش‌نگری مدل همدادی، ماه جولای به عنوان خشک‌ترین ماه سال شناخته می‌شود؛ به طوری که میانگین بارش آن در سناریوی میانه ۴۳/۱۰ و در سناریوی بدبینانه ۴۵/۳۶ میلی‌متر پیش‌بینی شده است. به طور کلی، شبیه‌سازی مدل همدادی برای دوره پایه در تمامی ماه‌های سال اندکی بیش‌برآوردی در محدوده ۱ تا ۳ میلی‌متر نشان داده است.

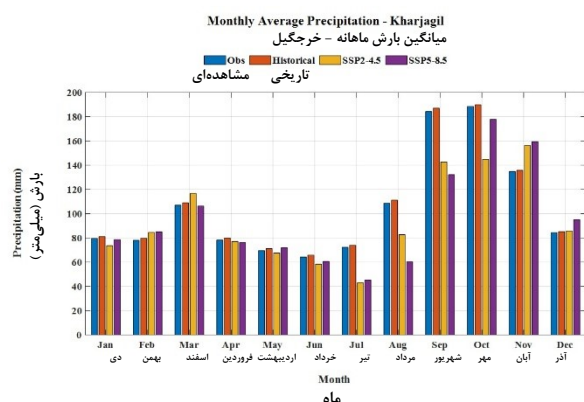


شکل ۲- الف) نقشه پراکنش میانگین بارش سالانه حوضه آبخیز ناورود بر اساس داده‌های ایستگاهی در دوره پایه (۱۹۸۵-۲۰۱۴)، ب) برون‌داد مدل همادی برای داده‌های تاریخی دوره پایه، ج) پیش‌نگری مدل همادی بر پایه خروجی سناریوی SSP2-4.5 در دوره آینده (۲۰۲۵-۲۰۵۴)، د) پیش‌نگری مدل همادی بر پایه خروجی سناریوی SSP5-8.5 در دوره آینده (۲۰۲۵-۲۰۵۴)

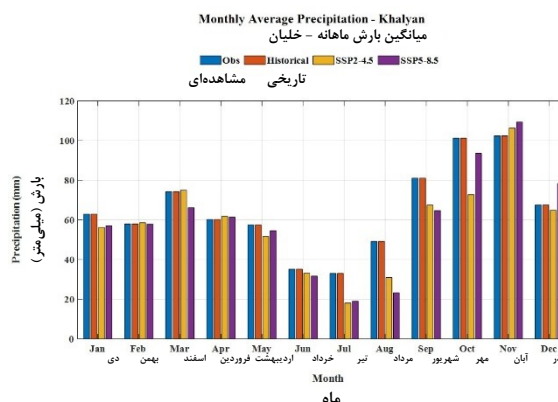
Fig.2. (a) Spatial distribution of mean annual precipitation in the Navrud watershed based on station data during the baseline period (1985–2014); (b) Homogeneous (Homadi) model output for historical data of the baseline period; (c) future projection of the Homadi model based on the SSP2-4.5 scenario for the future period (2025–2054); (d) future projection of the Homadi model based on the SSP5-8.5 scenario for the future period (2025–2054)

با توجه به سناریوی SSP2-4.5 انتظار می‌رود افزایش بارش در ماه‌های فوریه (بهمن)، مارس (اسفند)، نوامبر (آبان) و دسامبر (آذر) رخ دهد، به‌ویژه در ماه آبان که میزان افزایش بارش نسبت به دوره پایه به حدود ۲۱/۵ میلی‌متر می‌رسد. در مقابل، سایر ماه‌ها به ویژه در تابستان و اوایل پاییز (مهر) با کاهش بارش همراه هستند و در ماه مهر اختلاف ۴۳/۵ میلی‌متر کاهش نسبت به دوره پایه مشاهده می‌شود. در سناریوی SSP5-8.5 نیز افزایش بارش عمدتاً در ماه‌های فوریه، می، نوامبر و دسامبر پیش‌بینی شده است، در حالی که در سایر ماه‌ها به ویژه در تابستان و ماه شهریور کاهش محسوسی با اختلاف ۵۲ میلی‌متر در مقایسه با دوره پایه انتظار می‌رود. بر اساس شکل ۳-ج، الگوی میانگین بارش ماهانه ایستگاه ناو نشان می‌دهد که ماه نوامبر در دوره پایه بیش‌ترین مقدار بارش را داشته و در دوره آینده نیز همچنان به عنوان پر بارش‌ترین ماه سال باقی خواهد ماند. بر اساس داده‌های مشاهداتی، میانگین بارش ماه نوامبر ۸۷/۹۰ میلی‌متر بوده و مدل همادی نیز مقدار مشابهی برابر با ۸۷/۰۳ میلی‌متر را شبیه‌سازی کرده است. در سناریوی SSP2-4.5 میزان بارش این ماه به ۹۷/۹۵ میلی‌متر و در سناریوی بدبینانه SSP5-8.5 به ۱۰۰/۷۷ میلی‌متر افزایش می‌یابد.

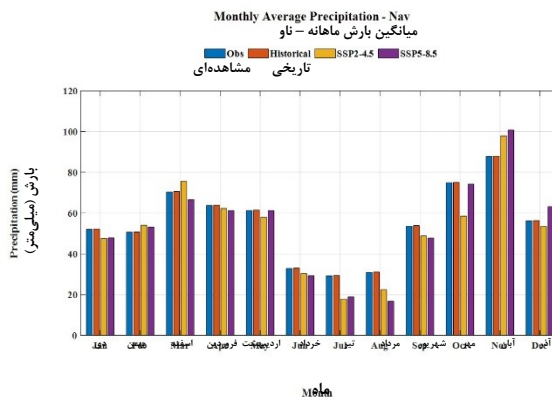
این روند نشان می‌دهد که نوامبر نقش کلیدی خود را در رژیم بارشی منطقه حفظ می‌کند و حتی انتظار تقویت بارش در آینده نیز وجود دارد. در مقابل، ماه جولای در داده‌های مشاهداتی، خروجی مدل همادی و سناریوی میانی به ترتیب با مقادیر ۲۹/۳۸، ۲۹/۲۶ و ۱۷/۹۰ میلی‌متر، کم‌بارش‌ترین ماه سال بوده است. در سناریوی بدبینانه SSP5-8.5، این نقش به ماه آگوست منتقل می‌شود که با مقدار ۱۶/۷۳ میلی‌متر خشک‌ترین ماه سال پیش‌بینی شده است. به طور کلی، در این ایستگاه نیز همانند ایستگاه خرجگیل، شبیه‌سازی مدل همادی برای همه ماه‌ها بیش‌برآوردی نشان داده است، با این تفاوت که این مقدار بیشتر از یک میلی‌متر نبوده و اختلاف‌ها ناچیز بوده‌اند. همچنین برای این ایستگاه پیش‌بینی می‌شود که در سناریوی SSP2-4.5، افزایش بارش عمدتاً در ماه‌های فوریه (بهمن)، مارس (اسفند) و نوامبر (آبان) رخ دهد و ماه‌های تیر تا مهر اوج کم‌بارشی‌ها باشد. در سناریوی SSP5-8.5، افزایش بارش نسبت به دوره پایه در ماه‌های فوریه، نوامبر و دسامبر (آذر) محدود خواهد بود و سایر ماه‌ها با کاهش بارش مواجه می‌شوند. به طوری که ماه مرداد با ۱۴/۲ میلی‌متر اختلاف بارش نسبت به دوره پایه، از وضعیت خشک‌تری برخوردار خواهد بود.



(B) ب



(A) الف

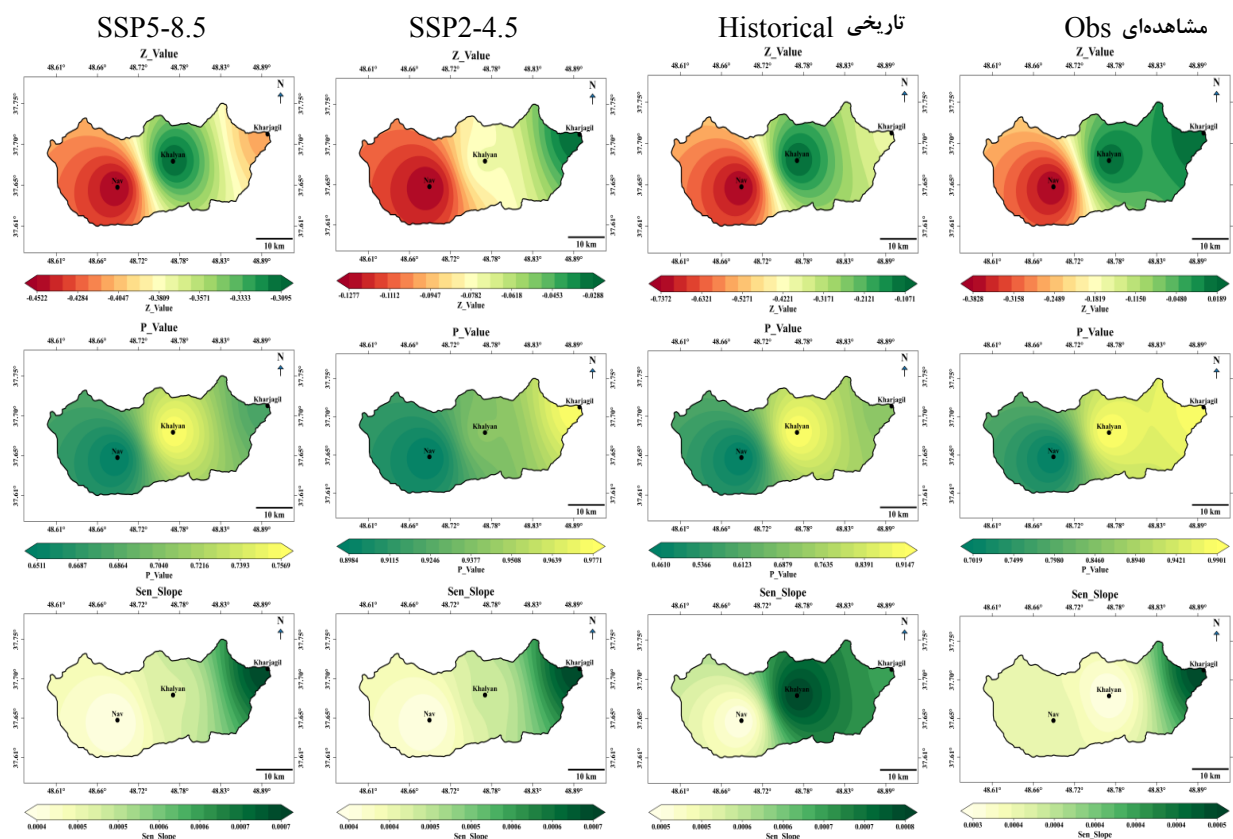


(C) د

شکل ۳- الف) نمودار میانگین بارش ماهانه ایستگاه‌های خلیان، ب) خرجگیل، ج) ناو، طبق داده‌های مشاهداتی و برون‌داد مدل همادی در دوره پایه (۱۹۸۵-۲۰۱۴) و سناریوهای SSP برای دوره آینده (۲۰۲۵-۲۵۴)

Fig.3. Mean monthly precipitation of the (A) Khalian, (B) Kharejgil, and (C) Nav stations based on observed data and the Homadi model output during the baseline period (1985–2014), and under SSP scenarios for the future period (2025–2054)

نتایج آزمون من-کندال اصلاح شده برای دوره پایه و بر اساس داده‌های مشاهداتی (شکل ۴)، نشان می‌دهد که در هیچ یک از ایستگاه‌های مورد بررسی، شامل ایستگاه ناو در غرب منطقه، خلیان در مرکز و خرگیل در شرق منطقه، روند معنادار آماری در بارش روزانه مشاهده نمی‌شود. در هر سه ایستگاه، مقادیر شیب سن بسیار کوچک و نزدیک به صفر بوده و آماره Z نیز در محدوده بی طرف (1 ± 96) قرار دارد. همچنین مقادیر P-value به طور معنی داری بزرگ‌تر از سطح خطای ۰/۰۵ هستند که بیانگر عدم معناداری آماری تغییرات بارش در این دوره است. این نتایج نشان می‌دهد که علی‌رغم تفاوت موقعیت مکانی ایستگاه‌ها در گستره غربی تا شرقی منطقه، الگوی تغییرات بارش در دوره پایه ماهیتی پراکنده و فاقد جهت‌گیری مشخص داشته و نوسانات مشاهده شده را نمی‌توان به عنوان روند اقلیمی پایدار تفسیر کرد. بررسی نتایج شبیه‌سازی مدل همدادی در دوره پایه نیز الگوی مشابهی را نسبت به داده‌های مشاهداتی نشان می‌دهد. در هر سه ایستگاه ناو، خلیان و خرگیل، اگرچه در برخی موارد مقدار شیب سن اندکی نسبت به داده‌های مشاهداتی افزایش یافته است، اما این افزایش بسیار ناچیز بوده و از نظر آماری معنادار نیست. مقادیر آماره Z در تمامی ایستگاه‌ها همچنان نزدیک به صفر باقی مانده و مقادیر P-value بالاتر از سطح اطمینان ۹۵ درصد قرار دارند. این موضوع نشان می‌دهد که مدل همدادی توانسته است رفتار کلی بارش در دوره پایه را بدون ایجاد روند مصنوعی یا جهت‌دار شبیه‌سازی کند.



شکل ۴- روند بارش ایستگاه‌های حوضه آبخیز ناورد بر حسب داده‌های مشاهداتی و برونداد مدل همدادی برای دوره پایه و دوره آینده طبق

سناریوی SSP2-4.5 و SSP5-8.5

Fig.4. Precipitation trends of the Navrud watershed stations based on observational data and ensemble model outputs for the baseline period and future period under the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios

همچنین، نبود تفاوت معنادار در نتایج ایستگاه‌های غربی، مرکزی و شرقی منطقه حاکی از آن است که مدل همدادی تغییرپذیری مکانی بارش را به صورت یکنواخت و پایدار بازنمایی کرده است. نتایج آزمون روند برای دوره آینده تحت سناریوهای میانی SSP2-4.5 و شدید SSP5-8.5 نشان می‌دهد که الگوی کلی تغییرات بارش در منطقه نسبت به دوره پایه تغییر محسوسی نخواهد داشت. در هر سه ایستگاه ناو (غرب)، خلیان (مرکز) و خرچگیل (شرق)، مقادیر شیب سن در هر دو سناریو بسیار کوچک باقی مانده و از نظر بزرگی تفاوت معناداری با دوره پایه ندارند. آماره Z در تمامی موارد در محدوده بی‌طرف قرار گرفته و مقادیر P-value همگی بالاتر از ۰/۰۵ هستند که بیانگر عدم شکل‌گیری روند افزایشی یا کاهشی معنادار در آینده است. اگر چه در برخی ایستگاه‌ها گرایش‌های جزئی افزایشی یا کاهشی مشاهده می‌شود، اما این تغییرات فاقد پایداری مکانی بوده و از نظر آماری قابل اتکا نیستند. به طور کلی، نتایج نشان می‌دهد که حتی تحت سناریوهای شدید تغییر اقلیم، بارش روزانه در منطقه مورد مطالعه همچنان تحت تأثیر نوسانات تصادفی کوتاه مدت قرار داشته و تغییر اقلیمی جهت‌دار و معناداری در مقیاس زمانی بررسی شده بروز نخواهد کرد.

نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از شبیه‌سازی و پیش‌نگری بارش در حوضه آبخیز ناورود با بهره‌گیری از مدل‌های منتخب CMIP6 و به کارگیری روش‌های مختلف تصحیح اریبی نشان داد در میان روش‌های ارزیابی‌شده، روش Local Intensity Scaling با کاهش مؤثر خطای میانگین و باز تولید مناسب الگوی بارش مشاهداتی، عملکرد بهتری نسبت به دو روش Power Transformation و Distribution Mapping نشان داد. بر این اساس، مدل‌های اقلیمی EC-CMR6-1، MIROC6، MRI-ESM2-0، MPI-ESM1-2-HR و Earth3-Veg به عنوان مدل‌های برتر انتخاب و در ترکیب مدل همدادی مورد استفاده قرار گرفتند. وضعیت الگوی فضایی بارش در دوره پایه (۱۹۸۵-۲۰۱۴) نشان داد بیش‌ترین میزان بارش با ۱۲۴۹/۹۳ میلی‌متر در ایستگاه خرچگیل در شرق حوضه و کم‌ترین مقدار در ایستگاه ناو در غرب آن با ۶۶۴/۱۱ میلی‌متر رخ داده است. شبیه‌سازی مدل همدادی نیز این الگوی مکانی را به خوبی بازتولید نمود و برای هر سه ایستگاه همانند داده‌های مشاهداتی مقادیر P-value بزرگتر از ۰/۰۵ عدم وجود روند جهت‌دار در تغییرات بارش را تأیید کرد. نتایج پیش‌نگری برای دوره آینده (۲۰۲۵-۲۰۵۴) نیز بیانگر حفظ این الگوی کلی، اما همراه با کاهش تدریجی بارش سالانه در تمامی ایستگاه‌ها است. به طوری که در سناریوی SSP2-4.5 بارش ایستگاه‌های خرچگیل، خلیان و ناو به ترتیب ۹/۳۰، ۱۰/۹ و ۵/۵۳ درصد کاهش می‌یابد و در سناریوی SSP5-8.5 نیز کاهش‌ها به ترتیب به ۸/۰۱، ۸/۳۵ و ۳/۴۴ درصد می‌رسد. از سوی دیگر، نتایج آزمون من-کندال و شیب سن برای داده‌های پیش‌نگری شده نشان داد که روند معنادار آماری در تغییرات بارش روزانه در هیچ یک از ایستگاه‌ها مشاهده نمی‌شود. اگرچه رژیم فصلی بارش در مجموع حفظ می‌شود، اما شدت و توزیع آن دستخوش تغییر خواهد شد؛ بدین ترتیب که در سناریوی میانی (SSP2-4.5) افزایش بارش نسبت به دوره پایه بیش‌تر در ماه‌های زمستانی و اواخر پاییز (به ویژه فوریه، مارس، آوریل، نوامبر و دسامبر) پیش‌نگری می‌شود، در حالی که در سایر ماه‌ها بخصوص تابستان و اوایل پاییز کاهش محسوسی انتظار می‌رود. در سناریوی بدبینانه (SSP5-8.5) نیز تغییرات مشابه ولی با دامنه کمتر رخ داده و افزایش بارش عمدتاً به ماه‌های فوریه، می، نوامبر و دسامبر محدود می‌شود.

یافته‌های این پژوهش با نتایج مطالعات پیشین همخوانی دارد. مطالعه شاهی و صلاحی (Shahi & Salahi, 2025) برتری مدل همدادی را در نواحی شمالی ایران تأیید کرده و کاهش بارش در حدود ۷۸ درصد ایستگاه‌ها را تحت سناریوی متوسط گزارش نموده است. همچنین نتایج جهانبخش اصل و همکاران (Jahanghbaksh-Asl et al., 2023)، ساری صراف و همکاران (Sari-Sarraf et al., 2024) و رضائی و همکاران (Rezaei et al., 2024) عملکرد بهتر مدل‌های خانواده MPI-ESM در پیش‌بینی بارش شمال‌غرب و کل ایران را تأیید می‌کنند. در ارتباط با کاهش کلی بارش سالانه در حوضه ناورود، این نتیجه با روندهای کاهشی گزارش‌شده در مطالعات رضایی و همکاران (Rezaei, Nahtaj, Moghadamniya, Abkar & Rezaei, 2015) در حوضه بار نیشابور و کریمی احمدآباد و نبی‌زاده (Karimi Ahmad abad & Nabizadeh, 2018) در حوضه آبریز ارومیه همسو است. این در حالی است که سرکار و چیچولیکار

(Sarkar & Chicholikar, 2015) عدم روند معنادار در تغییرات بارش گجرات و بابائیان و همکاران (Babaeian et al., 2023) نیز عدم وجود روند معنادار در ۷۸ درصد ایستگاه‌های ایران را گزارش کرده‌اند. در تحلیل الگوهای فصلی، چن و همکاران (Chen et al., 2013) روند کاهشی در ماه‌های ژوئن، جولای و آگوست و روند افزایشی در ماه‌های سپتامبر، نوامبر و اکتبر گزارش کرده‌اند؛ یاسین و همکاران (Yassin, Nadhir, Mawada, Sadeq & Sven, 2014) کاهش بارش را در ماه‌های مارس، آوریل و می در عراق مرکزی پیش‌بینی نموده‌اند. صلاحی و شاهی (Salahi & Shahi, 2025) بیش‌ترین کاهش ماهانه بارش در ناحیه خزری را مربوط به ماه ژوئن دانسته‌اند و وثوقی‌راد و همکاران (Vosoughi Rad et al., 2025) افزایش بارش در ماه‌های دسامبر و ژانویه و کاهش در ماه‌های جولای و آگوست برای مناطق بندر انزلی و رشت پیش‌بینی کرده‌اند.

