

ارزیابی الگوریتم SPA و امکان‌سنجی استفاده از برون‌داد مدل MM5 برای تخمین داده‌های مفقود ناشی از ابرناکی در تصاویر LST مودیس

نگار سیاهی - دانشجوی دکتری هواشناسی کشاورزی، گروه علوم مهندسی آب، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

سید حسین ثنایی نژاد^۱ - استاد گروه علوم مهندسی آب، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

بیژن قهرمان - استاد گروه علوم مهندسی آب، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

تاریخ تصویب: ۱۳۹۷/۷/۱۴

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۴/۱۲

چکیده

روش‌های اندکی به امکان‌سنجی استفاده از برون‌داد مدل‌های پیش‌بینی عددی در تخمین مقادیر از دست‌رفته تصاویر سنجش‌ازدور پرداخته‌اند. بدین منظور در تحقیق حاضر علاوه بر ارزیابی الگوریتم SPA در بازسازی تصاویر، امکان استفاده از برون‌داد مدل پیش‌بینی عددی MM5 در تخمین مقادیر مفقود تصاویر سنجش‌ازدور بررسی شد. این مطالعه با استفاده از سری زمانی تولیدات LST مودیس در سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۰ میلادی و برای منطقه شمال شرق ایران انجام شده است. نتایج شبیه‌سازی‌ها بر اساس شاخص‌های اعتبارسنجی RMSE، AD و R^2 با یکدیگر مقایسه شدند. ارزیابی‌های کمی نشان دادند که روش SPA با مقدار میانگین خطای $1/48$ درجه سلسیوس، $RMSE = 1/95$ و $R^2 = 0/79$ دقت مناسب و عملکرد خوبی در تخمین مقادیر مفقود دارد. اعتبارسنجی و مقایسه الگوریتم‌ها در حالت پایه (آزمون ۱) و حالت استفاده از برون‌داد مدل MM5 (آزمون ۲) نشان دادند که در صورت نبود تصاویر کمکی مناسب سنجش‌ازدور می‌توان از خروجی مدل MM5 در الگوریتم‌های هیبرید و بازسازی تصاویر استفاده نمود. ارزیابی بصری تصاویر بازسازی شده نشان داد که اجرای الگوریتم SPA برای هر دو آزمون، در بافت تصاویر مورد مطالعه الگوی مکانی مصنوعی ایجاد نکرد و روند تغییرات مکانی LST حفظ شد.

کلیدواژه‌ها: ابرناکی، الگوریتم، داده مفقود، LST، MM5

۱. مقدمه

پایش، تخمین و پیش‌بینی دقیق توزیع مکانی و زمانی پارامترهای هواشناسی و اقلیمی کاربردهای وسیعی در مطالعات محیطی دارند. از این میان دمای سطح زمین (LST^1) پارامتر مهمی در کنترل گرمای سطح و تبادل آب با اتمسفر است (Li et al., 2013). پارامتر مذکور به صورت مستقیم و غیرمستقیم در بسیاری از مخاطرات مانند تغییر اقلیم، خشکسالی، سیل و غیره تأثیر می‌گذارد. در حال حاضر تصاویر سنجنش‌ازدور یکی از مهم‌ترین منابع اطلاعاتی برای برآورد دمای سطح زمین به شمار می‌روند (Hengel et al., 2012). تکنیک سنجنش‌ازدور، با پایش و سنجنش پارامترهای محیطی و هواشناسی می‌تواند خلأ مکانی و زمانی موجود در اطلاعات حاصل از روش‌های سنتی جمع‌آوری داده را پر کند اما وجود آلاینده‌ها در هوا، ابرناکی و از کار افتادن ابزار سنجنده‌ها، باعث از دست رفتن اطلاعات عظیمی شده و به اصطلاح در تصاویر ماهواره‌ای حفره ایجاد می‌شود. تاکنون روش‌های متعددی برای تخمین مقادیر از دست‌رفته پیشنهاد شده‌اند. با مرور مطالعات مختلف مشخص شد به‌طور کلی رویکردهای تخمین مقادیر از دست‌رفته در تصاویر سنجنش‌ازدور به سه دسته مکانی، زمانی و یا مکانی-زمانی تقسیم می‌شوند.

روش‌های زمانی تخمین داده‌های مفقود، پالایه‌هایی هستند که بر مبنای محاسبات ریاضی به دست می‌آیند. از معروف‌ترین آنها می‌توان به پالایه (Savitzky & Golay, 1964) اشاره کرد. ایشان روش ساده شده برازش حداقل مربعات را جهت هموارسازی پیچیدگی‌ها و محاسبه مشتقات مجموعه متوالی از مقادیر پیشنهاد کردند. et al., (2008) Gao داده‌های LAI^2 سنجنده مودیس را با روش پالایه زمانی بازسازی کردند. (Kandasamy et al., 2013) به مقایسه روش‌های زمانی پر کردن حفره‌ها در تصاویر سنجنش‌ازدور پرداخته‌اند. ایشان در تحقیقات خود به این نتیجه رسیدند که کارایی هر تکنیک به کاربرد و طریقه اجرای آنها بستگی دارد. علاوه بر پالایه‌های ساده، روش‌های پیچیده‌تری مانند موج فوریه (Brooks et al., 2012) و تحلیل هارمونیک (Zhou et al., 2015) نیز ارائه و روی تولیدات مختلف سنجنش‌ازدور اجرا شدند.

دسته دوم یعنی رویکردهای مکانی برای بازسازی پیکسل‌های از دست‌رفته در تصویر، از اطلاعات سایر پیکسل‌های همان تصویر استفاده می‌کنند. درون‌یابی ساده مانند نزدیک‌ترین همسایگی، درون‌یابی دو خطی (Bilinear)، روش اسپیلاین و وزن‌دهی عکس فاصله (IDW) از جمله روش‌های مکانی هستند. در اغلب این الگوریتم‌ها از میانگین وزن‌دهی شده استفاده می‌شود (Zeng et al., 2013). در این میان روش‌های زمین‌آمار مانند کریجینگ نیز توسط (Addink, 1999) در درون‌یابی داده‌های مفقود مورد استفاده قرار گرفته است. برخی از محققان نیز از درون‌یابی طیفی با روش قطعه‌بندی برای تخمین مقادیر از دست‌رفته استفاده کردند (Maxwell et al., 2007).

1 Land Surface Temperature

2 Leaf Area Index

در مقایسه با روش‌های درون‌یابی ساده، رویکردهایی که از داده‌های کمکی استفاده می‌کنند، بیشتر مورد توجه محققین قرار گرفته‌اند. از جمله روش‌های مکانی-زمانی روش تطبیق هیستوگرام کلی (GHM¹) و تطبیق هیستوگرام خطی محلی (LLHM²) تیم مشترک سازمان ملی هوا فضا/سازمان زمین‌شناسی ایالات متحده (USGS/NASA³) را می‌توان نام برد. این روش‌ها برای پر کردن راه راه شدگی تصاویر لندست پیشنهاد شدند (Mobasheri & Sadeghi, 2007). به دلیل عملکرد ضعیف روش‌های مذکور در مناطق ناهمگن (Chen et al., 2011) روش درونیاب پیکسل‌های مشابه همسایگی (NSPI) را پیشنهاد دادند. (Zhu et al., 2012) به کمک تئوری زمین آمار روش بهبود یافته NSPI را با عنوان درونیاب پیکسل مشابه همسایگی زمین آماری GNSPI ارائه دادند.

(Mohammady et al., 2014) از فرض‌های مشابه روش NSPI برای بازسازی تصاویر لندست در شمال ایران استفاده کردند. (Gerber et al., 2016) الگوریتم مکانی-زمانی مبتنی بر زیرمجموعه‌گیری را برای تخمین مقادیر مفقود داده‌های NDVI مودیس پیشنهاد کردند. هر یک از رویکردهای ذکر شده مزایا و معایب خاص خود را دارند. عواملی مانند ساختار الگوریتم، سناریوهای بکار رفته، نوع متغیر و منطقه مورد مطالعه روی نتایج تاثیرگذار هستند. از اینرو بررسی عملکرد الگوریتم‌ها روی متغیرها و مناطق مختلف ضروری به نظر می‌رسد.