این پژوهش با وجود ارائه تصویری روشن از تغییرات آبی بارش، با عدم قطعیت‌های ذاتی مدل‌های اقلیمی و سناریوهای انتشار گازهای گلخانه‌ای همراه است که لزوم توجه به دامنه وسیعی از پیش‌بینی‌ها را گوشزد می‌کند. کاهش پیش‌بینی شده بارش، به ویژه در فصول گرم، می‌تواند پیامدهای قابل توجهی بر منابع آب سطحی و زیرزمینی، افزایش تنش‌های آبی در بخش کشاورزی و تشدید احتمال وقوع خشکسالی داشته باشد، در حالی که تغییرات فصلی ممکن است مدیریت سیلاب در فصول پر باران را چالش برانگیزتر کند. لذا، تحقیقات آتی می‌تواند بر تحلیل دقیق‌تر پیامدهای هیدرولوژیکی و اکولوژیکی این تغییرات، ارزیابی اثرگذاری روش‌های سازگاری در بخش‌های ذینفع (مانند کشاورزی و مدیریت منابع آب)، و همچنین بسط این مطالعات با استفاده از مدل‌های اقلیمی نسل جدید و داده‌های جامع‌تر تمرکز نماید.

تعارض منافع

بنا بر اظهار نویسندگان این مقاله تعارض منافع ندارد.

سپاسگزاری

مقاله، مستخرج از رساله دکتری می‌باشد. بدین سبب از دانشگاه محقق اردبیلی بابت همکاری‌هایشان تقدیر و تشکر می‌نمایم.

References

- Abbasi, H., Aalami, M. T., & Faraji, M. (2022). Trend analysis of discharge and sediment load of Mardoqchay River using non-parametric tests. *Hydrogeomorphology*, 9(32), 87–104. [In Persian] <https://dor.isc.ac/dor/20.1001.1.23833254.1401.9.32.5.3>
- Abdollahi, K., Bayati, S., & Nasr Esfahani, M. A. (2019). Spatial distribution of runoff and groundwater recharge across land use and slope classes in the Vank watershed. *Watershed Management and Engineering*, 11(4), 866–878. [In Persian] <https://doi.org/10.22092/ijwmse.2018.120332.1431>
- Anvari-Rostami, A., Azar, A., & Norouzi, M. (2014). EPS forecast modeling using neuro-fuzzy networks. *Financial Accounting and Auditing Research*, 6(23), 1–15. [In Persian] <https://doi.org/20.1001.1.23830379.1393.6.23.1.5>
- Asadi, H., Jafari, M., Ashrafzadeh, A., & Sharifi, A. (2018). Prediction of climate change effects on soil erosion hazard in the Navorud watershed. *Water and Soil Conservation*, 25(2), 235–250. [In Persian] <https://doi.org/10.22069/jwsc.2018.12223.2679>
- Asadi, M. (2025). Comparison of the outcomes of the CMIP5 and CMIP6 reports on the trends of climatic parameters affecting almond growth: A case study in Birjand County. *Journal of Geography and Planning*, 29(92), 332–313. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/gp.2024.61686.3262>
- Ayugi, B., Tan, G., Gnitou, G. T., Ojara, M., & Ongoma, V. (2020). Historical evaluations and simulations of precipitation over East Africa from Rossby Centre Regional Climate Model. *Atmospheric Research*, 232, 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.atmosres.2019.104698>

- Babaeian, I., Modirian, R., Khazanedari, L., Karimian, M., Kouzegaran, S., Kouhi, M., ... & Malbusi, S. (2023). Projection of Iran's precipitation in 21st Century using downscaling of selected CMIP6 Models by CMHyd. *Journal of the Earth and Space Physics*, 49(2), 431–449. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/jesphys.2023.332410.1007436>
- Baycan, A., Sonmez, O., & Tuncer Evcil, G. (2025). Climate change effects on precipitation and streamflow in the Mediterranean region. *Water*, 17(17), 2556. <https://doi.org/10.3390/w17172556>
- Bian, C., Liang, X., Li, B., Hu, Z., Min, X., & Yue, Z. (2025). The future climate change projections for the Hengduan Mountain region based on CMIP6 models. *Sustainability*, 17(12), 5306. <https://doi.org/10.3390/su17125306>
- Chen, H., Guo, J., Zhang, Z., & Xu, Ch-Y. (2013). Prediction of temperature and precipitation in Sudan and South Sudan by using LARS-WG in future. *Theoretical and Applied Climatology*, 113, 363–375.
- Duong, S., Song, L., & Chhin, R. (2023). Precipitation projection in Cambodia using statistically downscaled CMIP6 models. *Climate*, 11(12), 245. <https://doi.org/10.3390/cli11120245>
- Enyew, F. B., Sahlu, D., Tarekegn, G. B., Hama, S., & Debele, S. E. (2024). Performance evaluation of CMIP6 climate model projections for precipitation and temperature in the Upper Blue Nile Basin, Ethiopia. *Climate*, 12(11), 169. <https://doi.org/10.3390/cli12110169>
- Fallah Ghalhari, G. A., Yousefi, H., Hosseinzadeh, A., Alimardani, M., & Reyhani, E. (2019). Assessment of climate change in Bojnourd Station in 2016–2050 using downscaling models LARS-WG and SDSM. *Iranian Journal of Ecohydrology*, 6(1), 99–109. <https://doi.org/10.22059/ije.2018.265918.952>
- Fan, X., Duan, Q., Shen, C., Wu, Y., & Xing, C. (2022). Evaluation of historical CMIP6 model simulations and future projections of temperature over the Pan-Third Pole region. *Environmental Science and Pollution Research*, 29, 26214–26229. <https://doi.org/10.1007/s11356-022-18704-5>
- Frotan, M., Salahi, B., Zeinali, B., & Mesgari, E. (2025). Drought trend analysis and forecasting in the Moghan Plain using the SPI index and CMIP6 climate models. *Water and Soil Management and Modelling*, 5(3), 230–260. [In Persian] <https://doi.org/10.22098/mmws.2025.17356.1594>
- Hafezi-Moghaddas, N., Lashkaripour, G. R., & Parsaei, R. (2024). Performance evaluation of CMIP6 models in projecting temperature and precipitation changes in Chah-Nimeh, Sistan and Baluchestan. *Climatology Research*, 14(56), 165–178. [In Persian] https://clima.irimo.ir/article_192161
- Hamed, K. H., & Rao, A. R. (1998). A modified Mann-Kendall trend test for autocorrelated data. *Journal of Hydrology*, 204(1-4), 182-196. [https://doi.org/10.1016/S0022-1694\(97\)00125-X](https://doi.org/10.1016/S0022-1694(97)00125-X)
- Hamidianpour, M., & Shoja, F. (2022). *Introduction to methods and techniques of climate and climate change modeling*. Sistan and Baluchestan: University of Sistan and Baluchestan Press. [In Persian]
- He, M., Chen, Y., Sun, H., & Liu, J. (2023). Projected changes in precipitation based on the CMIP6 optimal multi-model ensemble in the Pearl River Basin, China. *Remote Sensing*, 15(18), 4608. <https://doi.org/10.3390/rs15184608>
- Ignacio Reardon, S. J. I., & Luo, J. (2023). Evaluation of the performance of CMIP6 climate models in simulating rainfall over the Philippines. *Atmosphere*, 14(9), 1459. <https://doi.org/10.3390/atmos14091459>
- Jahanghbaksh-Asl, S., Rezaei-Banafsh, M., Khorshiddust, A. M., Rostamzadeh, H., & Ostadi, E. (2023). Precipitation projection in northwestern Iran based on outputs of the Coupled Model Intercomparison Project Phase 6 (CMIP6). *Climatology Research*, 14(56), 1–14. [In Persian] https://clima.irimo.ir/article_187666.html
- Karimi Ahmad abad, M., & Nabizadeh, A. (2018). Assessment of climate change impacts on climate parameters of Urmia Lake basin during 2011-2040 years by using LARS-WG model. *Journal of Geography and Planning*, 22(65), 265-285. https://geoplanning.tabrizu.ac.ir/article_8251.html
- Kim, S., Shin, J.-Y., Lee, G., Park, J., & Sung, K. (2025). Future changes in precipitation extremes over South Korea based on observations and CMIP6 SSP scenarios. *Water*, 17(11), 1702. <https://doi.org/10.3390/w17111702>

- Maleki-Morsht, R., Salahi, B., & Saber, M. (2025). Projection of future maximum temperature in northwestern Iran based on CMIP6 climate model outputs. *Natural Hazards and Environmental Risks*, 14(43), 1–18. [In Persian] <https://doi.org/10.22111/jneh.2024.47321.2006>
- Nohani, E., Babaali, H., & Dehghani, R. (2025). Assessing the effects of climate change on river discharge using the CMIP6 model (Case study: Kashkan hydrometric station). *Hydrogeomorphology*, 13(46), 138-159. [In Persian] https://hyd.tabrizu.ac.ir/article_20755.html?lang=en
- Oduro, C., Shuoben, B., Ayugi, B., Beibei, L., Babaousmail, H., Sarfo, I., ... & Ngoma, H. (2022). Observed and Coupled Model Intercomparison Project 6 multimodel simulated changes in near-surface temperature properties over Ghana during the 20th century. *International Journal of Climatology*, 42, 3681–3701. <https://doi.org/10.1002/joc.7568>
- Oyelakin, R., Yang, W., & Krebs, P. (2024). Analysing urban flooding risk with CMIP5 and CMIP6 climate projections. *Water*, 16(3), 474. <https://doi.org/10.3390/w16030474>
- Qazizada, A. A., Omidvar, K., Mozaffari, G. A., & Mazidi, A. (2025). Detection of Climate Change Impacts on Precipitation and Temperature Parameters in the Kabul River Basin, Afghanistan Using the LARS-WG08 Model. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 14(2), 68-87. [10.22067/geoh.2025.88181.1488](https://doi.org/10.22067/geoh.2025.88181.1488)
- Rathjens, H., Bieger, K., Srinivasan, R., Chaubey, I., & Arnold, J. G. (2016). CMhyd user manual: Documentation for preparing simulated climate change data for hydrologic impact studies User manual, 1–17.
- Rezaee, M., Nahtaj, M., Moghadamniya, A., Abkar, A., & Rezaee, M. (2015). Comparison of Artificial Neural Network and SDSM Methods in the Downscaling of Annual Rainfall in the HadCM3 Modelling (Case study: Kerman, Ravar and Rabor). *Water Resources Engineering*, 8(1), 25–40. [In Persian] <https://dorl.net/dor/20.1001.1.20086377.1394.8.24.3.9>
- Rezaei, H., Pashapour, H., & Sadeghi, F. (2024). Evaluation of CMIP6 model performance and projection of temperature and precipitation changes under Shared Socioeconomic Pathways (SSP) scenarios in Iran. *Strategic Foresight*, 3(10), 7–30. [In Persian] <https://doi.org/20.1001.1.28212592.1403.3.10.1.5>
- Roshani, A., & Hamidi, M. (2021). Prediction of climate change scenario impacts on temperature and precipitation based on CMIP6 models (Case study: Sari station). *Water and Irrigation Management*, 11(4), 781–795. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/jwim.2022.330603.920>
- Salahi, B., & Shahi, A. (2025). Ensemble Forecasting of Precipitation in The Caspian Region based on CMIP6 Multi-Model Output. *Journal of Geography and Planning*. [In Persian] https://geoplanning.tabrizu.ac.ir/article_20100.html?lang=en
- Sanei-Thaless, F., Ghasemiyeh, H., Soltani, S., & Jafari, R. (2024). Evaluation of PDIR-Now satellite-based precipitation data in Chaharmahal and Bakhtiari province. *Modeling and Management of Water and Soil*, 4(4), 151–166. [In Persian] <https://doi.org/10.22098/mmws.2023.13436.1337>
- Sari-Sarraf, B., Rostamzadeh, H., & Mohammadi, N. (2024). Precipitation projection using CMIP6 models until the end of the 21st century in northwestern Iran. *Geography and Environmental Hazards*, 13(49F), 173–194. [In Persian] <https://doi.org/10.22067/geoh.2022.76646.1223>
- Sarkar, J., & Chicholikar, J. R. (2015). Climate Change Scenario in the Gujarat Region—Analyses based on LARS-WG (Long Ashton Research Station-Weather Generator) Model. *Asian Journal of Water, Environment and Pollution*, 12(2), 31-41. https://doi.org/10.3233/AJW-2015-12_2_05
- Shahi, A., & Salahi, B. (2025). Precipitation parameter prediction in northern Iran based on selected CMIP6 models. *Climate Change Research*, 6(23), 77–94. [In Persian] <https://doi.org/10.30488/ccr.2025.522854.1284>
- Sharafati, A., Nabaei, S., & Shahid, S. (2020). Spatial assessment of meteorological drought features over different climate regions in Iran. *Climatology*, 40(3), 1864–1884. <https://doi.org/10.1002/joc.6328>
- Vosoughi-Rad, L., Mirmousavi, S. H., & Asakereh, H. (2025). Evaluation of CMIP6 climate simulator models in estimating and forecasting precipitation at high-precipitation stations in Gilan province. *Climate Change Research*, 6(22), 1–22. [In Persian] <https://doi.org/10.30488/ccr.2025.488561.1255>

- Wang, H. (2024). Enhanced performance of CMIP6 climate models in simulating historical precipitation in the Florida peninsula. *Climatology*, 44(8), 2758–2778. <https://doi.org/10.1002/joc.8495>
- Wang, L., Zhang, J., Shu, Z., Wang, Y., Bao, Z., Liu, C., ... & Wang, G. (2021). Evaluation of the ability of CMIP6 global climate models to simulate precipitation in the Yellow River Basin, China. *Frontiers in Earth Science*, 9, 1–12. <https://doi.org/10.3389/feart.2021.689392>
- Yang, H., & Li, Z. (2025). Prediction and influencing factors of precipitation in the Songliao River Basin, China: Insights from CMIP6. *Sustainability*, 17(5), 2297. <https://doi.org/10.3390/su17052297>
- Yang, X., Sun, W., Wu, J., Che, J., Liu, M., Zhang, Q., ... & Wang, L. (2023). Evaluation and projection of precipitation in CMIP6 models over the Qilian Mountains, China. *Remote Sensing*, 15(17), 4350. <https://doi.org/10.3390/rs15174350>
- Yassin, O., Nadhir, A., Mawada, A., Sadeq, B. A., & Sven, K. (2014). Expected Future Precipitation in Central Iraq Using LARS-WG Stochastic Weather Generator. *Scientific Research*, 6, 948-959.
- Zarrin, A., & Dadashi-Rudbari, A. A. (2020). Long-term future temperature outlook of Iran based on CMIP6 model outputs. *Earth and Space Physics*, 46(3), 583–602. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/jesphys.2020.304870.1007226>



Risk Analysis of the Impacts of Rising Temperature on the Phenological Cycle of Walnut in Western Iran Using CMIP6 Climate Models

Sanam Kohi¹, Mohsen Hamidianpour^{1*}, Mahmood Khosravi¹, Hamzeh Ahmadi²

¹ Department of Physical Geography, Faculty of Geography and Environmental Planning, University of Sistan and Baluchestan, Zahedan, Iran

² Department of Climatology and Geomorphology, Faculty of Geography and Environmental Sciences, Hakim Sabzevari University, Sabzevar, Iran

ARTICLE INFO

Article History:

Received: 25 January 2026

Revised: 02 May 2026

Accepted: 04 May 2026

Available Online:

06 May 2026

Keywords:

Climate Change

Walnut Phenological Cycle

CMIP6 Climate Models

SSP Scenarios

Temperature Increase

ABSTRACT

Climate change is one of the most significant challenges facing the agricultural sector, with profound implications for horticultural production. This study aimed to investigate the impacts of climate change on the phenological stages of walnut trees in the major walnut-producing provinces of western Iran. To this end, meteorological data from 35 meteorological stations during the baseline period (1990–2014) and outputs from 15 CMIP6 global climate models under two Shared Socioeconomic Pathway scenarios (SSP2-4.5 and SSP5-8.5) were employed for two future time horizons: the near future (2021–2040) and the far future (2041–2060). To enhance prediction accuracy and reduce uncertainty, a weighted averaging approach using the best-performing models was applied. The findings indicate a significant temperature increase across the study region, with minimum temperatures projected to rise by 1.0 to 3.3°C and maximum temperatures by 0.8 to 2.1°C in future periods. These thermal changes will lead to substantial shifts in the walnut phenological calendar. Budbreak will occur 2 to 14 days earlier and flowering 3 to 15 days earlier compared to the baseline period. The onset of fruit growth will advance by 3 to 11 days in the near future and 8 to 17 days in the far future, while fruit maturation will occur 6 to 17 days and 16 to 29 days earlier, respectively. Consequently, the harvest date will be advanced by 7 to 33 days. In contrast, the winter dormancy period (9 to 29 days) and leaf senescence (8 to 37 days) will be delayed. Spatially, the most pronounced phenological shifts are projected for the cold regions in the north and east, while the smallest changes are expected in the warmer southern and southwestern areas. These uneven and premature alterations pose serious risks, including increased vulnerability to late spring frosts, heat and water stress during critical growth stages, and disruption to the product supply chain. The results underscore the urgent need to develop adaptive strategies, such as utilizing late-flowering cultivars, to mitigate the adverse impacts of climate change on walnut orchards in the region.

* Corresponding author: Mohsen Hamidianpour

E-mail address: m.hamidian355p@gmail.com

How to cite this article: Kohi, S., Hamidianpour, M., Khosravi, M., & Ahmadi H. (2026). Risk Analysis of the Impacts of Rising Temperature on the Phenological Cycle of Walnut in Western Iran Using CMIP6 Climate Models. *Journal of Geography and Environmental Hazards*, 15(2), 252-275. <https://doi.org/10.22067/geoe.2026.97532.1643>



©2026 The author(s). This is an open access article distributed under Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

Extended Abstract

Introduction

Climate change, driven by rising greenhouse gases, poses a significant threat to global ecological balance, with agriculture being particularly vulnerable due to its direct climate dependency. Horticultural and nut crops like walnuts are especially sensitive to thermal fluctuations, which can jeopardize their yield and quality. Consequently, analyzing the impact of climate change on plant phenology is a crucial step for optimizing resource use and mitigating future risks. Existing literature, including regional studies in Iran and globally, underscores this vulnerability, demonstrating that rising temperatures advance key phenological stages—such as flowering and fruit maturation—in various tree species, including walnuts, pistachios, and apples. These shifts can disrupt dormancy cycles, increase exposure to late frosts, and alter water requirements.

However, a research gap exists in conducting a comprehensive, high-resolution assessment of climate change impacts across all major phenological stages of walnut trees specifically in western Iran, utilizing the latest CMIP6 climate models and SSP scenarios. Previous studies have often focused on specific regions, stages, or older model generations. This study aims to address this gap by systematically evaluating the effects of projected climate change on the seven key phenological stages of walnut trees in this vital cultivation area. It seeks to determine the extent and spatial variability of changes in the timing and length of these stages under different future scenarios. The research is guided by two primary questions: 1) Does the selection of different climate models influence the projected outcomes? and 2) What specific effects will climatic changes have on the duration and scheduling of the phenological stages of walnut trees in western Iran? By employing an ensemble of CMIP6 models under SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios for near- and far-future periods, this study provides a nuanced, forward-looking analysis intended for agricultural planners, policymakers, and environmental researchers to inform adaptive strategies and safeguard walnut production against imminent climatic threats.

Material and Methods

This study employed an integrated observational and simulation-based design to assess the impact of future temperature changes on the phenological stages of walnut trees in five major walnut-producing provinces of western Iran (Kurdistan, Hamadan, Lorestan, Kermanshah, and Ilam). The foundational data consisted of daily minimum and maximum temperature observations from 35 meteorological stations for the 1990–2014 baseline period. For future projections, data from 15 CMIP6 climate models under two scenarios, SSP2-4.5 and SSP5-8.5, were used for two future periods: 2021–2040 and 2041–2060. Following the extraction and spatiotemporal alignment of the model and observational data, the performance of each climate model was evaluated against the baseline observations using multiple statistical indices (CC, RMSE, NRMSE, ANMBD, AARD). Subsequently, the models were weighted by applying normalization, ranking via the Pomeroy-Romero method, and entropy-based weighting to create a weighted multi-model ensemble, thereby reducing projection uncertainty. In the next phase, the daily temperature data (both observed and projected) were converted to Julian dates. By applying established temperature thresholds and growing degree-day requirements for each of the seven walnut phenological stages, the occurrence date for each stage was calculated for all stations and time periods. Finally, the quantitative results of these temporal shifts were spatially analyzed and mapped using a GIS environment.

Results and Discussion

Analysis of walnut tree phenological stages during the baseline period (1990–2014) revealed that the growing season in the region varies from approximately March to November (9 months). Bud break occurs from mid-March in warm, low-altitude areas (e.g., Ilam) to early May in cold, high-altitude regions (e.g., Kurdistan, Hamadan), indicating a 50-day difference in the start of the growing season. Flowering occurs about 10 days after bud break, spanning from late March to mid-May. Other phenological stages also occur later from south to north and from lowlands to highlands; for instance, harvest takes place from

late August in warm areas to mid-October in colder zones. Leaf senescence and the onset of dormancy begin earlier in cold regions (mid-October) and later in warm regions (mid-November).

Following the selection and weighting of the best-performing CMIP6 models for temperature simulation, projections were made under the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios. The results indicate a temperature increase across the entire region, but this warming is markedly more intense in cold, high-altitude areas (e.g., Saqqez, Zarrineh) compared to warm, low-altitude zones (e.g., Dehloran). This asymmetric warming directly impacted the walnut phenological cycle.

After projecting the temperature changes, the changes in the phenological stages of walnut trees in two future periods (2021–2040 and 2041–2060) were investigated, based on the temperature changes obtained under the SSP5-8.5 scenario, which showed relatively greater temperature variations. In the future periods (2021–2040 and 2041–2060), under the SSP5-8.5 scenario, all growth stages are projected to occur earlier. Bud break will advance by 2 to 14 days, flowering by 3 to 15 days, fruit set by 3 to 17 days, and fruit maturation by 6 to 29 days compared to the baseline period. Consequently, the harvest date will also shift earlier by 7 to 33 days. The most significant shifts were observed in the cold, high-altitude areas of the north and east (Kurdistan and Hamadan provinces), while the smallest changes occurred in the warm southwestern parts. Conversely, the stages of leaf senescence (delayed by 8 to 37 days) and dormancy onset (delayed by 9 to 29 days) are projected to occur significantly later. These asynchronous shifts in the agricultural calendar for walnuts entail risks such as increased vulnerability to late spring frosts and disruptions to harvest scheduling and market logistics.

Conclusion

This study assessed climate change impacts on walnut phenology in western Iran. By employing a weighted multi-model ensemble of 15 CMIP6 models under the SSP2-4.5 and SSP5-8.5 scenarios, the projections indicate that minimum temperatures will increase by 1–3.3°C and maximum temperatures by 0.8–2.1°C by the middle of the 21st century. These changes will significantly advance key phenological stages: bud break by 2–14 days, flowering by 3–15 days, and harvest by 7–33 days, with the most pronounced shifts occurring in colder, higher-altitude northern and eastern regions. Conversely, leaf senescence and dormancy onset will be delayed by 8–37 days. The earlier onset of sensitive stages, particularly flowering, heightens the risk of damage from late spring frosts, while higher growing-season temperatures increase the potential for heat stress and greater irrigation demand. These findings underscore the urgent need for adaptive strategies in orchard management to mitigate future climatic risks to walnut production.



تحلیل مخاطرات ناشی از افزایش دما بر چرخه فنولوژیکی گردو در غرب ایران با استفاده از مدل های اقلیمی CMIP6

صنم کوهی^۱،  محسن حمیدیان پور^{۱*}،  محمود خسروی^۱، حمزه احمدی^۲

^۱ گروه جغرافیای طبیعی، دانشکده جغرافیا و برنامه ریزی محیطی، دانشگاه سیستان و بلوچستان، زاهدان، ایران
^۲ گروه آب و هواشناسی و ژئومورفولوژی، دانشکده جغرافیا و علوم محیطی، دانشگاه حکیم سبزواری، سبزوار، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
تاریخچه مقاله:	تغییر اقلیم از مهمترین چالش های فراروی بخش کشاورزی است. پژوهش پیش رو با هدف واکاوی اثرات آن بر مراحل فنولوژی درخت گردو در استان های گردوخیز غرب ایران انجام شد. برای این منظور، از داده های ۳۵ ایستگاه هواشناسی در دوره پایه (۱۹۹۰-۲۰۱۴) و خروجی ۱۵ مدل CMIP6 تحت سناریوهای خط سیر اجتماعی-اقتصادی مشترک SSP2-4.5 و SSP5-8.5 برای دو دوره؛ آینده نزدیک (۲۰۲۱-۲۰۴۰) و دور (۲۰۴۱-۲۰۶۰) استفاده گردید. برای افزایش دقت و کاهش عدم قطعیت، روش میانگین گیری وزنی مدل های برتر به کار گرفته شد. یافته ها حاکی از افزایش معنی دار دما در منطقه است؛ دمای کمینه ۱ تا ۳/۳ درجه و دمای بیشینه ۰/۸ تا ۲/۱ درجه سلسیوس افزایش خواهد یافت. این تغییرات منجر به دگرگونی آشکار در تقویم فنولوژیکی گردو می گردد. زمان شکوفه دهی ۲ تا ۱۴ روز و گل دهی ۳ تا ۱۵ روز زودتر رخ خواهد داد. آغاز رشد میوه در آینده نزدیک ۳ تا ۱۱ روز و در آینده دور ۸ تا ۱۷ روز جلوتر افتاده و تکمیل نمو میوه به ترتیب ۶ تا ۱۷ روز و ۱۶ تا ۲۹ روز زودتر رقم خواهد خورد. در نتیجه، تاریخ برداشت محصول بین ۷ تا ۳۳ روز پیشی می گیرد. در مقابل، دوره خواب زمستانه (۹ تا ۲۹ روز) و خزان برگ ها (۸ تا ۳۷ روز) با تأخیر مواجه خواهد شد. از نظر مکانی، بیشترین تغییرات در نواحی سردسیری شمال و شرق و کمترین آن در نواحی گرمسیری جنوب و جنوب غرب رخ می دهد. این تغییرات نامتوازن، مخاطراتی چون افزایش آسیب پذیری در برابر سرمازدگی بهار، تنش های گرمایی و آبی در مراحل حساس رشد و اختلال در زنجیره تأمین محصول را به دنبال دارد. نتایج، ضرورت تدوین راهبردهای سازگاری نظیر استفاده از ارقام دیرگل را برای مقابله با پیامدهای منفی تغییر اقلیم در باغات گردوی منطقه آشکار می سازد.
کلمات کلیدی:	
تغییر اقلیم	
چرخه فنولوژی گردو	
مدل های اقلیمی CMIP6	
سناریوهای SSP	
افزایش دما	

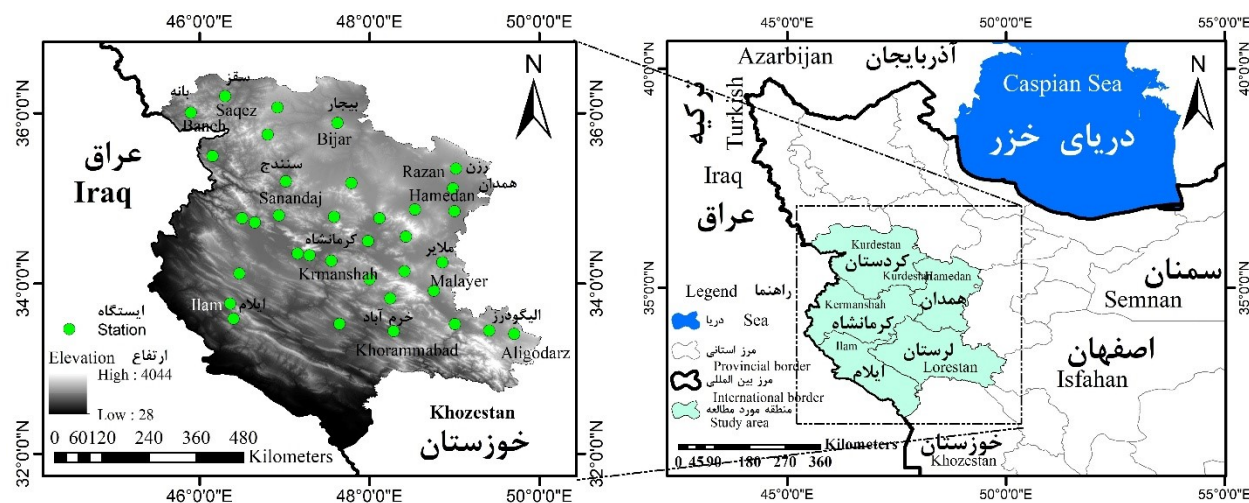
مقدمه

افزایش غلظت گازهای گلخانه‌ای در چند دهه اخیر و متعاقب آن افزایش دمای کره زمین، تعادل سیستم اقلیمی را برهم زده و تغییرات اقلیمی گسترده‌ای را در اغلب نقاط جهان موجب شده است (IPCC, 2021). تغییر اقلیم پیامدهای منفی چشمگیری بر اقتصاد جهانی دارد، به‌ویژه آن‌که در کشورهای در حال توسعه، بخش کشاورزی مهمترین بخش اقتصادی محسوب می‌شود (Falco, 2018; Donzelli & Opler, 2018). بر اساس یافته‌های گزارش ششم هیئت بین‌الدول تغییر اقلیم (IPCC)، دمای سطح زمین در دوره ۲۰۲۰-۲۰۱۱ نسبت به دوره ۱۹۰۰-۱۸۵۰ حدود ۱/۰۹ درجه سلسیوس (دامنه اطمینان ۰/۹۵ تا ۱/۲۰ درجه) افزایش یافته است. پیش‌بینی‌ها برای دوره ۲۰۸۱-۲۱۰۰ حاکی از افزایش دمایی بین ۱/۴ درجه سلسیوس (تحت سناریوی انتشار بسیار پایین) تا ۲/۷ درجه سلسیوس (تحت سناریوی انتشار متوسط) و ۴/۴ درجه سلسیوس (تحت سناریوی انتشار بسیار بالا) می‌باشد (IPCC, 2021). افزایش دمای هوا، تغییر در الگوهای بارش و افزایش فراوانی رخداد‌های حدی اقلیمی نظیر خشکسالی و موج‌های گرما، پایداری تولیدات کشاورزی را در بسیاری از مناطق جهان با تهدید جدی مواجه کرده است. این تغییرات می‌توانند از طریق کاهش عملکرد محصولات، اختلال در مراحل فنولوژیک گیاهان و افزایش تنش‌های محیطی، امنیت غذایی و معیشت وابسته به کشاورزی را تحت تأثیر قرار دهند (Zhao et al., 2025). لذا؛ با توجه به تغییر اقلیم و افزایش گرمایش جهانی، محصولات باغی به شدت آسیب‌پذیر هستند و هر نوع تغییر یا نوسان در پارامترهای اقلیمی، کمیت و کیفیت محصولات کشاورزی و خصوصاً محصولات آجیلی همچون گردو که به تغییرات دمایی حساس هستند را به خطر می‌اندازد (Cerovic, Golosin, Todorovic & Bijelic, 2010; Vahdati, 2018; Massah Bavani, Khosh-khui, Fakor & Sarikhani Khorami, 2018). از این رو، تحلیل و ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر چرخه فنولوژیکی درختان می‌تواند به‌عنوان گامی مؤثر در جهت بهره‌برداری بهینه از منابع طبیعی و کاهش مخاطرات و خسارت‌های احتمالی آینده تلقی گردد (Anwar et al., 2015). در همین راستا، کوهی و همکاران (Kohi, Hamidianpour, Khosravi & Ahmadi, 2025) با استفاده از ۱۵ مدل CMIP6 تغییرات دماهای کمینه و بیشینه را در نواحی کوهستانی غرب ایران تحت سناریوهای SSP2-4.5 و SSP5-8.5 بررسی کردند. نتایج نشان داد افزایش دما در این مناطق به‌ویژه در ایستگاه‌های مرتفع مانند سقز چشمگیرتر است و در آینده نزدیک و میانه به ترتیب حدود ۱/۴ و ۲/۵ درجه سلسیوس نسبت به دوره مشاهداتی افزایش خواهد یافت؛ یافته‌ای که بر اهمیت موضوع می‌افزاید. در واقع، نوسان در مراحل فنولوژیکی یکی از حساس‌ترین واکنش‌های اکولوژیکی گیاهان به تغییرات اقلیمی می‌باشد. برای شناسایی پیامدهای تغییر اقلیم بر روی سامانه‌های بیولوژیکی، ضروری است که واکنش‌های فنولوژیکی به تغییر اقلیم مورد ارزیابی قرار گیرد (Ahmadi, Fallahghalhari & Baaghideh, 2018). مثلاً، ماریانا و نیکولینا (Mariana & Niculina, 2017) اثرات شرایط اقلیمی بر روی گلدهی درختان گردو در منطقه رومانی را بررسی نمودند. نتایج نشان داد که گلدهی درختان گردو به شدت وابسته به شرایط دمایی است و تغییرات آن در شرایط تغییر اقلیم می‌تواند زمان گلدهی درختان گردو را به جلو بیاندازد. کاسمولوسکو و لونسکو (Cosmulescu & Lonescu, 2018) به بررسی تقویم فنولوژیکی بعضی از ارقام گردو در منطقه رومانی براساس دمای هوا پرداختند. نتایج نشان داد که افزایش دمای هوای فصل بهار موجب شروع زود هنگام مراحل فنولوژی گردو و افزایش دمای هوا در پاییز و زمستان موجب کاهش نیاز سرمایی و کاهش عملکرد گردو می‌شود. وحدتی و همکاران (Vahdati, Vahdati Massah, 2019; Bavani, Khosh-khui, Fakor & Sarikhani Khorami, 2019) با به کارگیری مدل‌های CMIP5 به ارزیابی مناطق مناسب کشت گردو در واکنش به تغییر اقلیم در ایران پرداختند و نشان دادند که سطح اراضی مناسب برای کشت گردو در ایران از ۵۸۲۸۴۴ کیلومتر مربع در شرایط کنونی به ۵۴۶۷۱۰ کیلومتر مربع در دوره آتی کاهش خواهد یافت که معادل ۶/۱۹ درصد کاهش است. خان و همکاران (Khan, Hussain, Ali, Ali & Nisar, 2020) به بررسی فنوتیپ‌های درخت گردو در ارتباط با عوامل محیطی در رشته کوه‌های هندوکش پاکستان پرداختند. نتایج نشان داد که عوامل محیطی به ویژه شرایط اقلیمی، اثرات عمده‌ای بر درخت گردو می‌گذارد. حمیدیان‌پور و همکاران (Hamidianpour, Shoja & Khashei-Siuki, 2023) اثرات تغییر اقلیم بر تبخیر- تعرق مرجع،

ضریب گیاه، فنولوژی و نیاز آبی پنبه را با استفاده از پنج مدل اقلیمی CMIP6 بررسی کرده‌اند. نتایج نشان می‌دهد افزایش دما و تابش خورشید موجب کوتاه‌تر شدن دوره رشد و افزایش نیاز آبی پنبه تا حدود ۲۶ درصد در آینده خواهد شد. احمدی و همکاران (Ahmadi, Baaghdeh & Dadashi-Roudbari, 2021) به بررسی پیامدهای تغییر اقلیم بر روی مناطق کشت پسته در ایران بر اساس برون‌داد مدل‌های CMIP5 پرداختند. نتایج نشان داد که زمان رخداد مرحله فنولوژیکی گلدهی پسته تحت سناریوهای RCP4.5 و RCP8.5 به ترتیب ۱۶ و ۶ روز زودتر رخ خواهد داد. رابین و همکاران (Robin et al., 2024) با هدف بهبود پایش فنولوژیک گردوی ایرانی در پاسخ به تغییرات اقلیمی و تسهیل توسعه ارقام سازگار با شرایط گرم‌تر یک مقیاس فنولوژیک استاندارد را ارائه دادند. در این مقیاس، ۵۷ زیرمرحله در ۱۰ مرحله اصلی رشد تعریف شده‌اند که پوشش دهنده کل چرخه حیات گیاه از جوانه‌زنی تا رسیدگی میوه است. مرادجانی (Moradjani, 2016) به بررسی تأثیر تغییر اقلیم بر پهنه‌بندی کشت گردو در استان لرستان با استفاده از مدل LARS-WG پرداختند. نتایج نشان داد که با توجه به پیش‌نمایی افزایش دما در مناطق جنوبی استان تنش گرمایی رخ می‌دهد اما در نقاط سرد استان تنش دمایی رخ نخواهد داد. سبحانی و همکاران (Sobhani, Ganji & Goldoust, 2017) در بررسی اثرات تغییر اقلیم بر طول دوره رشد درخت سیب در سمیرم و ارومیه، نتیجه گرفتند که در دوره‌های آینده تأمین زودتر نیاز حرارتی موجب کاهش طول دوره رشد درخت سیب شده است. همچنین افزایش تبخیر و بالا رفتن میزان درجه روزهای رشد باعث افزایش نیاز آبی درخت سیب خواهد شد. سالاری سلاجقه (Salari Salajegheh, 2022) به تحلیل مخاطرات اقلیمی کشت درخت گردو در شهرستان بافت پرداختند. نتایج نشان داد که سرمازدگی و یخبندان جزو مخاطرات اقلیمی عمده درخت گردو محسوب می‌شوند. بنی اسدی و همکاران (Baniasadi, Mazidi, Mozafari & Omidvar, 2023) به بررسی تغییر اقلیم و تأثیر آن بر شاخص‌های اقلیم کشاورزی درخت پسته در رفسنجان با استفاده از مدل CanESM5 تحت سناریوهای SSP2-4.5 و SSP5-8.5 پرداختند. نتایج نشان داد که متوسط دمای روزانه در فصل رشد پسته تحت سناریوی SSP2-4.5 طی دوره ۲۰۲۵-۲۰۷۴ نسبت به دوره پایه (۲۳/۵ درجه سلسیوس) افزایش دارد و به ۲۴/۶ درجه سلسیوس می‌رسد. با توجه به اقلیم در حال تغییر (Hamidianpour, Nazari pour, Khazaie Fizabad, Farzaneh & Firozeh, 2023) و روند فزاینده گرمایش جهانی، محصولات کشاورزی در معرض آسیب‌پذیری جدی قرار دارند. هرگونه تغییر یا نوسان در پارامترهای اقلیمی (Namroodi, Hamidianpour & Poodineh, 2021)، می‌تواند کمیت و کیفیت تولیدات کشاورزی را تهدید کند (Azizzadeh, 2019). از این رو، بررسی پیامدهای تغییر اقلیم در قالب پیش‌نمایی‌های درازمدت، می‌تواند به عنوان نقشه راهی مؤثر برای مدیریت بخش کشاورزی و به ویژه زیربخش باغبانی مورد استفاده قرار گیرد. بر همین اساس، پژوهش پیش‌رو به ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر مراحل فنولوژیکی درخت گردو در نیمه‌غربی ایران طی دوره‌های آینده، با بهره‌گیری از برون‌داد مدل‌های CMIP6 تحت سناریوهای مختلف خط سیر اجتماعی - اقتصادی مشترک (SSP)، می‌پردازد و در نهایت در تلاش است تا به پرسش‌های بنیادین زیر پاسخ دهد: ۱- آیا انتخاب مدل‌های گوناگون در نتایج تغییر اقلیم و پیامدهای آن تأثیر دارد؟ ۲- تغییرات اقلیمی چه اثری بر طول و زمان‌بندی مراحل هفت گانه فنولوژیکی درخت گردو در نیمه‌غربی ایران خواهد داشت؟