علاوه بر موارد اشاره شده یافتن تصویر مناسب کمکی در روزهای ابری و یا فراهم ساختن سری زمانی طولانی به عنوان داده‌های کمکی از جمله مهم‌ترین عوامل تاثیرگذار بر نتایج روش‌های مبتنی بر سری زمانی می‌باشند (Kandasamy et al., 2013). بررسی منابع مختلف نشان داد که در رویکردهای ارائه شده برای حل این مشکل، اغلب از تصاویر سری زمانی سنجنده‌های دیگر استفاده می‌شود. این تصاویر از نظر ساختار طیفی ممکن است با سنجنده تصویر هدف متفاوت باشند و بر عملکرد الگوریتم‌ها اثر منفی بگذارند.

منابع اندکی به استفاده از داده‌هایی مانند خروجی مدل‌های پیش‌بینی عددی در تولید داده‌های پیوسته مکانی-زمانی سنجنش‌ازدور پرداخته‌اند. مدل‌های مذکور با حل معادلات اولیه حاکم بر جو و زمین به محاسبه پارامترهای مختلف محیطی و هواشناسی مانند دما در پیکره شبکه‌بندی شده کره زمین می‌پردازند (meij et al., 2009). در این راستا محققینی مانند (Boegh et al., 2004) و (Jang et al., 2010) از داده‌های مدل پیش‌بینی عددی برای تخمین مقادیر از دست‌رفته تصاویر سنجنش‌ازدور استفاده کردند. ایشان به این نتیجه رسیدند که در روزهای ابری که یافتن تصویر با زمان نزدیک به تصویر هدف مشکل است، استفاده از برونداد مدل‌های پیش‌بینی عددی می‌تواند راهگشا باشد. با توجه به مسائل مطرح شده و نیاز روزافزون به داده‌های پیوسته مکانی-زمانی دما و اهمیت آن در تحلیل بسیاری از مخاطرات مانند تغییر اقلیم، خشکسالی و سیل، هدف مطالعه حاضر ارزیابی رویکرد ارائه شده توسط

1 Global Histogram Matching

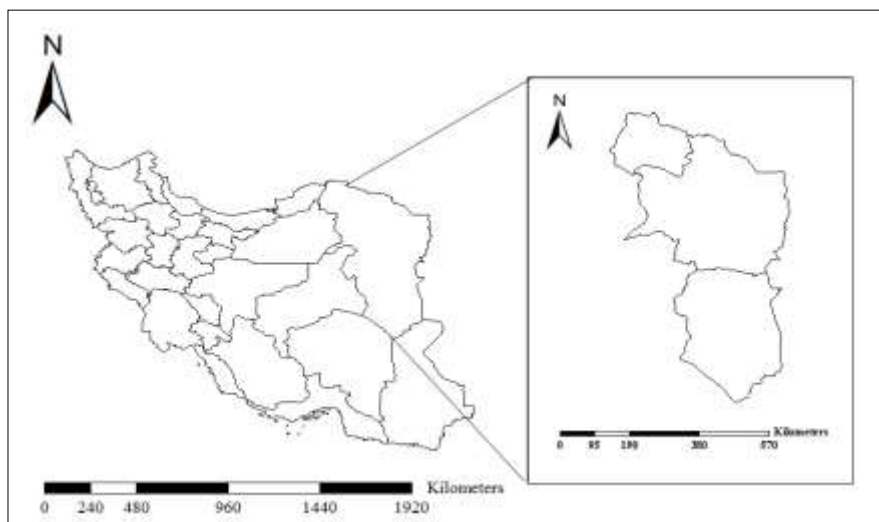
2 Linear Local Histogram Matching

3 United States Geological Survey/National Aeronautics and Space Administration

Gerber et al., (2016) برای بازسازی تصاویر LST مودیس و امکان‌سنجی استفاده از برون‌داد مدل MM5 به عنوان داده کمکی در تخمین مقادیر از دست‌رفته تصاویر LST مودیس می‌باشد.