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه این تحقیق شامل استان‌های کردستان، همدان، لرستان، کرمانشاه و ایلام است. براساس بررسی‌های انجام شده، استان‌های مورد مطالعه؛ به خصوص لرستان، همدان و کردستان جزو مناطق اصلی کشت و پرورش درخت گردو و محصول گردو محسوب می‌شوند. موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه و ایستگاه‌های هواشناسی مورد بررسی در شکل ۱ آورده شده است.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی و ایستگاه‌های هواشناسی منطقه مورد مطالعه
 Fig. 1. Geographical location and the meteorological stations of the study area

مواد و روش‌ها

داده‌های مورد استفاده در این پژوهش از دو منبع اصلی گردآوری شد. دسته نخست شامل داده‌های مشاهداتی ۳۵ ایستگاه هواشناسی منتخب در نواحی مورد مطالعه است که از سازمان هواشناسی کشور اخذ گردید. این داده‌ها دوره زمانی (۱۹۹۰-۲۰۱۴) را پوشش می‌دهند و به عنوان مبنای ارزیابی وضعیت اقلیمی پایه مورد استفاده قرار گرفتند (شکل ۱). دسته دوم مربوط به خروجی مدل‌های جهانی اقلیم (GCMs)^۱ برگرفته از برونداد فاز ششم پروژه مقایسه مدل‌های جفت‌شده (CMIP6) است^۲ (جدول ۱). این داده‌ها در دو بخش مورد بهره‌برداری قرار گرفتند: نخست داده‌های تاریخی که همزمان با دوره مشاهداتی ایستگاه‌ها بوده و امکان مقایسه و اعتبارسنجی مدل‌ها را فراهم می‌سازد؛ دوم داده‌های آینده که بر اساس سناریوهای اجتماعی - اقتصادی مشترک (SSP) در دو حالت خوش‌بینانه و بدبینانه تولید شده‌اند و برای پیش‌نمایی تغییرات اقلیمی در دوره‌های آتی (۲۰۴۰-۲۰۶۰ و ۲۰۲۱-۲۰۴۱) به کار گرفته شدند.

جدول ۱- مشخصات مدل‌های CMIP6 مورد بررسی در این پژوهش

Table 1- Specifications of CMIP6 models discussed in this study

کشور	موسسه / سازمان	قدرت تفکیک	مدل	ردیف
Country	Institution / Organization	Resolution	Model	Row
استرالیا	سازمان پژوهش‌های علمی و صنعتی کشورهای مشترک المنافع	$1.87^{\circ} \times 1.25^{\circ}$	ACCESS-CM2	۱
Australia	The organization for scientific and industrial research of common countries			
ایتالیا	مرکز اروپایی - مدیترانه‌ای تغییر اقلیم	$1.3^{\circ} \times 0.9^{\circ}$	CMCC-ESM2	۲
Italy	European - mediterranean center for climate change			
سوئد	مرکز راسبی، موسسه هواشناسی و هیدرولوژی سوئد	$1.1^{\circ} \times 1.1^{\circ}$	EC-Earth3	۳
Sweden	The Rossby center, the meteorological institute and the Swedish hydrology institute			
چین	آکادمی علوم چین	$2^{\circ} \times 2.3^{\circ}$	FGOALS-g3	۴
China	Chinese academy of sciences			
ایالات متحده	اداره ملی اقیانوسی و جوی، آزمایشگاه دینامیک سیالات ژئوفیزیکی	$1.3^{\circ} \times 1^{\circ}$	GFDL-ESM4	۵
USA	National oceanic and atmospheric administration, geophysical fluids dynamics laboratory			

1 - Global Climate Models

2 - <https://esgf-node.llnl.gov/search/cmip6/>

ایالات متحده USA	موسسه مطالعات فضایی گودارد، اداره ملی هوانوردی و فضا Goddard space studies institute, national aeronautics and space agency	$1.25^{\circ} \times 1^{\circ}$	GISS-E2-2-G	۶
روسیه Russian	موسسه ریاضیات عددی، آکادمی علوم روسیه، مسکو Institute of numerical mathematics, the Russian academy of sciences, Moscow	$2^{\circ} \times 1.5^{\circ}$	INM-CM4-8 INM-CM5-0	۷ ۸
ژاپن Japan	آژانس علوم و فناوری دریایی-زمینی ژاپن Japan marine and marine science agency	$1.41^{\circ} \times 1.41^{\circ}$	MIROC6	۹
آلمان Germany	موسسه هواشناسی ماکس پلانک Max Planck institute of meteorology	$0.93^{\circ} \times 0.93^{\circ}$	MPI_ESM1_2_HR MPI-ESM1-2-LR	۱۰ ۱۱
ژاپن Japan	موسسه پژوهش‌های هواشناسی Institute of meteorological research	$1.1^{\circ} \times 1.1^{\circ}$	MRI_ESM2_0	۱۲
چین China	دانشگاه علوم و فناوری اطلاعات نانجینگ Nanjing information and sciences university (Nanjing)	$1.9^{\circ} \times 1.9^{\circ}$	NESM3	۱۳
نروژ Norway	کنسرسیوم مدل‌سازی اقلیم با مرکز پژوهش‌های بین‌المللی اقلیم و محیط زیست The consortium of climate modeling consists of the international research Centre for climate and environmental research	$0.9^{\circ} \times 1.3^{\circ}$	NorESM2_MM	۱۴
تایوان Taiwan	مرکز پژوهش‌های تغییرات محیطی، آکادمیا سینیکا Environmental change research center, Academia Sinika	$1.25^{\circ} \times 0.95^{\circ}$	TaiESM1	۱۵

سناریوهای مورد بررسی

سناریوهای مربوط به CMIP6 تحت عنوان خط سیر اجتماعی-اقتصادی مشترک (SSPs) ارائه شده‌اند. این سناریوها به‌روزترین سناریوهای حال حاضر جهت بررسی تغییرات اقلیمی است که بر اساس مجموعه‌ای از خط سیرهای اجتماعی-اقتصادی مشترک بنانهاده شده‌اند (IPCC, 2021؛ Hamidianpour & Shoja, 2022). در این پژوهش از سناریوی حد متوسط SSP2-4.5 که دنیایی با توسعه اقتصادی-اجتماعی در شرایط معمول را با آسیب‌پذیری و سطح واداشت تابشی متوسط در نظر می‌گیرد و همچنین سناریوی بدبینانه SSP5-8.5 که حد بالای سوخت فسیلی و الگوی مصرف بالای انرژی را نشان می‌دهد استفاده شد (Riahi et al., 2017؛ Zhang, Su, Singh & Ayantobo, 2021). سناریوهای مورد مطالعه در این پژوهش یعنی SSP2-4.5 و SSP5-8.5 در جدول ۲ توصیف شده‌اند.

جدول ۲- سناریوهای SSP مورد بررسی در این پژوهش

Table 2 – SSPs scenarios in case study in this research

چالش‌ها Challenges	روایت Narrative	سناریو Scenario
متوسط برای کاهش و انطباق Average to reduce and adapt	میان راه (چالش برای کاهش آسیب‌پذیری در برابر تغییرات اجتماعی و محیطی) Middle of the road (Challenges for reducing vulnerability to social and environmental changes)	SSP2-4.5
بالا برای کاهش، کم برای سازگاری High to reduce, low for adaptation	توسعه با سوخت فسیلی - در پیش گرفتن بزرگراه (چالش‌های بالا برای کاهش، چالش‌های کم برای سازگاری) Fossil-fueled development - Taking the highway (High challenges for mitigation, low challenges for adaptation)	SSP5-8.5

پس از دریافت داده‌ها، مقادیر پارامترهای مشاهداتی و تاریخی برای ایستگاه‌های مورد مطالعه، با تهیه برنامه در محیط MATLAB با استفاده از نزدیکترین یاخته داده‌های CMIP6 در دوره پایه (۱۹۹۰-۲۰۱۴) استخراج شدند (Kohi et al., 2025). در ادامه عملکرد مدل‌های مورد استفاده با استفاده از توابع ارزیابی عملکرد مورد ارزیابی قرار گرفت (Karydas, Gitas, Koutsogiannaki, Lydakis- Simantiris & Silleos, 2009; Sreelatha & Raj, 2019). پس از اعتبارسنجی و ارزیابی دقت مدل‌های مختلف CMIP6، با استفاده از همادی کردن مدل‌های برتر، تغییرات دما در دوره‌های آینده تحت سناریوهای مختلف پیش‌نمایی شد.

ارزیابی عملکرد مدل‌های مورد بررسی

در این پژوهش جهت ارزیابی دقت و توانایی مدل‌های CMIP6 به مقایسه داده‌های مشاهداتی ایستگاهی و داده‌های تاریخی مدل در دوره (۱۹۹۰-۲۰۱۴) با استفاده از شاخص‌های ^۱CC، ^۲RMSE، ^۳NRMSE، ^۴ANMBD و ^۵AARD پرداخته شد که بر اساس روابط زیر محاسبه می‌شوند (Hamidianpour et al., 2023).

$$CC = \left(\sum_{i=1}^T \frac{[(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})]}{(T-1)\sigma_x\sigma_y} \right) \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (x_i - y_i)^2} \quad (2)$$

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (x_i - y_i)^2}}{\bar{x}} \quad (3)$$

$$ANMBD = \frac{\sqrt{\frac{1}{T} \sum_{i=1}^T (y_i - x_i)^2}}{\bar{x}} \quad (4)$$

$$AARD = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T |ARD_i|; \text{ where } ARD_i = \frac{(y_i - x_i)^2}{\bar{x}} \quad (5)$$

علامت‌های y_i مقادیر GCM ها شبیه سازی شده و x_i مقادیر داده‌های مشاهداتی و $\bar{x}$ میانگین داده‌های مشاهداتی می‌باشد. در ادامه در راستای انتخاب شاخص عملکردی بهتر، شاخص‌های عملکرد خطای مدل‌ها بر اساس شاخص پومرال و رومرو (Pomerolm & Romero, 2000) نرمال سازی و رتبه‌بندی گردید.

$$k_{aj} = \frac{k_j(a)}{\sum_{a=1}^T k_j(a)} \quad (6)$$

وزن آنتروپی هر شاخص، ارزش تنوع^۶ و در نهایت وزن نرمال شده شاخص‌های عملکرد محاسبه گردید (معادله ۷ تا ۹)

$$En_j = \frac{1}{\ln(T)} \sum_{a=1}^T k_{aj} \ln(k_{aj}) \text{ for } 1, \dots, J \quad (7)$$

$$Dd_j = 1 - En_j \quad (8)$$

$$r_j = \frac{Dd_j}{\sum_{j=1}^i Dd_j} \quad (9)$$

این وزن در نهایت بیانگر اعتبار و ارزش و قدرت توجیهی هر یک از شاخص‌های ارزیابی عملکرد است (Raju & Nagesh Kumar, 2018). ضمن اینکه می‌توان از این وزن‌های برای رتبه‌بندی مدل‌های مورد استفاده نیز استفاده کرد.

1 - Pearson Correlation Coefficient

2 - Root Mean Square Error

3 - Normalized Root Mean Square Deviation

4 - Absolute Normalized Mean Bias Deviation

5 - Annualized Asymmetric Radiation Dissatisfaction

وزن دهی و همادی کردن

یکی از روش‌های کمی‌سازی میزان عدم قطعیت ناشی از به کارگیری مدل‌های GCM مختلف، استفاده از روش وزن دهی میانگین‌های مشاهداتی متغیرهای مورد بررسی مانند دمای بیشینه و کمینه می باشد. وزن مدل‌های مورد بررسی GCM در مورد شبیه سازی دما محاسبه گردید و بر اساس وزن تولید شده برای هر مدل، میانگین وزنی همادی برای دوره پایه و آینده نزدیک و میانه محاسبه گردید (Hamidianpour & shoja, 2022).

$$W_{i,j} = \frac{\frac{1}{|\Delta T_{i,j}|}}{\sum_{j=1}^n \left(\frac{1}{|\Delta T_{i,j}|} \right)} \quad (10)$$

که $W_{i,j}$ وزن داده شده به هر یک از مدل‌ها در روز مورد نظر، $T_{i,j}$ متغیر مورد بررسی، ΔT اختلاف میانگین متغیر مورد بررسی شبیه سازی شده با مقدار مشاهداتی در دوره پایه، i, j به ترتیب نشان دهنده روز و مدل گردش عمومی جو است.

نحوه استخراج تاریخ رخداد مراحل فنولوژی درخت گردو

فنولوژی علم مطالعه رخدادهای بیولوژیکی دوره‌ای درختان و گیاهان تحت تأثیر شرایط محیطی می باشد (Cosmulescu & Lonescu, 2018). یکی از مهم‌ترین این شرایط محیطی، اقلیم و تغییر اقلیمی است که اثرات عمده‌ای بر روی چرخه‌های حیاتی، چرخه سالانه، دوره رشد و تأخیر در مراحل فنولوژی دارد (Charrier, Bonhomme, Lacointe & Ameglio, 2011). بر اساس بررسی‌ها درجه حرارت‌های ماه مارس و آوریل بالاترین اثر را بر روی تاریخ جوانه زنی برگ، گرده افشانی و گلدهی درختان گردو ایفا می‌کند (Soleimani, Rabiei, Hassani & Mozaffari, 2019). بعد از بررسی منابع و نظرات کارشناسان باغبانی و تهیه و استخراج نیازهای دمایی و سنجش آستانه‌های دمایی درخت گردو در مراحل مختلف فنولوژی، زمان رخداد مراحل فنولوژی اصلی درخت گردو در سطح ایستگاههای مورد مطالعه سنجش شد. در این راستا بعد از آماده سازی داده‌های کمینه و بیشینه و میانگین دمای روزانه، تاریخ‌ها به روز شمار ژولیوسی از اول ژانویه تا آخر دسامبر تبدیل گردید. بعد از سنجش مقدار درجه روز و آستانه دمایی هر کدام از مراحل هفت گانه فنولوژیکی درخت گردو، تاریخ‌های زمان رخداد هر مرحله به تفکیک ایستگاه‌ها مشخص شد. این مراحل برای دوره مشاهداتی (۱۹۹۰-۲۰۱۴) و دو دوره آینده (۲۰۲۱-۲۰۴۰ و ۲۰۶۰-۲۰۴۱) محاسبه شد. در پایان جهت نمایش بهتر تغییرات، تاریخ‌های ژولیوسی در محیط سامانه اطلاعات جغرافیایی به صورت توزیع مکانی در سطح منطقه مورد مطالعه ارائه گردید.

نتایج و بحث

بررسی مراحل اصلی فنولوژی درخت گردو (هفت مرحله فنولوژیکی) در ایستگاه‌های مورد بررسی در دوره مشاهداتی (۲۰۲۰-۱۹۹۰) نشان داد که فصل رشد درخت گردو در منطقه مورد مطالعه از نیمه دوم اسفند تا اواخر آبان ماه (حدود ۹ ماه) بسته به شرایط ارتفاعی و اقلیمی متغیر است. نتایج نشان داد که مرحله جوانه‌زنی و نمو برگ از نیمه دوم ماه مارس برای مناطق کم ارتفاع و نیمه گرمسیری در استان ایلام تا دهه اول ماه می در نواحی مرتفع و سردسیر در استان‌های کردستان و همدان و لرستان متغیر است و یک اختلاف زمانی ۵۰ روزه برای آغاز جوانه‌زنی درختان گردو در منطقه مورد مطالعه وجود دارد. مرحله گلدهی گردو نیز به فاصله ۱۰ روز بعد از جوانه زنی رخ می‌دهد. زودترین گلدهی در مناطق استان ایلام از ۲۵ ماه مارس به بعد آغاز شده و تا دهه دوم ماه می در مناطق سردسیر مانند زرینه اوباتو به طول می‌انجامد. عمده زمان گلدهی در منطقه مورد مطالعه در ماه آوریل است. بر اساس نتایج بین عرض‌های پایین و کم ارتفاع منطقه در استان ایلام تا مناطق مرتفع و عرض جغرافیایی بالاتر در استان کردستان حدود یک ماه تأخیر در زمان گلدهی وجود دارد. زمان رخداد مرحله فنولوژیکی آغاز رشد میوه نیز از دهه اول آوریل در مناطق نیمه گرمسیری استان ایلام تا اوایل ماه ژوئن در مناطق سردسیر استان کردستان و همدان متغیر می‌باشد. زمان رخداد مرحله رشد و نمو میوه گردو بعد از یک بازه زمانی ۴ ماهه رخ می‌دهد. این مرحله فنولوژیکی با توجه به شرایط ارتفاعی و اقلیمی منطقه، از اواخر

جولای تا نیمه اول سپتامبر به طول می‌انجامد. زمان مرحله فنولوژیکی رسیدن و برداشت میوه گردو نیز بعد از یک بازه زمانی ۳۵ روزه به طور عمده از اواخر آگوست در مناطق نیمه گرمسیری تا نیمه اول اکتبر در مناطق سردسیر و مرتفع به طول می‌انجامد. رخداد مرحله فنولوژیکی آغاز خزان و ریزش برگ‌ها در مناطق سردسیر زودتر از مناطق کم ارتفاع و نیمه گرمسیر رخ می‌دهد. زمان رخداد این مرحله در درختان گردو از نیمه دوم اکتبر در مناطق مرتفع و سردسیر منطقه آغاز شده و تا نیمه دوم نوامبر در مناطق کم ارتفاع و گرمتر منطقه به تأخیر می‌افتد. همچنین زمان رخداد مرحله دوره خواب و رکود درخت گردو از نیمه اول و دوم نوامبر در مناطق سردسیر شروع و تا اواخر دسامبر در مناطق گرمسیر جنوب منطقه مورد مطالعه طول خواهد کشید (جدول ۳).

سپس به منظور پیش‌نمایی تغییرات دمایی ابتدا ۱۵ مدل CMIP6 مورد ارزیابی قرار گرفت بر اساس نتایج برای دمای کمینه، به ترتیب مدل‌های ACCESS-CM2، EC-Earth3، INM-CM4-8، FGOALS-g3، MRI-ESM2-0 و برای دمای بیشینه، مدل‌های NorESM2، MPI-ESM1-2-LR، MPI-ESM1-2-HR، INM-CM5-0 و INM-CM4-8 بهترین عملکرد را در شبیه‌سازی تغییرات دما در دوره پایه داشته‌اند. سپس مدل‌های منتخب با استفاده از روش میانگین‌گیری وزنی، همادی شدند. بر اساس نتایج حاصل روش مورد بررسی ضمن در نظر گرفتن کاهش عدم قطعیت در پیش‌نمایی‌های اقلیمی از دقت بالایی در شبیه‌سازی متغیرهای مورد مطالعه برخوردار است. پس از همادی کردن مدل‌های منتخب، به پیش‌نمایی تغییرات دمای کمینه و بیشینه در دو دوره آینده (۲۰۴۰-۲۰۲۱ و ۲۰۶۰-۲۰۴۱) تحت دو سناریوی SSP2-4.5 و SSP5-8.5 پرداخته شد. نتایج حاصل نشان داد که در دوره آینده نزدیک (۲۰۴۰-۲۰۲۱) بیشترین تغییرات دمای کمینه نسبت به دوره پایه مربوط به ایستگاه سرپل ذهاب در غرب منطقه مطالعاتی با ۲ درجه سلسیوس افزایش و کمترین تغییرات مربوط به ایستگاه دهلران در جنوب منطقه با ۱/۳ درجه سلسیوس افزایش است. بیشترین تغییرات دمای بیشینه نیز مربوط به ایستگاه زرینه با ۱ درجه سلسیوس افزایش و کمترین تغییرات همچون دمای کمینه مربوط به ایستگاه دهلران در جنوب منطقه مورد مطالعه است (شکل ۲). بر اساس نتایج تغییرات دمای بیشینه در ارتفاعات بیشتر از تغییرات در مناطق پست و کم ارتفاع می‌باشد که این موضوع در مباحث باغبانی و فنولوژی گیاهان بسیار حائز اهمیت است. نتایج حاصل مطالعات قبلی مسگری و همکاران (Mesgari, Hosseini, Houshyar, Kaseri & Safarpour 2023)، حمیدیان پور و همکاران (Hamidianpour et al., 2023) را نسبت به شدت تغییرات دمایی در نواحی سردسیر و کوهپایه‌ای در عرض‌های بالا را نسبت به نواحی گرمسیر و کم ارتفاع در عرض‌های پایین دست و افزایش دمایی را تأیید می‌کند.

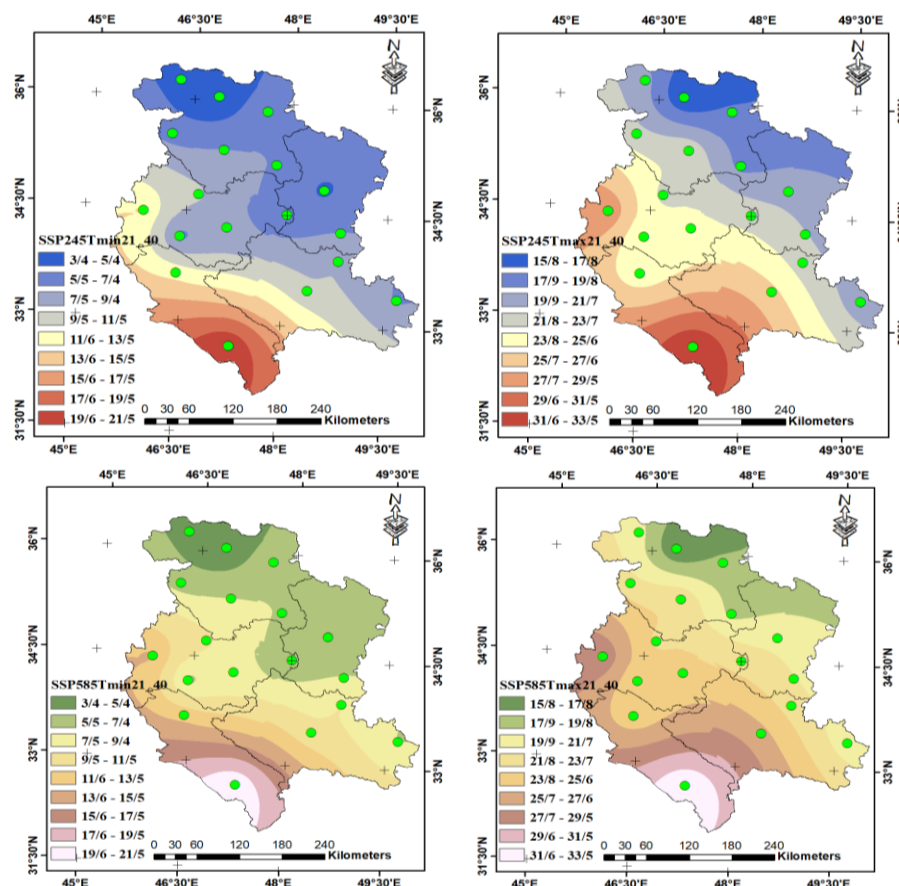
شکل ۳ نتایج مربوط به وضعیت دمای کمینه و بیشینه در دوره آینده دور (۲۰۴۱-۲۰۶۰) در منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد. به طور متوسط سناریوهای مورد بررسی در متغیر دمای کمینه، بیشترین تغییرات مربوط به ایستگاه سقز در شمال منطقه مطالعاتی با ۳/۳ درجه سلسیوس افزایش و کمترین تغییرات مربوط به ایستگاه دهلران در جنوب منطقه با ۲/۴ درجه سلسیوس افزایش است. در دمای بیشینه نیز بیشترین تغییرات مربوط به ایستگاه‌های زرینه و قروه با ۱/۸ تا ۲/۱ درجه سلسیوس افزایش و کمترین تغییرات مربوط به دهلران در جنوب منطقه با ۵/۴ درصد افزایش می‌باشد (شکل ۳). در مجموع در دوره‌های آینده تغییرات دمایی در مناطق مرتفع و سردسیر بیشتر از سایر مناطق است.

پس از پیش‌نمایی تغییرات دما به بررسی تغییرات مراحل فنولوژی درخت گردو در دو دوره آینده (۲۰۴۰-۲۰۲۱ و ۲۰۶۰-۲۰۴۱) با توجه به تغییرات دمایی حاصل بر اساس سناریوی SSP5-8.5 که تغییرات دمایی نسبتاً بیشتری را نشان داد پرداخته شد. نتایج حاصل از تغییرات مراحل فنولوژی نشان داد که همچون دوره پایه در هر دو دوره زمانی آینده، زمان رخداد مرحله جوانه زنی از جنوب به شمال به تأخیر می‌افتد و یک اختلاف زمانی حدوداً ۵۰ روزه برای زمان جوانه زنی گردو در پهنه مورد مطالعه وجود دارد.

جدول ۳- تاریخ رخداد مراحل فنولوژی گردو در ایستگاه‌های مورد بررسی در دوره مشاهداتی

Table 3 - Dates of Occurrence of Walnut Phenological Stages at the Studied Stations During the Observational Period

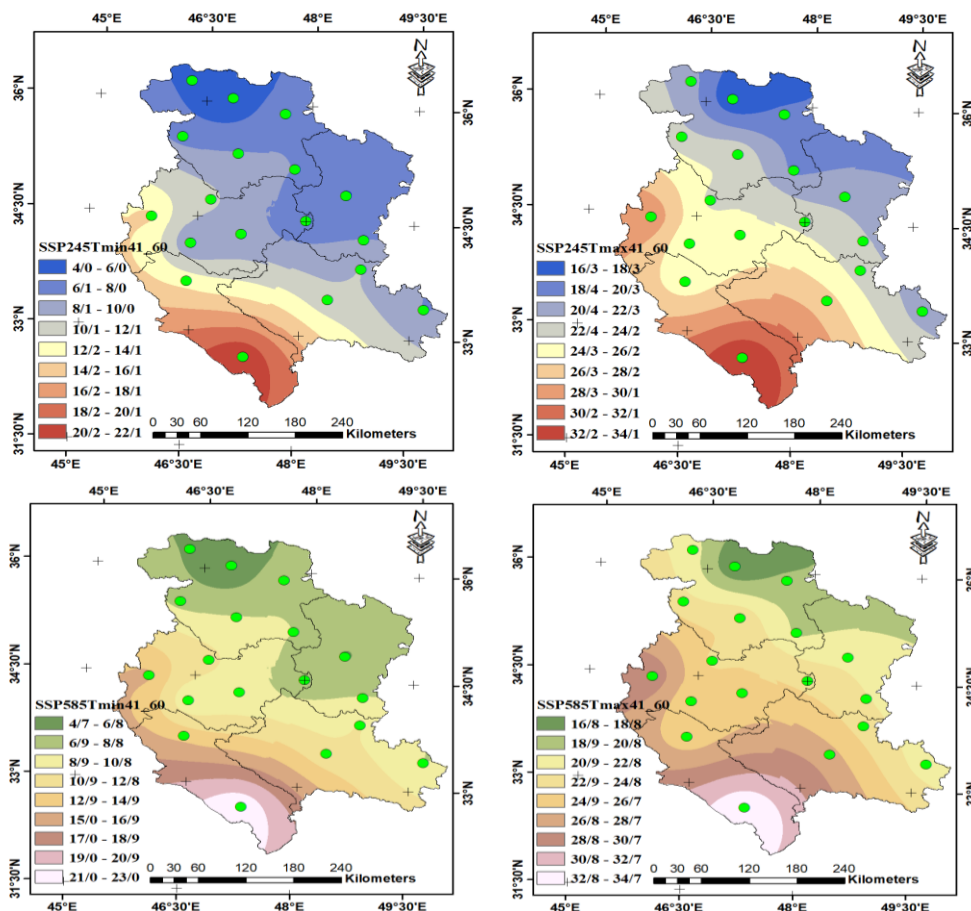
دوره خواب dormancy period	آغاز خزان start of fall	برداشت میوه fruit harvesting	نمو میوه fruit development	رشد میوه fruit rowth	گلدهی flowering	جوانه زنی Germination	ایستگاه Station
8 Nob	14 Oct	6 Oct	7 Sep	25 May	10 May	1 May	الشتر Aleshter
7 Nov	11 Oct	11 Oct	10 Sep	28 May	1 May	5 May	الیگودرز Aligodarz
16 Nov	5 Nov	25 Sep	27 Agu	15 May	30 Apr	20 Apr	اسداباد Asad Abad
8 Nov	18 Oct	10 Oct	9 Sep	27 May	12 May	2May	ازنا Azna
13 Nov	22 Oct	20 Sep	15 Agu	5 Jun	25 Apr	15 Apr	بانه Baneh
14 Nov	19 Oct	23 Sep	25 Agu	15 May	30 Apr	20 Apr	بیجار Bijar
1 Dec	24 Oct	23 Sep	25 Agu	15 May	30 Apr	20 Apr	بروجرد Borojerd
26 Nov	10 Nov	11 Sep	10 Agu	30 Apr	15 Apr	5 Apr	درود Dorod
3 Dec	21 Nov	8 Sep	8 Agu	27 Apr	12 Apr	2 Apr	اسلام آباد Islam Abad
14 Nov	23 Oct	13 Sep	25 Agu	15 May	5 May	25 Apr	همدان Hamedan
3 Nov	10 Oct	23 Sep	25 Agu	15 May	5 May	25 Apr	هزارکانبان
25 Dec	23 Nov	19 Agu	19 Jul	10 Apr	25 Mar	15 Mar	ایلام Ilam
23 Dec	26 Nov	22 Agu	22 Jul	13 Apr	27 Mar	17 Mar	ایوان Ivan
12 Nov	24 Oct	23 Sep	25 Agu	15 May	30 Apr	20 Apr	فامنین Famenain
10 Nov	25 Oct	24 Sep	26 Agu	15 May	30 Apr	20 Apr	قهاوند Ghahavand
3 Dec	23 Nov	23 Sep	25 Agu	15 May	30 Apr	20 Mar	هرسین Harsin
16 Dec	23 Nov	23 Agu	23 Jul	13 Apr	28 Mar	18 Mar	جوانرود Javanroud
16 Dec	12 Nov	11 Sep	10 Agu	30 Apr	15 Mar	5 Apr	کامیاران Kamyaran
12 Dec	25 Nov	24 Agu	24 Jul	14 Apr	27 Mar	17 Mar	کنگاور Kangavar
22 Dec	26 Oct	8 Sep	8 Agu	27 Apr	12 Apr	2 Apr	کرمانشاه Kermanshah
24 Dec	24 Nov	20 Agu	20 Jul	5 Apr	20 Mar	10 Mar	خرم اباد Khoram
20 Dec	22 Nov	23 Agu	23 Jul	13 Apr	28 Mar	18 Mar	کوه‌دشت Kouhdasht
12 Nov	23 Oct	29 Agu	29 Agu	19 May	4 May	24 Apr	ملایر Malayer
26 Nov	14 Nov	16 Sep	19 Agu	5 May	20 Apr	10 Apr	مریوان Marivan
14 Nov	9 Nov	27 Sep	23 Agu	13 May	2 May	22 Apr	نهادوند Nahavand
5 Nov	23 Oct	1 Sep	30 Agu	20 Apr	5 Apr	25 Mar	نورآباد Nour Abad
5 Nov	21 Oct	23 Sep	25 Agu	15 May	30 Apr	20 Apr	قروه Ghorveh
19 Dec	20 Nov	23 Sep	25 Agu	15 May	30 Apr	20 Mar	روانسر Ravansar
6 Nov	18 Oct	5 Oct	6 Sep	23 May	8 May	28 Apr	رزن Razan
24 Nov	10 Oct	14 Sep	13 Agu	3 May	18 Apr	8 Apr	سنندج Sanandaj
5 Nov	18 Oct	25 Sep	25 Agu	15 May	30 Apr	20 Apr	سقز Saghez
19 Nov	15 Nov	11 Oct	10 Sep	27 May	12 Apr	2 Apr	سارارود Sararoud
8 Dec	15 Nov	16 Sep	15 Agu	5 May	20 Apr	10 Apr	سنقر Songhor
10 Nov	20 Oct	23 Sep	25 Agu	15 May	30 Apr	20 Apr	تویسرکان Tuyserkan
1 Nov	13 Oct	16 Sep	15 Sep	5 Jun	20 May	10 May	زرنه Zarinneh



شکل ۲- توزیع فضایی دمای کمینه (چپ) و بیشینه (راست) در منطقه مورد مطالعه بر اساس سناریوهای مختلف در دوره آینده نزدیک (۲۰۲۱-۲۰۴۰)

Fig. 2. Spatial distribution of minimum (Left) and maximum (Right) temperature across the study area under different scenarios during the near-future period (2021–2040)

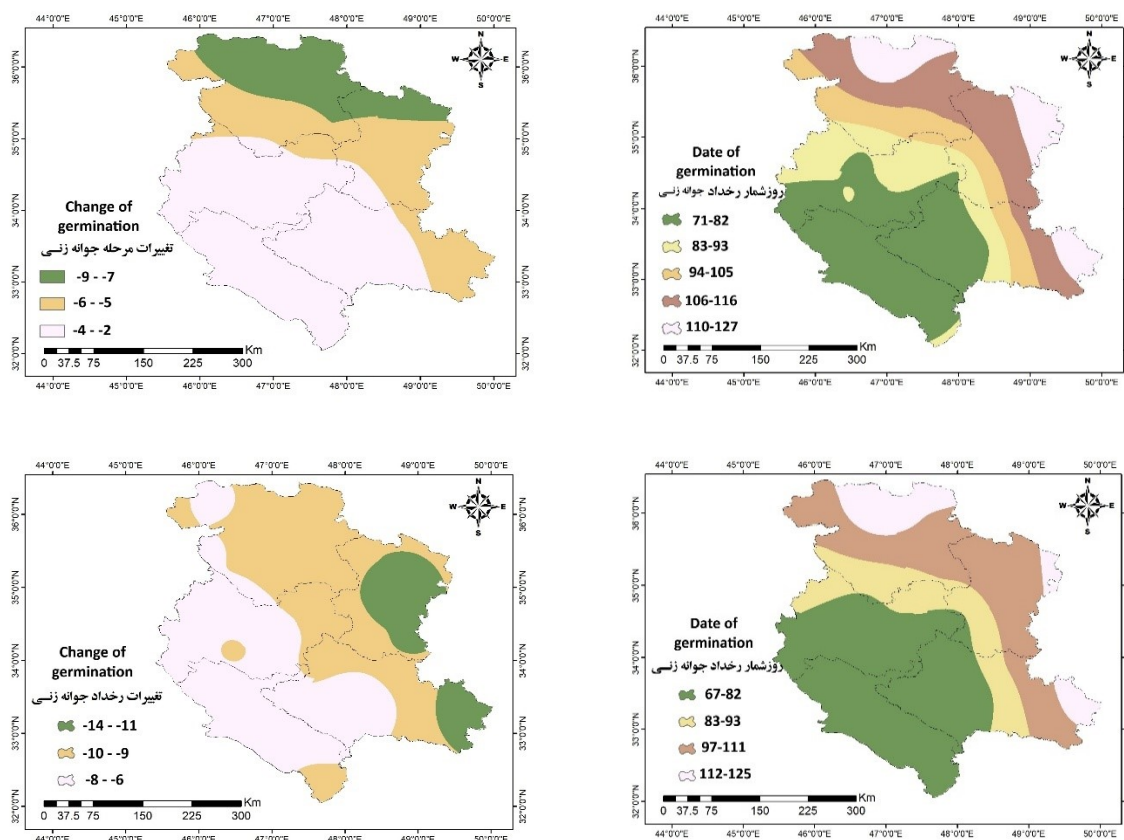
بر اساس نتایج با توجه به تغییرات دمایی پیش‌نمایی شده زمان رخداد مرحله جوانه زنی گردو در دوره آینده نزدیک (۲۰۴۰-۲۰۲۱) بین ۲ تا ۹ روز و در دوره آینده دور (۲۰۴۱-۲۰۶۰) بین ۶ تا ۱۴ روز زودتر نسبت به دوره پایه آغاز می‌شود. بیشترین تغییرات نیز در دوره آینده نزدیک مربوط به نواحی شمالی منطقه مورد مطالعه و در دوره آینده دور مربوط به نواحی شرقی منطقه مورد مطالعه است که هر دو منطقه جزو مناطق سردسیر منطقه در استان‌های کردستان و همدان و تا حدودی لرستان هستند. کمترین میزان تغییرات نیز در هر دو دوره آینده مربوط به نواحی جنوب غربی و گرمسیر منطقه مورد مطالعه است (شکل ۴). در تمامی شکل‌های این بخش دو نقشه موجود در بخش بالا مربوط به توزیع رخداد بر حسب روزشمار ژولیوسی و سپس تغییرات مرحله فنولوژی مورد بررسی در دوره آینده نزدیک (۲۰۲۱-۲۰۴۰) نسبت به دوره پایه و دو نقشه موجود در پایین شکل مربوط به همان متغیرها در دوره آینده دور (۲۰۴۱-۲۰۶۰) است.



شکل ۳- توزیع فضایی دمای کمینه (چپ) و بیشینه (راست) در منطقه مورد مطالعه بر اساس سناریوهای مختلف در دوره آینده دور (۲۰۴۱-۲۰۶۰)

Fig. 3. Spatial distribution of minimum (left) and maximum (right) temperature across the study area under different scenarios during the distant-future period (2041–2060)

بررسی تغییرات زمان گلدهی نیز در دوره‌های آینده نشان داد که زودترین زمان گلدهی در پهنه مورد مطالعه مربوط به نواحی جنوب غربی و دیرترین زمان مربوط به نواحی شمالی و سپس شرقی منطقه است. بر اساس نتایج در دوره آینده نزدیک گلدهی درخت گردو بین ۳ تا ۱۰ روز و در دوره آینده دور بین ۷ تا ۱۵ روز زودتر نسبت به دوره پایه رخ می‌دهد. بیشترین کمترین تغییرات نیز در دوره‌های آینده به ترتیب مربوط به نواحی شمالی و جنوب غربی منطقه مورد مطالعه است (شکل ۵). در مجموع بر اساس نتایج تغییرات زمان جوان زنی و گلدهی در مناطق سردسیر شمالی و شرقی منطقه که گردو خیز نیز هستند بیشتر از سایر مناطق است و با تغییرات نسبتاً شدیدی نسبت به دوره پایه مواجه خواهند شد. نتایج حاصل از این بخش با مطالعات پژوهش‌های خارجی همچون (Graczyk & Kundzewicz, 2015; Modala, Ale & Goldberg, 2016; Hidalgo, 2017) و پژوهش‌های داخلی مانند سبحانی و همکاران (Sobhani et al., 2017) مبنی بر جلوتر کشیده شده مراحل جوانه‌زنی و گلدهی محصولات باغی مختلف با توجه به افزایش دما مطابقت دارد.