۲. منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه شمال شرق ایران (استان‌های خراسان شمالی، خراسان رضوی و خراسان جنوبی) واقع در بین طول ۵۵ تا ۶۱ درجه شرقی و عرض ۳۰ تا ۳۸ درجه شمالی می‌باشد (شکل ۱). این منطقه با وسعت ۳۱۳۰۰۰ کیلومتر مربع جزو مناطق با توپوگرافی پیچیده و سطوح ناهمگن می‌باشد. بلندترین نقطه منطقه با ارتفاع ۳۳۰۰ متر بالاتر از سطح دریا در قله بینالود واقع شده است و خروجی دشت سرخس پست‌ترین نقطه آن با ارتفاع ۲۵۰ متر بالاتر از سطح دریا است. اقلیم کلی منطقه نیز نیمه خشک تا خشک است (احمدیان و همکاران، ۱۳۸۰).



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه

۳. مواد و روش‌ها

داده‌های مودیس (MODIS¹)

در تحقیق حاضر از محصولات LST مودیس استفاده شد. مودیس با عرض نوار اسکن ۲۳۳۰ کیلومتر و با شرایط قرارگیری روی دو ماهواره، تقریباً پوشش کاملی از زمین را در یک روز فراهم می‌آورد (Salomonson et al., 2001). این سنجنده دارای ۳۶ باند با قدرت تفکیک طیفی بالا و تفکیک مکانی ۲۵۰ متر (۲ باند)، ۵۰۰ متر (۵ باند) و ۱۰۰۰ متر (۲۹ باند) است. ۰-۱۵ درصد از پیکسل‌های تصاویر اصلی مودیس به دلیل شرایط ابری و یا سایر دلایل فاقد داده

1 MODerate resolution Imaging Spectro- radiometer

هستند (Kilibarda et al., 2014). اطلاعات دمای سطح زمین (LST) و قابلیت انتشار، یکی از تولیدات سطح ۳ مودیس (MOD11A2) می‌باشند. تفکیک مکانی داده‌ها یک کیلومتر مربع و بازه زمانی آنها ۸ روزه است. به منظور مطالعه روی تصاویر ذکر شده، سری زمانی دمای سطح زمین از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۰ از سایت (<http://modis.gsfc.nasa.gov>) دانلود شدند. در این تحقیق، مقادیر دما در تصاویر LST با استفاده از روش موجود در مقاله (Wan et al., 2004) به شرح زیر از درجه کلون به درجه سلسیوس تبدیل شدند.

$$LST_{\circ C} = ((scale\ factor \times LST_k) + offset) - 273.15 \quad (1)$$

داده‌های پیش‌بینی مدل MM5

مدل MM5 (نسل پنجم مدل میان‌مقیاس NCAR/Penn State) برای پیش‌بینی متغیرهای جوی در مقیاس سینوپتیکی به کار می‌رود. به‌طور خلاصه مدل MM5 یک مدل منطقه محدود، غیر ایستا و متأثر از عوارض زمین است که برای شبیه‌سازی یا پیش‌بینی گردش میان مقیاس جو طراحی شده است (Grell et al., 1995). در این تحقیق داده‌های مربوط به پیش‌بینی مدل MM5 از سایت سازمان NOAA¹ (<https://www.ncdc.noaa.gov>) و سازمان UCAR² (<https://www.ucar.edu>) دریافت شدند. اطلاعات دریافت شده تصاویری با تفکیک مکانی ۰/۵×۰/۵ درجه و دوره زمانی ۲۰۰۰ - ۲۰۱۰ بودند که بر اساس طول و عرض منطقه مورد مطالعه تهیه شدند. به دلیل وجود خطاهای قاعده‌مند در برونداد مدل‌های پیش‌بینی عددی، قبل از استفاده از داده‌ها به عنوان ورودی الگوریتم‌ها، بر روی آنها پس‌پردازش آماری انجام شد.