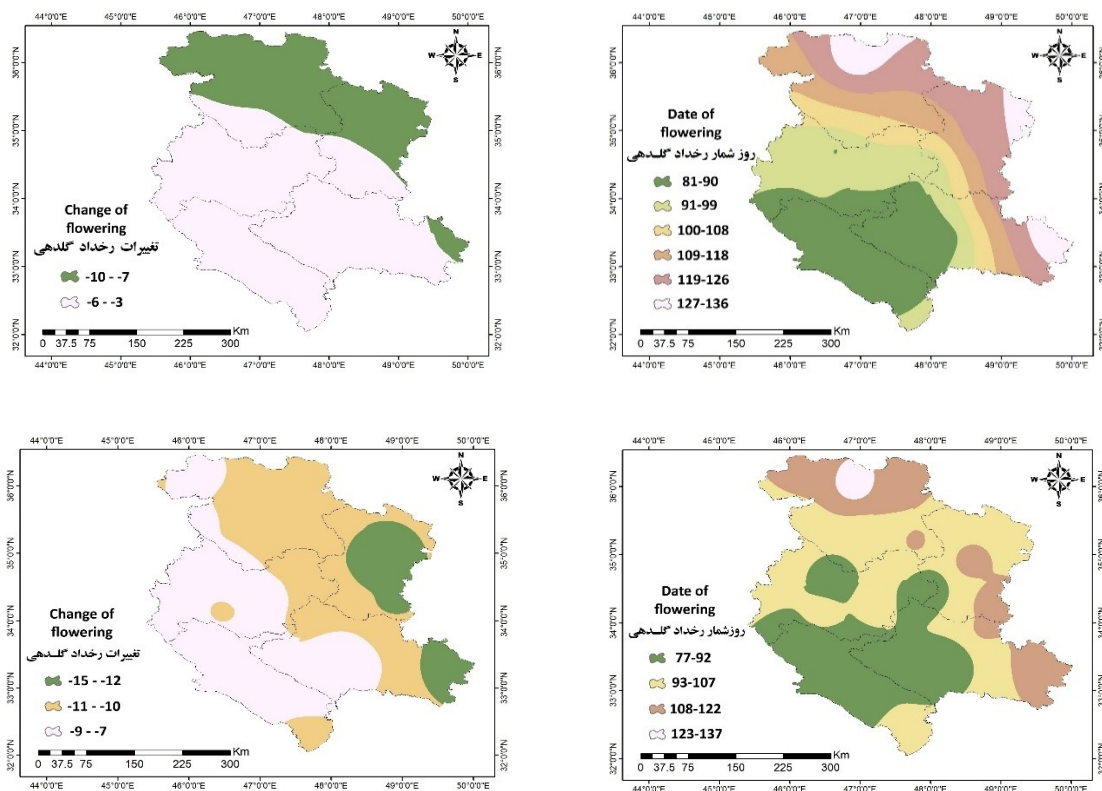


شکل ۴- تاریخ رخداد و توزیع تغییرات مرحله جوانه زنی گردو در دوره‌های آینده نسبت به دوره پایه

Fig. 4. Date of Occurrence and Distribution of Changes in the Walnut Budburst Stage in Future Periods Compared with the Baseline Period

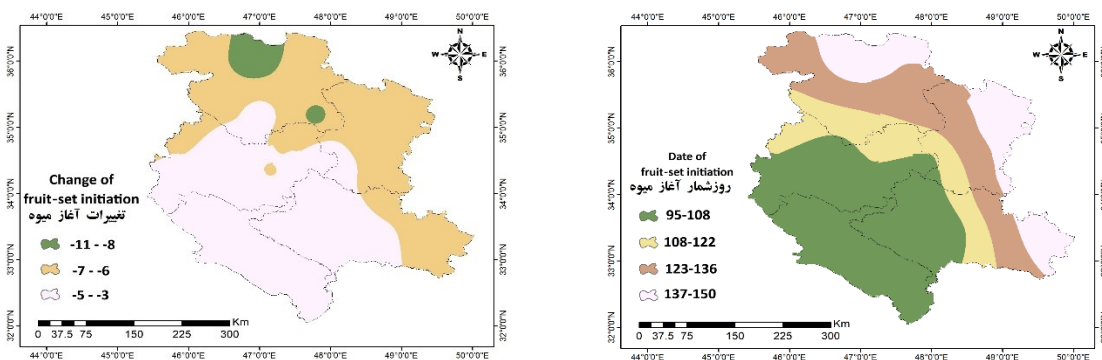
توزیع تغییرات رخداد مرحله فنولوژیکی آغاز رشد میوه گردو نشان داد که در دوره آینده نزدیک مرحله آغاز رشد گردو در پهنه مورد مطالعه بین ۳ تا ۱۱ روز و در دوره آینده دور بین ۸ تا ۱۷ روز زودتر از دوره پایه شروع خواهد شد. بیشترین تغییرات در دوره‌های آینده نیز مربوط به نواحی سردسیر در شمال و شرق منطقه مورد مطالعه و کمترین تغییرات نیز مربوط به نواحی گرمسیر در جنوب و جنوب غرب منطقه است. براساس نتایج در دوره‌های آینده، زمان رشد میوه در پهنه مورد مطالعه از اول فروردین تا ۳۰ اردیبهشت در تغییر خواهد بود که از جنوب به شمال منطقه مورد مطالعه، با تبعیت از ارتفاع از سطح دریا به تدریج زمان رخداد رشد میوه با دیرتر آغاز می‌شود (شکل ۶).

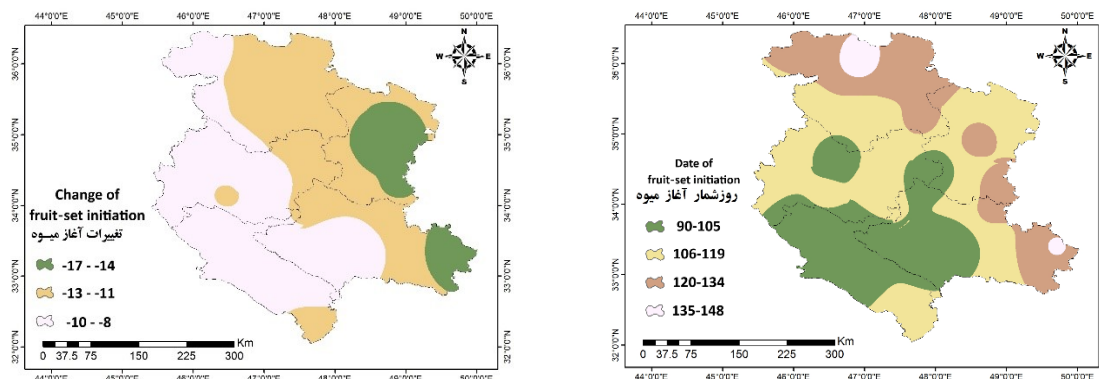
در دو دوره آینده مورد بررسی مرحله تکمیل نمو میوه گردو نیز به تبعیت از تغییرات دمایی و شرایط ارتفاعی زودتر از دوره پایه شروع خواهد شد. به طوری که این میزان برای دوره آینده نزدیک در پهنه مورد مطالعه بین ۶ تا ۱۷ روز و در دوره آینده دور بین ۱۶ تا ۲۹ روز در تغییر خواهد بود. کمترین و بیشترین تغییرات مذکور نیز مربوط به نواحی جنوب غربی و شمالی منطقه مورد مطالعه است. بر اساس نتایج در مناطق گرمسیری منطقه مورد مطالعه مرحله نمو میوه از اواسط تابستان در دوره پایه به اوایل تابستان و در مناطق سردسیر از اواخر تابستان و اوایل پاییز به اواسط تابستان و شهریورماه در دوره‌های آینده کشیده خواهد شد و مرحله نمو میوه زودتر از دوره پایه شروع خواهد شد (شکل ۷).



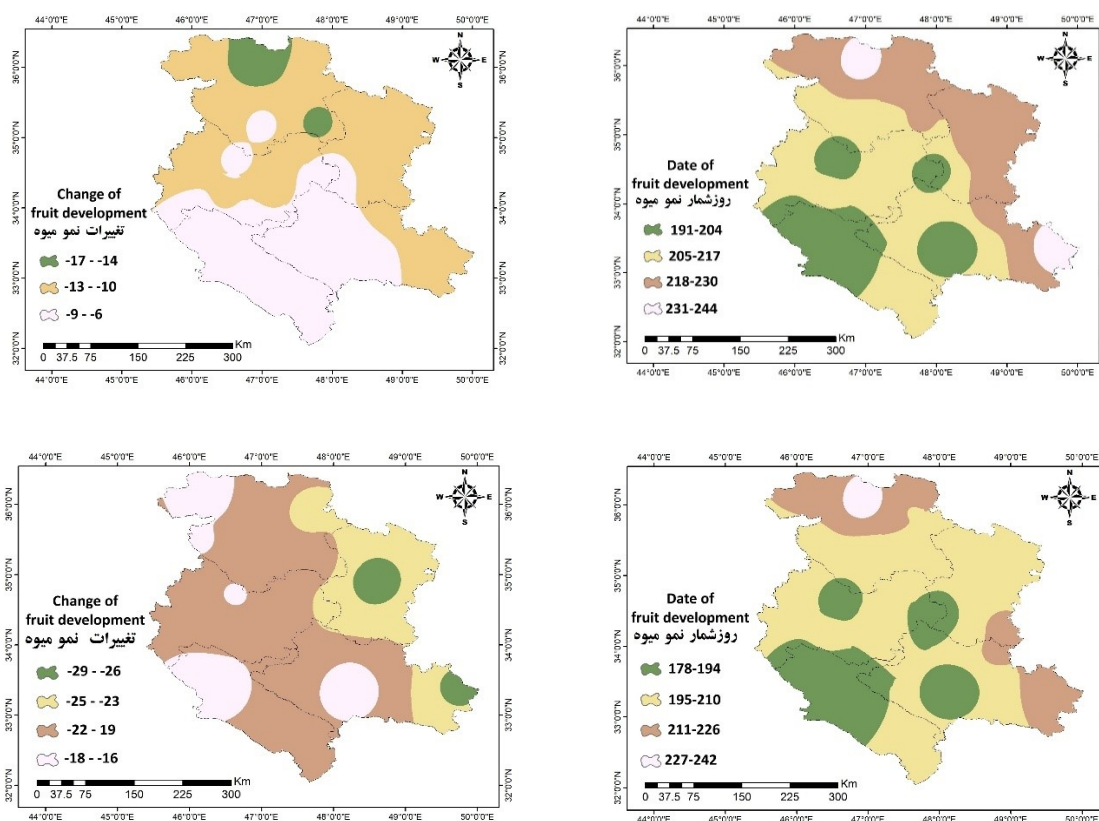
شکل ۵- تاریخ رخداد و توزیع تغییرات مرحله گلدهی درخت گردو در دوره‌های آینده نسبت به دوره پایه

Fig. 5. Date of Occurrence and Distribution of Changes in the Walnut Flowering Stage in Future Periods Compared with the Baseline Period



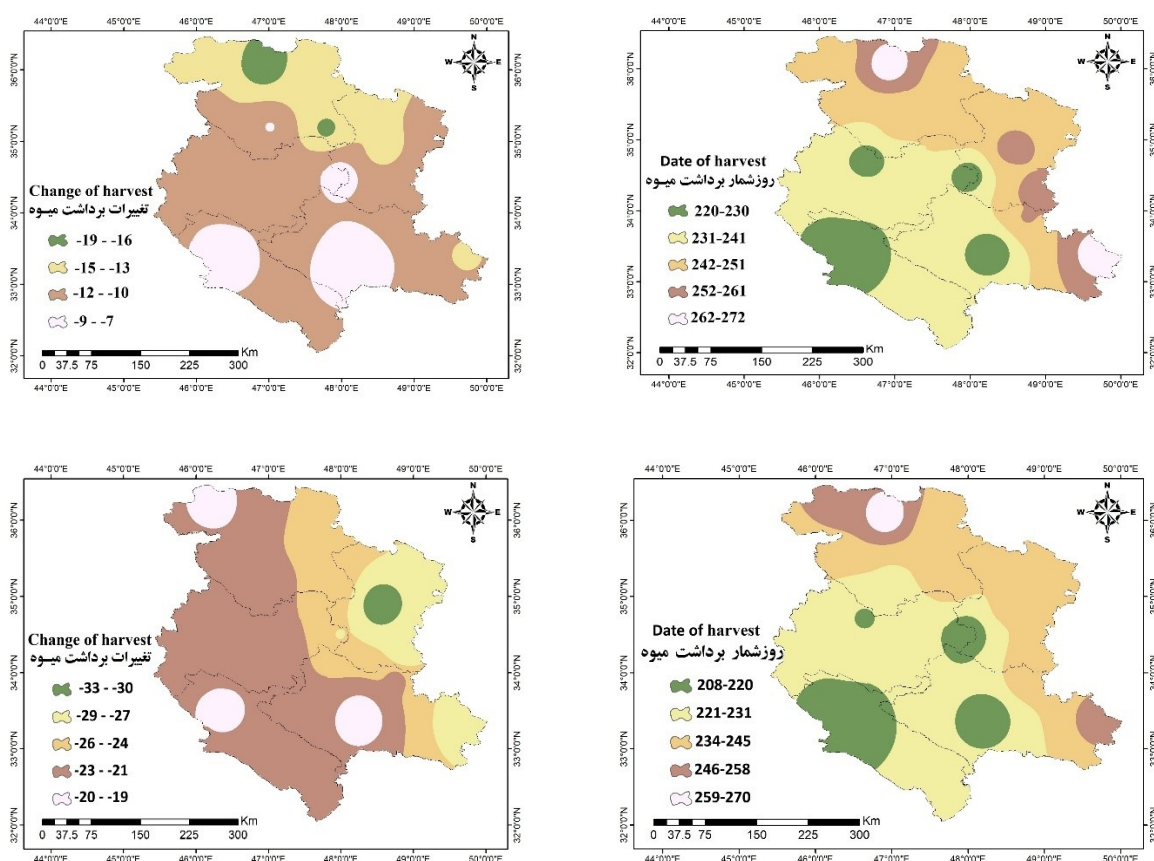


شکل ۶- تاریخ رخداد و توزیع تغییرات مرحله آغاز رشد میوه درخت گردو در دوره‌های آینده نسبت به دوره پایه
Fig. 6. Date of Occurrence and Distribution of Changes in the Onset of Walnut Fruit Growth Stage in Future Periods Compared with the Baseline Period



شکل ۷- تاریخ رخداد و توزیع تغییرات مرحله نمو میوه درخت گردو در دوره‌های آینده نسبت به دوره پایه
Fig. 7. Date of Occurrence and Distribution of Changes in the Walnut Fruit Development Stage in Future Periods Compared with the Baseline Period

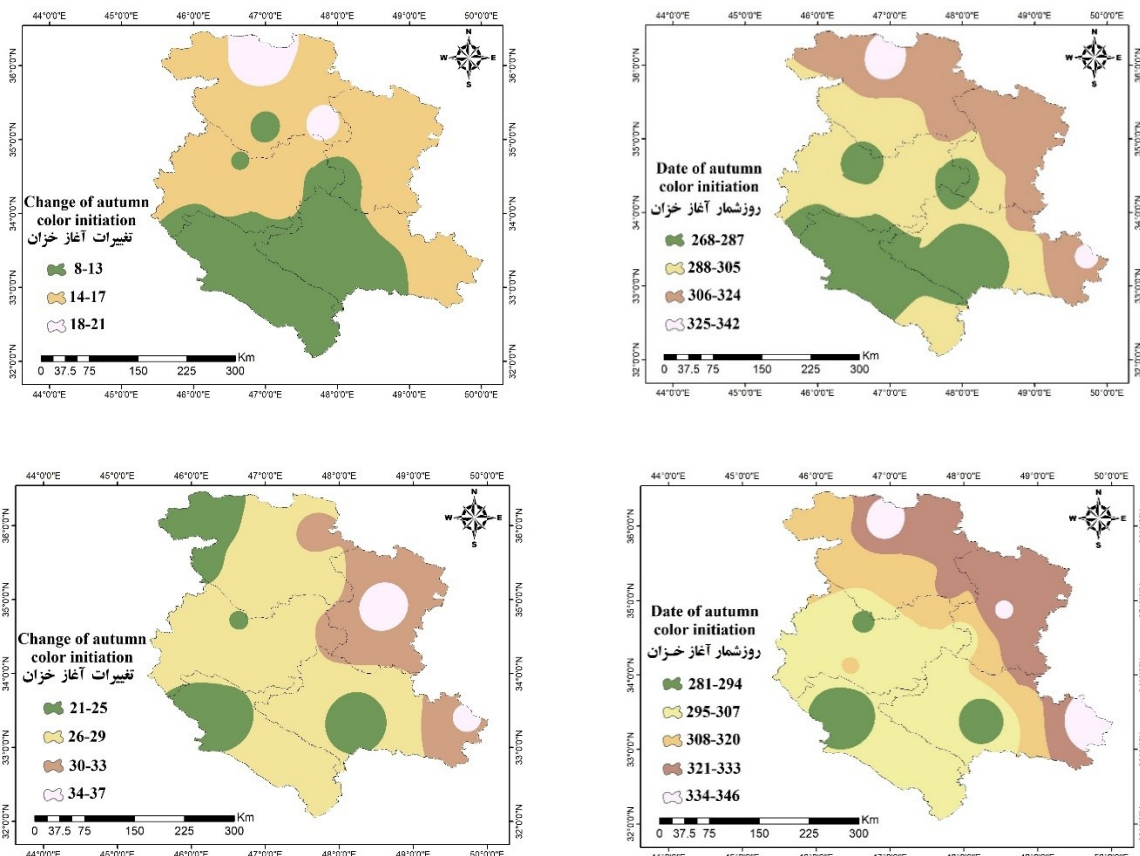
توزیع مکانی زمان رخداد برداشت گردو در دوره‌های آینده و میزان تغییرات زمانی آن نسبت به دوره پایه در شکل ۸ ارائه شده است. بر اساس نتایج مرحله برداشت گردو در مناطق گرمسیری و پست زودتر از مناطق مرتفع و سردسیر شروع می‌شود که با توجه به تغییرات دمایی پیش‌نمایی شده در دوره‌های آینده زمان برداشت نسبت به دوره پایه به جلوتر کشیده خواهد شد به طوری که برداشت گردو در دوره آینده نزدیک بین ۷ تا ۱۹ روز و در دوره آینده دور بین ۱۹ تا ۳۳ روز زودتر نسبت به دوره پایه شروع خواهد شد. نتایج حاصل با مطالعات فلاح قاله‌ری (Falah Ghalhari, 2012) مطابقت دارد.



شکل ۸- تاریخ رخداد و توزیع تغییرات مرحله برداشت درخت گردو در دوره‌های آینده نسبت به دوره پایه

Fig. 8. Date of Occurrence and Distribution of Changes in the Walnut Harvest Stage in Future Periods Compared with the Baseline Period

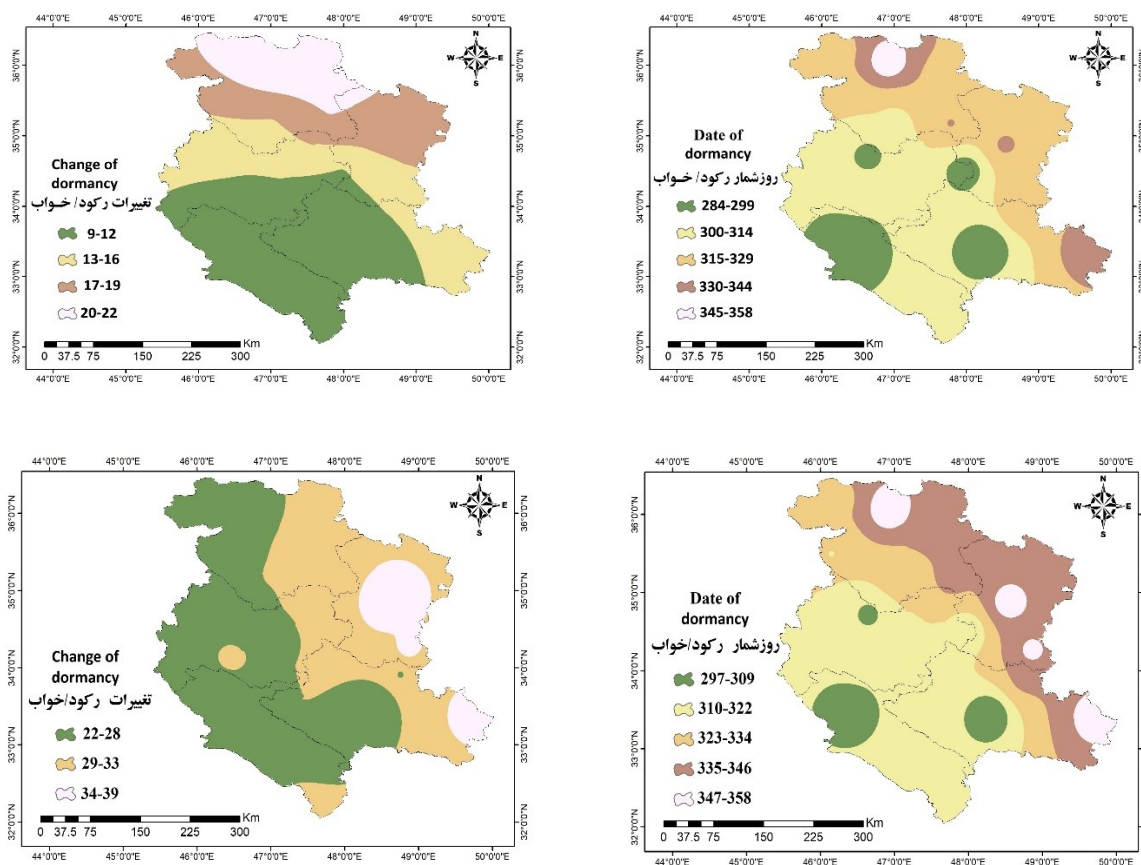
مرحله فنولوژیکی آغاز خزان درخت گردو متفاوت از دیگر مراحل فنولوژیکی است به طوری که در مناطق گرمسیری و عرض‌های پایین‌تر دیرتر از مناطق مرتفع و سردسیر رخ می‌دهد که ناشی از شرایط دمایی است. در مناطق مرتفع دماهای پایین‌تر از رشد درخت درخت گردو زودتر رخ می‌دهد و در نتیجه خزان درخت زودتر آغاز می‌شود. براساس شکل ۹ این مرحله در دوره‌های آینده با توجه به افزایش دما دیرتر از دوره پایه شروع خواهد شد. بر اساس نتایج مرحله خزان درخت گردو در دوره آینده نزدیک در منطقه مورد مطالعه بین ۸ تا ۲۱ روز و در دوره آینده دور بین ۲۱ تا ۳۷ روز دیرتر نسبت به دوره پایه شروع خواهد شد. بیشترین تغییرات مذکور نیز مربوط به نواحی سردسیر در شمال و شرق منطقه مورد مطالعه و کمترین تغییرات نیز مربوط به نواحی گرمسیر در جنوب و جنوب غرب منطقه است.



شکل ۹- تاریخ رخداد و توزیع تغییرات مرحله آغاز خزان درخت گردو در دوره‌های آینده نسبت به دوره پایه

Fig. 9. Date of Occurrence and Distribution of Changes in the Onset of Walnut Leaf Senescence Stage in Future Periods Compared with the Baseline Period

توزیع مکانی دوره رکود و خواب درخت گردو نیز در دوره‌های آینده و تغییرات آن نسبت به دوره پایه نشان داد که این مرحله از فنولوژی درخت گردو نیز همچون دوره خزان دیرتر از دوره پایه رخ خواهد داد به طوری که در دوره آینده نزدیک این میزان برابر با ۹ تا ۲۲ روز و در دوره آینده دور بین ۲۲ تا ۲۹ روز خواهد بود. کمترین و بیشترین تغییرات نیز به ترتیب مربوط به نواحی گرمسیر و سردسیر منطقه مورد مطالعه است. در واقع در دوره‌های آینده دوره رکود و خواب درخت گردو با توجه به افزایش دما دیرتر شروع خواهد شد و به اواخر پاییز و اوایل زمستان کشیده می‌شود (شکل ۱۰). نتایج حاصل با پژوهش مرادجانی (Moradjani, 2016) در زمینه کشت گردو در استان لرستان مطابقت دارد. همچنین، همان‌طور که در مقدمه مطالعه پیش رو بیان شد مطابق با مطالعه وحدتی و همکاران (Vahdati et al., 2019) تحت تأثیر تغییر اقلیم سطح اراضی مناسب برای کشت گردو در دوره آتی کاهش خواهد یافت. ضمن اینکه مطالعه پیش رو با تغییر در رویکرد از ارزیابی مکانی به ارزیابی زمانی - فنولوژیک، تفکیک دقیق‌تر مراحل رشدی، پوشش دو دوره آتی، کاهش عدم قطعیت، تحلیل فضایی تغییرات نشان داد که این دو مطالعه مکمل یکدیگر هستند. در واقع، مطالعه وحیدی و همکاران (Vahidi, Vaghari, Najian, Najian & Jafarizadeh-Malmiri, 2019) تصویری کلان از تغییرات مکانی و کاهش اراضی مناسب در سطح کشور ارائه می‌دهد، در حالی که مطالعه حاضر با نگاهی ریزتر و تخصصی‌تر، تغییرات زمانی مراحل فنولوژی را در مناطق اصلی تولید گردو واکاوی کرده است.



شکل ۱۰- تاریخ رخداد و توزیع تغییرات مرحله رکود یا خواب درخت گردو در دوره‌های آینده نسبت به دوره پایه

Fig. 10. Date of Occurrence and Distribution of Changes in the Dormancy Stage of Walnut Trees in Future Periods Compared with the Baseline Period

نتیجه‌گیری

درخت گردو از درختان حساس در مقابل تغییرات دمایی است لذا با توجه به اهمیت تغییرات دمایی در بحث تولید این محصول و همچنین تغییرات اقلیمی احتمالی لازم است افزون بر ضرورت انجام مطالعات پایه‌ای توجه ویژه‌ای به پیش‌نمایی این تغییرات اقلیمی در دوره‌های آینده شود. لذا در این پژوهش به پیش‌نمایی تغییرات اقلیمی و اثرات آن بر مراحل مختلف فنولوژی درخت گردو پرداخته شد. به این منظور در پژوهش حاضر ضمن ارزیابی ۱۵ مدل CMIP6 و همادی کردن مدل‌های برتر در شبیه‌سازی تغییرات دمای کمینه و بیشینه به پیش‌نمایی آن‌ها تحت دو سناریوی SSP2-4.5 و SSP5-8.5 در دو دوره زمانی آینده (۲۰۲۱-۲۰۴۰ و ۲۰۴۱-۲۰۶۰) نسبت به دوره مشاهداتی (۱۹۹۰-۲۰۲۰) پرداخته شد. سپس اثرات و پیامدهای این تغییرات بر مراحل مختلف فنولوژی درخت گردو در غرب ایران بررسی شد. نتایج حاصل نشان داد که دمای کمینه به طور متوسط سناریوهای مورد بررسی در پهنه مورد مطالعه در دوره آینده نزدیک بین ۱ تا ۲ درجه سلسیوس و در دوره آینده دور، بین ۲/۱ تا ۳/۳ درجه سلسیوس نسبت به دوره پایه افزایش پیدا خواهد کرد. دمای بیشینه نیز در دوره آینده نزدیک، بین ۰/۸ تا ۱/۱ درجه سلسیوس و در دوره آینده دور بین ۱/۸ تا ۲/۱ درجه سلسیوس افزایش پیدا خواهد کرد. توزیع مکانی این تغییرات نیز نشان داد که مناطق شمالی و پر ارتفاع منطقه تغییرات بیشتری نسبت به مناطق جنوبی و کم ارتفاع منطقه دارند.

بر اساس نتایج با توجه به تغییرات دمایی پیش‌نمایی شده زمان رخداد مرحله جوانه‌زنی گردو در دوره‌های آینده مورد بررسی بین ۲ تا ۱۴ روز و گلدهی نیز بین ۳ تا ۱۵ روز زودتر نسبت به دوره پایه رخ می‌دهد. بر این اساس تاریخ‌های جوانه‌زنی و گلدهی نیز در دوره‌های آینده نسبت به دوره پایه به جلوتر کشیده خواهند شد و همچنین فاصله بین جوانه‌زنی و گلدهی نیز کوتاهتر خواهد شد که ناشی از افزایش دما در سطح منطقه مورد مطالعه است. نتایج حاصل از تغییرات سایر مراحل فنولوژی درخت گردو نیز نشان داد که مرحله آغاز رشد گردو در پهنه مورد مطالعه در دوره آینده نزدیک بین ۳ تا ۱۱ روز و در دوره آینده دور بین ۸ تا ۱۷ روز زودتر از دوره پایه شروع خواهد شد. همچنین بررسی مرحله تکمیل نمو میوه گردو نیز به تبعیت از تغییرات دمایی و شرایط ارتفاعی زودتر از دوره پایه شروع خواهد شد. به طوری که این میزان برای دوره آینده نزدیک در پهنه مورد مطالعه بین ۶ تا ۱۷ روز و در دوره آینده دور بین ۱۶ تا ۲۹ روز در تغییر خواهد بود. بر این اساس برداشت گردو نیز در دوره آینده نزدیک بین ۷ تا ۱۹ روز و در دوره آینده دور بین ۱۹ تا ۳۳ روز زودتر نسبت به دوره پایه شروع خواهد شد. بیشترین تغییرات مراحل فنولوژیکی فوق در دوره‌های آینده نیز مربوط به نواحی سردسیر در شمال و شرق منطقه مورد مطالعه و کمترین تغییرات نیز مربوط به نواحی گرمسیر در جنوب و جنوب غرب منطقه است. بر اساس نتایج مرحله خزان درخت گردو در دوره آینده نزدیک در منطقه مورد مطالعه بین ۸ تا ۲۱ روز و در دوره آینده دور بین ۲۱ تا ۳۷ روز دیرتر نسبت به دوره پایه شروع خواهد شد. دوره رکود و خواب درخت گردو نیز همچون دوره خزان دیرتر از دوره پایه رخ خواهد داد به طوری که در دوره آینده نزدیک این میزان برابر با ۹ تا ۲۲ روز و در دوره آینده دور، بین ۲۲ تا ۲۹ روز خواهد بود. بیشترین تغییرات شاخص‌های مذکور نیز مربوط به نواحی سردسیر در شمال و شرق منطقه مورد مطالعه و کمترین تغییرات نیز مربوط به نواحی گرمسیر در جنوب و جنوب غرب منطقه است.

با توجه به نتایج حاصل از افزایش دمای هوا مراحل فنولوژیکی درخت گردو زودتر آغاز می‌شود و این درختان که نسبتاً زود گلده هستند، بیشتر در معرض خطر سرما و یخبندان قرار خواهند گرفت هر چند که تمام مراحل فنولوژی تحت تأثیر سرما و یخبندان است، اما این شدت برای مراحل تبدیل رویشی به زایشی مخرب‌تر خواهد بود. زیرا فرصتی برای جبران و زایش مجدد را از درختان می‌گیرد. این حساسیت برای درخت گردو از نظر سرما و یخبندان قابل توجه می‌باشد و خسارات آن شدیدتر است. از طرفی دیگر، تغییرات افزایشی دمایی کمینه در انتهای فصل سرد نیز، ظهور زودهنگام مراحل فنولوژی را تسریع می‌بخشد و این شرایط ریسک سرما و یخبندان را در مرحله جوانه‌زنی تا گلدهی درختان را بیشتر می‌کند. همچنین با توجه به افزایش دماهای بهشتینه و هم‌زمانی آن با مرحله فنولوژی نمو میوه، می‌تواند ریسک آسیب گرمایی، کاهش کیفیت میوه و افزایش نیاز آبی درختان را به همراه داشته باشد. بر این اساس با تغییرات دمایی پهنه‌های آبی و اقلیمی موجود نیز دچار تغییر می‌گردند که به دنبال آن شاخص‌های اقلیم کشاورزی و مراحل فنولوژیکی نیز دچار تغییر خواهند شد. بنابراین لازم است مسئولین و برنامه‌ریزان مربوطه در بخش‌های مختلف کشاورزی راهکارهای لازم برای کاهش پیامدها و یا سازگاری با شرایط آب‌وهوایی جدید را اتخاذ نمایند.

References

- Ahmadi, H., Baaghideh, M., & Dadashi-Roudbari, A. (2021). Climate change impacts on pistachio cultivation areas in Iran: a simulation analysis based on CORDEX-MENA multi-model ensembles. *Theoretical And Applied Climatology*, 145(1), 109-120. <https://doi.org/10.1007/s00704-021-03614-z>
- Ahmadi, H., Fallahghalhari, Gh., & Baaghideh, M. (2018). Impacts of climate change on Apple tree cultivation areas in Iran. *Climate Change Journal*, (1&2), 91-153. <https://doi.org/10.1007/s10584-018-2316-x>
- Anwar, M. R., Li Liu, D., Farquharson, R., Macadam, I., Abadi, A., Finlayson, J., ... & Ramilan, T. (2015). Climate change impacts on phenology and yields of five broadacre crops at four climatologically distinct locations in Australia. *Agricultural Systems*, 132, 133-144. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2014.09.010>

- Azizzadeh, J. (2019). *Evaluating the consequences of climate change on trees in Iran's tropical regions (case study: date palm tree)*. [Master's thesis, Hakim Sabzevari University]. Faculty of Geography and Environmental Sciences. [In Persian]
- Baniasadi, A., Mazidi, A., Mozaffari, G. A., & Omidvar, K. (2023). Climate Change and its Effect on Agricultural Climate Indices of Pistachio Tree in Kerman Province A case study of Rafsanjan Station. *The Journal Of Geographical Research On Desert Areas*, 11(1), 179-191. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/grd.2023.20098.1579>
- Cerovic, S., Golosin, J., Todorovic, S., & Bijelic, V. (2010). Walnut (*Juglans regia* L.) selection in Serbia. *Horticulture Science*, 37(1), 1-5.
- Charrier, G., Bonhomme, M., Lacointe, A., & Améglio, T. (2011). Are budburst dates, dormancy and cold acclimation in walnut trees (*Juglans regia* L.) under mainly genotypic or environmental control? *International Journal Of Biometeorology*, 55(6), 763-774. <https://doi.org/10.1007/s00484-011-0470-1>
- Cosmulescu, S., & Lonescu, M. (2018). Phenological calendar in some walnut genotypes grown in Romania and its correlations with air temperature. *International Journal Of Biometeorology*, 62, 2007-2013. <https://doi.org/10.1007/s00484-018-1606-3>
- Falah Ghalhari, G. (2012). *Evaluating the effects of climate change on citrus cultivation areas in Iran*. [Doctoral dissertation, University of Isfahan]. Faculty of Geography, Department of Physical Geography. [In Persian]
- Falco, C., Donzelli, F., & Olper, A. (2018). Climate change, agriculture and migration: a survey. *Sustainability*, 10(5), 1405. https://unimore.unifind.cineca.it/resource/item/307104?language=en_US
- Graczyk, D., & Kundzewicz, Z. W. (2015). Changes of temperature- related agro climatic indices in Poland. *Theoretical And Applied Climatology*, 124, 401-410. <https://doi.org/10.1007/s00704-015-1429-7>
- Hamidianpour, M., & Shoja, F. (2022). *Introduction to methods and techniques of climate and climate change modeling*. University of Sistan and Baluchestan press. [In Persian]
- Hamidianpour, M., Nazaripour, H., Khazaie Fizabad, E., Farzane, M., & Firoze, S. (2023). Determining the change point of temperature thresholds of heat and cold waves in Iran during 1966-2018. *Journal Of Natural Environmental Hazards*, 12(37), 133-150. [In Persian] <https://doi.org/10.22111/jneh.2023.44464.1940>
- Hamidianpour, M., Shoja, F., & Khashei-Siuki, A. (2023). Assessment and projections of climate change impacts on cotton water requirement: A case study. *International Journal Of Global Warming*, 31(3), 242-261. <https://doi.org/10.1504/IJGW.2023.133986>
- Hidalgo-Galvez, M. D., García-Mozo, H., Oteros, J., Mestre, A., Botey, R., & Galán, C. (2017). Phenological behaviour of early spring flowering trees in Spain in response to recent climate changes. *Theoretical And Applied Climatology*, 132, 263-273. <https://doi.org/10.5772/intechopen.88259>
- IPCC. (2021). *Summary for Policymakers. In: Climate Change 2021: The Physical Science Basis*. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. Cambridge University Press. <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/>
- Karydas, G. C., Gitas, L., Koutsogiannaki, E., Lydakis-Simantiris, N., & Silleos, G. N. (2009). Evaluation of spatial interpolation techniques for mapping agricultural topsoil properties in crete. *Earsel Eproceedings*, 8, 1. https://eproceedings.uni-oldenburg.de/website/vol08_1/08_1_karydas1.pdf
- Khan, W., Hussain, M., Ali, K., Ali, M., & Nisar, M. (2020). Distribution and phenotypic variation in *Juglans regia* L. growing in Hindu Kush ranges of Pakistan. *Acta Ecologica Sinica*, 40(5), 363-372. <https://doi.org/10.1016/j.chnaes.2020.02.009>
- Kohi, S., Hamidianpour, M., Khosravi, M., & Ahmadi, H. (2025). Analysis of the performance of CMIP6 models in simulating minimum and maximum temperatures and projecting their changes in the mountainous regions of western Iran. *Geography And Spatial Modeling In The Atmosphere Journal*. [In Persian] <https://doi.org/10.22034/gsma.2025.2053939.1062>

- Majdi, F., Hosseini, S. A., Karbalaee, A., Kaseri, M., & Marjanian, S. (2022). Future projection of precipitation and temperature changes in the Middle East and North Africa (MENA) region based on CMIP6. *Theoretical And Applied Climatology*, 147, 1249–1262. <https://doi.org/10.1007/s00704-021-03916-2>
- Mariana, S., & Sina Niculina, C. (2017). Effect of Climatic Conditions on Flowering of Walnut Genotypes in Romania, *Journal Of Nuts*, 8(2), 161-167.
- Mesgari, E., Hosseini, S. A., Houshyar, M., Kaseri, M., & Safarpour, F. (2023). Future projection of early fall and late spring frosts based on EC-earth models and shared socioeconomic pathways (SSPs) scenarios over Iran plateau. *Natural Hazards*, 119(3), 1421-1435. <https://doi.org/10.1007/s11069-023-06155-y>
- Modala, N. R., Ale, S., Goldberg, D. W., Olivares, M., Munster, C. L., Rajan, N., & Feagin, R. A. (2016). Climate change projections for the Texas High Plains and Rolling Plains. *Theoretical And Applied Climatology*, 129, 263-280. <https://doi.org/10.1007/s00704-016-1773-2>
- Moradjani, S. (2016). *Investigating the impact of climate change on the zoning of walnut tree cultivation in Lorestan province using the LARS model and GIS*. [Master's thesis, University of Lorestan]. Department of Physical Geography. [In Persian]
- Namroodi, M., Hamidianpour, M., & Poodineh, M.R. (2021). Spatio-temporal analysis of changes in heat and cold waves across Iran over the statistical period 1966–2018. *Arabian Journal Of Geosciences*, 14(10), 857. <https://doi.org/10.1007/s12517-021-07161-9>
- Pomerolm J. C., & Romero, S. B. (2000). *Multicriterion decision in management: principles and practice*. Kluwer Academic, Netherlands. <https://doi.org/10.1007/978-1-4615-4459-3>
- Raju, K. S., & Nagesh Kumar, D. (2018). *Impact of Climate Change on Water Resources with Modeling Techniques and Case Studies*. Springer Singapore. Springer Nature Singapore Pte Ltd. <https://doi.org/10.1007/978-981-10-6110-3>
- Riahi, K., Van Vuuren, D. P., Kriegler, E., Edmonds, J., O'Neill, B. C., Fujimori, S., ... & Lutz, W. (2017). The shared socioeconomic pathways and their energy, land use, and greenhouse gas emissions implications: an overview. *Global Environmental Change*, 42, 53-168. <https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2016.05.009>
- Robin, J., Bernard, A., Albouy, L., Papillon, S., Tranchand, E., Hebrard, M. N., ... & Toillon, J. (2024). Description of Phenological Events of Persian Walnut (*Juglans regia* L.) according to the Extended BBCH Scale and Historical Scales. *Horticulturae*, 10(4), 402. <https://doi.org/10.3390/horticulturae10040402>
- Salari Salajegheh, M. (2022). *Analysis of climatic risks of walnut cultivation in Baft county*. (Master's thesis). Yazd University, Department of Geography. [In Persian]
- Sobhani, B., Ganji, M., & Goldoust, A. (2017). Determination and Investigation about Beginning and End Dates of Early and Late Freezes and Possibility of its Continuity, Intensity and Succession in Ardabil Province. *Physical Geography Research*, 49(1), 39-53. [In Persian] <https://doi.org/10.22059/JPHGR.2017.61578>
- Soleimani, A., Rabiei, V., Hassani, D., & Mozaffari, M. R. (2019). Phenological characteristics of walnut (*Juglans regia* L.) genotypes under environmental conditions of Karaj in Iran. *Crop Breeding Journal*, 9(1 & 2), 1-22. [In Persian] <https://civilica.com/doc/1839723/>
- Sreelatha, K., & Raj, A. P. (2019). Ranking of CMIP5-based global climate models using standard performance metrics for Telangana region in the southern part of India. *Ish Journal of Hydraulic Engineering*, 27, 1–10. <https://doi.org/10.1080/09715010.2019.1634648>
- Vahdati, K., Massah Bavani, A., Khosh-khui, M., Fakour, P., & Sarikhani Khorami, S. (2018) Land Suitability Classification for Persian Walnut Cultivation in Iran Using Geographic Information System (GIS). *Iranian Journal of Horticultural Science and Technology*, 19(4), 403-418. <http://journal-irshs.ir/article-1-298-fa.html>
- Vahdati, K., Massah Bavani, A. R., Khosh- Khui, M., Fakour, P., & Sarikhani, S. (2019). Applying the AOGCM-AR5 models to the assessments of land suitability for walnut cultivation in response to climate change: A case study of Iran. *Plos One*, 14(6), e0218725. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0218725>

- Vahidi, A., Vaghari, H., Najian, Y., Najian, M. J., & Jafarizadeh-Malmiri, H. (2019). Evaluation of three different green fabrication methods for the synthesis of crystalline ZnO nanoparticles using Pelargonium zonale leaf extract. *Green Processing and Synthesis*, 8(1), 302-308. <http://dx.doi.org/10.1515/gps-2018-0097>
- Zhang, G., Su, X., Singh, V. P., & Ayantobo, O. O. (2021). Appraising standardized moisture anomaly index (SZI) in drought projection across China under CMIP6 forcing scenarios. *Journal Of Hydrology: Regional Studies*, 37, 100898. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2021.100898>
- Zhao, C., Liu, B., Piao, S., Wang, X., Lobell, D. B., & Huang, Y. (2025). Climate change threatens global crop yields and food security. *Global Change Biology*, 31, 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.jeem.2021.102462>

(Research Journal)
VOLUME 15, NO 58, Summer 2026
CONTENTS

An Automatic Method for Flood Event Selection and Characterization: A Case Study of Kajo River Basin, Iran	1
Fatemeh Ganji Gohari, Hamid Nazaripour, Mohammad Reza Poodineh, Mohsen Hamidianpour, Ali Reza Ghaemi, Reza Teimouri	
Prioritization of Flood Potential in Sub-Basins Flowing from the Northern and Southern Slopes to Tabriz Metropolis Using SWARA-MABAC Methods and Morphometric Indices	27
Mohammad Hossein Rezaei Moghaddam, Shahram Roostaei, Tohid Rahimpour, Abdolhamid Sartipi	
Analysis of Early Warning Signals of Desertification Risk Using Time Series of Remote Sensing Based Indices (Case Study: Mashhad County, Razavi Khorasan Province, Iran)	44
Abdolhossein Boali, Morteza Akbari	
Flood Risk Assessment, Prediction and Zonation in the Kashafrud Basin Using Machine Learning Algorithms	63
Mohammad Ali Zangeneh Asadi, Leila Goli Mokhtari, Mahnaz Naemitabar	
Modeling and Forecasting Riverbed Changes and Riparian Land Use Patterns along the Aras River in Ardabil Province	93
Reza Talaei, Alireza Habibi	
Analyzing the Factors Influencing Avalanche Occurrence Using Multivariate Statistical Methods (Case Study: Karaj Dam Watershed)	118
Majid Kazemzadeh, Zahra Noori	
Identification of Threat Drivers and Assessment of Key Pressures Affecting Water Resources in Khuzestan Province, Iran	141
Parvaneh Sobhani, Afshin Danehkar	
Comparative Analysis of Logistic Regression and Random Forest Algorithms for Landslide Susceptibility Mapping: A Case Study of the Haraz Road, Mazandaran, Iran	163
Jalal Samia	
Predicting Wildfire Occurrence Risk in the Forests and Rangelands of Mazandaran Province by Comparing Regression and Machine Learning Models	187
Ardavan Ghorbani, Mohadeseh Amiri	
Interpretability of Machine Learning Algorithms in Drought Susceptibility Mapping (Case Study: Khozestan Province, Iran)	205
Seyedeh Zeinab Shogrkhodaei, Amanollah Fathnia, Seyed Vahid Razavi-Termeh	
Forecasting and Trend Analysis of Precipitation in the Navrud Watershed Based on CMIP6 Climate Models	229
Mousa Abedini, Tayebbeh Babaei olam	
Risk Analysis of the Impacts of Rising Temperature on the Phenological Cycle of Walnut in Western Iran Using CMIP6 Climate Models	252
Sanam Kohi, Mohsen Hamidianpour, Mahmood Khosravi, Hamzeh Ahmadi	

Editor-in-Chief: Prof. Seyed Reza Hosseinzadeh

Department of Geography Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Director: Prof. Seyed Reza Hosseinzadeh

Department of Geography, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

English Language Editor: Dr. Mahdiah Ghayoor Bolorfroshan

Department of Geography, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Managing Editor: Dr. Masoud Rahimi

Department of Geography, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Executive Director: Dr. Mahdiah Ghayoor Bolorfroshan

Department of Geography, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Language Editor: Ensieh Sabokkhiz Khayat

Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Cover photo: Morteza Akhondi

International Editorial Board:

Prof. Victor R. Baker

Department of Hydrology and Water Resource, University of Arizona, USA

Prof. Ziyadin Çakir

Department of Geology, Istanbul Technical University, Turkey

Prof. Gao-Lin Wu

Institute of Water and Soil Conservation, Chinese Academy of Sciences

Dr. Masoud Irannezhad

Department of Civil Engineering, Australian College of Kuwait, Mubarak Al-Kabeer, Kuwait

Dr. Dimitris G. Kaskaoutis

Chemical Engineering, University of Western Macedonia: Kozani, Greece

Prof. Mingrui Qiang

Arid Environment and Climate Change, Lanzhou University Lanzhou, China

Iranian Editorial Board:

Dr. Morteza Akbari

Department of Natural Resources and Environment, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Dr. Hamid Ejtehad

Department of Biology, Sciences, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Dr. Mohammad Reza Esfehiani

Department of Civil Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Dr. Bakhtiar Feizizadeh

Department of Geography, University of Tabriz, Tabriz, Iran

Prof. Manijeh Ghahroudi Tali

Department of Geography, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

Dr. Alireza Karimi

Department of Soil Sciences, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Prof. Golamreza Lashkaripour

Department of Geology, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Dr. Abolfazl Masudian

Department of Physical Geography, University of Isfahan, Isfahan, Iran

Dr. Masoud Minaei

Department of Geography, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Dr. Masoud Mirzaei Shahrabi

Department of Chemistry, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Dr. Hossein Mohammadzadeh

Department of Geology, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Dr. Alireza Rashki

Department of Natural Resources and Environment, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Dr. Hossein Shafizadeh-Moghadam

Department of Water Engineering and Management, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

Dr. Shaban Shataee Joybari

Department of Forest Sciences, University of Gorgan, Gorgan, Iran

Dr. Kkalil Valizadeh Kamran

Department of Remote Sensing and GIS, Tabriz University, Tabriz, Iran

Dr. Mojtaba Yamani

Department of Physical Geography, University of Tehran, Tehran, Iran

Dr. Azar Zarrin

Department of Geography, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Geography and Environmental Hazards (ISSN:2322-1682) is published four times a year in June, September, December and March by Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.

Postal Code: 9177948883, Tel: +98(0) 5138805273 Fax: +98(0) 51 38794144

E-mail: geo.eh@um.ac.ir Website : <http://geoeh.um.ac.ir>

Aims

Geography and Environmental Hazards is an interdisciplinary Iranian research journal that highlights geographical themes such as the degree of geographical hazard in various regions, human exposure to risk, vulnerability, public awareness, disaster response, and planning strategies to mitigate the impacts of environmental hazards.

The journal also addresses the role of hazards in influencing development processes, particularly in developing countries, and engages with issues related to efficiency, social equity, and sustainability.

Scopes

The journal welcomes high-quality original research articles, review papers, short communications, case studies, methodological contributions, and applied research on the following topics:

- **Geological and Geomorphological Hazards:** Earthquakes, soil liquefaction, volcanic eruptions, lahars, tsunamis, land subsidence, landslides, lateral spreading, debris flows, rockfalls, mudflows, avalanches, soil piping, and related processes.
- **Hydrological -geomorphological Hazards:** Riverine floods, urban inundation, sea-level fluctuations, coastal erosion, water erosion, wind erosion, dune migration, salt weathering, saline water intrusion, desertification, and soil salinization.
- **Climatic and Atmospheric Hazards:** Climate change, dust storms, haboobs, firestorms, blizzards, tornadoes, extreme weather events, droughts, severe frosts, heatwaves, fog, lightning, cosmic radiation, and ultraviolet exposure.
- **Bio-physical and Biological Hazards:** Natural wildfires, agricultural frosts, allergies, viral outbreaks, food poisoning, epidemics, chronic diseases (e.g., cancer), plant pests and diseases, and insect infestations.
- **Technological Hazards:** Air, soil, and water pollution, industrial contamination, chemical hazards, noise pollution, nuclear radiation, electronic waste, radioactive waste, dam failures, transport accidents, fires, chemical spills, and anthropogenic construction hazards.
- **Socio-cultural Hazards:** Mental health crises, aggression, stress and depression, ethnic and social conflicts, theft, drug addiction, conventional and hybrid warfare, political unrest, border disputes, high-risk behaviors, and urban–rural vulnerabilities.
- **Environmental Hazard Management:** Crisis management, active and passive risk management, emergency response and rescue, post-disaster recovery, and strategic planning for hazard mitigation.

Guide for Authors

The *Journal of Geography and Environmental Hazards* accepts articles exclusively on topics related to environmental hazards (both natural and human-induced) due to its specialized nature. Articles must represent the original research of the author(s) and should not have been previously published in any domestic or international journals, conference proceedings, or submitted simultaneously to another journal.

Article Submission Process

Online Submission System:

The *Journal of Geography and Environmental Hazards* processes only articles submitted through its official website: <https://geoeh.um.ac.ir/author>

Language and Style:

Articles are accepted in Persian with an extended abstract in English.

Types of Articles

- Original research articles
- Review articles
- Short communications
- Technical notes or methodological articles
- Case studies

Note:

- Articles presented at conferences may be considered if they include significant revisions and additional content.
- Review articles that cover recent advancements in the journal's topics will only be accepted from experienced authors with relevant research publications.

Article Preparation

For detailed information on the structure of each section of the article, click [here](#).

Conflict of Interest and Commitment Forms:

Authors must upload these forms during article submission.

[Conflict of interest Form](#)

[Authorship statement Form](#)

Formatting Requirements

The article structure should include:

1. Extended abstract in English (comprising *Introduction* (Purpose, literature review, etc.), *Materials and Methods*, *Results and Discussion*, *Conclusion*),
2. Title, abstract, and keywords,
3. Main sections: *Introduction*, *Study Area*, *Materials and Methods*, *Results and Discussion*, *Conclusion*, and *References*.

Important: For accuracy, both Persian and English versions of the extended abstract must be submitted.

Word Count Limits:

- Main article text: 3,000–7,000 words
- Extended English abstract: 700–1,500 words
- Keywords: 3–5 words
- References: 20–50 for research articles; 50–300 for review articles

Formatting Guidelines

- Articles should be submitted in A4 format, single-column, and without logos.
- All pages must be numbered, and the article length (excluding tables and figures) must not exceed 15 pages.
- Margins: 3.5 cm (top and bottom), 3 cm (left and right).
- Line spacing: Single.
- Footnotes must restart numbering on each page.
- Main and subheadings should not be numbered.
- Numerical data in the text must be in Persian numerals, except within tables and figures.
- Figure captions (below) and table titles (above) should be bilingual (Persian and English).
- In-text citations and references must be in English (parentheses in Persian font).
- Use half-spaces throughout the text.
- Numbered or bulleted lists should have a 0.5 cm indent before the text.

Font

- Persian text: B Nazanin
- English text: Times New Roman
- Font sizes:
 - Persian and English titles: 16, 14(bold)
 - Main headings: 12 (bold)
 - Body text: 12
 - Latin text: 10
 - Scientific names: Italic
 - Captions for figures and tables: 11 (Persian), 10 (English)
 - Table and figure numbers: Bold

Tables

- Submit tables in editable text format, not as images.
- Place tables near their related text or in a separate section at the end.
- Number tables sequentially based on their appearance in the text.
- Provide bilingual titles (Persian: B Nazanin, 11, Bold; English: Times New Roman, 10, Bold).
- Data in Persian tables must include English equivalents.
- Avoid vertical lines and shading in table cells.

Figures and Images

- Submit figures/images as separate files and reference them in the text.
- Number figures/images sequentially as they appear.
- Titles for figures/images must be bilingual (below the figure: Persian, B Nazanin, 11; English, Times New Roman, 10).

Mathematical Equations

- Present equations in two-column invisible tables.
- Number equations sequentially, enclosed in parentheses.
- Use Times New Roman, font size 10, for equations.

Units of Measurement

- Follow the SI (metric) system.
- Use exponential notation (e.g., m s^{-1} instead of m/s).

References

- Use the 6th edition of the APA citation style. Tools like EndNote or Word are recommended.
- In-text citations and the reference list must be in English.
- For Persian sources, provide English bibliographic details from official pages or sites and indicate [In Persian].
- Ensure all citations include DOI if available.
- Follow alphabetical order for author names in the reference list.

Publication Fees

The *Journal of Geography and Environmental Hazards* does not charge for the initial review. However, accepted articles must pay a fee of 6 million Rials for editing and publication costs.

Promoting Published Articles

- Share your article on platforms like ResearchGate, Academia.edu, and Mendeley.
 - Create an ORCID ID and link your article to your profile.
 - Promote your article on social media using relevant hashtags.
 - Cite the article in your presentations and share slides on platforms like SlideShare.
 - Share your article's DOI link with colleagues and in your email signature.
 - Share your slides related to the article on platforms such as SlideShare.
- Send your article to colleagues, researchers, and relevant research groups via email, and include the article's DOI link in your email signature.

(Research Journal)
VOLUME 15, NO 58, Summer 2026
CONTENTS

An Automatic Method for Flood Event Selection and Characterization: A Case Study of Kajo River Basin, Iran	1
Fatemeh Ganji Gohari, Hamid Nazaripour, Mohammad Reza Poodineh, Mohsen Hamidianpour, Ali Reza Ghaemi, Reza Teimouri	
Prioritization of Flood Potential in Sub-Basins Flowing from the Northern and Southern Slopes to Tabriz Metropolis Using SWARA-MABAC Methods and Morphometric Indices	27
Mohammad Hossein Rezaei Moghaddam, Shahram Roostaei, Tohid Rahimpour, Abdolhamid Sartipi	
Analysis of Early Warning Signals of Desertification Risk Using Time Series of Remote Sensing Based Indices (Case Study: Mashhad County, Razavi Khorasan Province, Iran)	44
Abdolhossein Boali, Morteza Akbari	
Flood Risk Assessment, Prediction and Zonation in the Kashafrud Basin Using Machine Learning Algorithms	63
Mohammad Ali Zangeneh Asadi, Leila Goli Mokhtari, Mahnaz Naemitabar	
Modeling and Forecasting Riverbed Changes and Riparian Land Use Patterns along the Aras River in Ardabil Province	93
Reza Talaei, Alireza Habibi	
Analyzing the Factors Influencing Avalanche Occurrence Using Multivariate Statistical Methods (Case Study: Karaj Dam Watershed)	118
Majid Kazemzadeh, Zahra Noori	
Identification of Threat Drivers and Assessment of Key Pressures Affecting Water Resources in Khuzestan Province, Iran	141
Parvaneh Sobhani, Afshin Danehkar	
Comparative Analysis of Logistic Regression and Random Forest Algorithms for Landslide Susceptibility Mapping: A Case Study of the Haraz Road, Mazandaran, Iran	163
Jalal Samia	
Predicting Wildfire Occurrence Risk in the Forests and Rangelands of Mazandaran Province by Comparing Regression and Machine Learning Models	187
Ardavan Ghorbani, Mohadeseh Amiri	
Interpretability of Machine Learning Algorithms in Drought Susceptibility Mapping (Case Study: Khozestan Province, Iran)	205
Seyedeh Zeinab Shogrkhodaei, Amanollah Fathnia, Seyed Vahid Razavi-Termeh	
Forecasting and Trend Analysis of Precipitation in the Navrud Watershed Based on CMIP6 Climate Models	229
Mousa Abedini, Tayebbeh Babaei olam	
Risk Analysis of the Impacts of Rising Temperature on the Phenological Cycle of Walnut in Western Iran Using CMIP6 Climate Models	252
Sanam Kohi, Mohsen Hamidianpour, Mahmood Khosravi, Hamzeh Ahmadi	



Ferdowsi University of Mashhad



Vol.15, No. 2, Summer 2026

Journal of Geography and Environmental Hazards

Research Journal



Published by: Ferdowsi University of Mashhad ISSN: 2322-1682

War-Induced Social Hazards and Vulnerability:
The Case of Shajare-Tayyebi School, Minab, Iran (2026)