رویکرد بازسازی مقادیر از دست رفته

بررسی منابع مختلف در زمینه پرکردن حفره‌های تصاویر سنجش‌ازدور نشان داد که هر یک از الگوریتم‌های ارائه شده مزایا و معایب خود را دارند. به عنوان مثال روش‌های مکانی مانند درونیابی ساده و یا قطعه‌بندی چندمقیاسی در عین سادگی اجرا، دقت کمی دارند و در مقیاس یک پیکسل قادر به پر کردن حفره نیستند. در عین حال رویکردهای پیچیده‌تر مکانی-زمانی مانند GHM, LLHM و روش‌های زمین‌آماری نسبت به روش‌های ساده دقت بالاتری دارند. این روش‌ها در برخی موارد قادر به پر کردن حفره بزرگ نبوده و در عارضه‌های خطی مانند رودخانه دقت بالایی ندارند. بررسی‌های بیشتر نشان دادند که روش‌های پیچیده نسبت به تکنیک‌های ساده لزوماً برتری ندارند (Lloyd & Atkinson, 2002) و روشی برتر است که در عین حفظ دقت مورد انتظار، ساده بوده و به زمان و پیچیدگی محاسباتی کمتری نیاز داشته باشد. بر این اساس در تحقیق حاضر رویکرد ارائه شده توسط Gerber et al., (2016) به عنوان روش پایه انتخاب شد. ایشان از رویکرد مکانی-زمانی برای تخمین مقادیر مفقود تصاویر سنجش‌ازدور

1 National Oceanic and Atmospheric Administration

2 University Corporation for Atmospheric Research

استفاده کرده‌اند. این روش برای داده‌هایی با ساختار آرایه چهاربعدی مناسب می‌باشد. در این رویکرد پیش‌بینی مقادیر از دست‌رفته در دو مرحله اصلی صورت می‌گیرد. (۱) مرحله زیرمجموعه‌گیری (۲) پیش‌بینی مقادیر از دست‌رفته بر اساس زیرمجموعه‌ها. در اینجا توضیحات کلی روش مذکور برای تخمین یک پیکسل فاقد داده شرح داده شده است. برای راحتی ارجاع به الگوریتم (Gerber et al., 2016) در بخش‌های بعدی متن، رویکرد مذکور با عنوان الگوریتم پیش‌بینی زیرمجموعه‌ای (SPA¹) ذکر خواهد شد.

اگر متغیر $z = z[x, y, s, a] \in R \cup \{NA\}$ را به عنوان مقدار هر پیکسل در مکان و زمان خاصی در نظر بگیریم، متغیر $A = \{z: x \in I_x, y \in I_y, s \in I_s, a \in I_a\}$ آرایه چهاربعدی داده‌ها را با تعداد $N = N_x \times N_y \times N_s \times N_a$ مؤلفه نشان می‌دهد. در الگوریتم SPA، برای پیش‌بینی مقدار مفقود $z_0 = z_0[x_0, y_0, s_0, a_0]$ در A از همسایگی‌های مناسب در اطراف z_0 به صورت $B = B(z_0) \subseteq A$ استفاده می‌شود. در این حالت پیش‌بینی مقدار $z_0 = z'_0$ با برازش رگرسیون چارک به مقادیر تصویر کامل و با رتبه‌بندی (r') تصاویر کمکی حاصل می‌شود. معادله زیر، مدل‌سازی چارک α را نشان می‌دهد:

$$Q(\alpha|r') = \beta_0(\alpha) + r'\beta_1(\alpha) \quad (2)$$

بر اساس معادله (۲)، اگر $\hat{\alpha}_0$ تخمینی از چارک مقدار مفقود z'_0 باشد، می‌توان مقادیر همبستگی $\hat{\beta}_0(\hat{\alpha}_0)$ و $\hat{\beta}_1(\hat{\alpha}_0)$ را با حل مسئله کمینه‌سازی تخمین زد (McM, 2012). بدین ترتیب مقدار پیش‌بینی شده \hat{z}'_0 از معادله (۳) به دست می‌آید.

$$\hat{z}'_0 = \hat{\beta}_0(\hat{\alpha}_0) + r'_0\hat{\beta}_1(\hat{\alpha}_0) \quad (3)$$

در معادله (۳) تمام همسایگی‌های قابل قبول یافت شده (B') به صورت r' رتبه‌بندی شده‌اند. و r'_0 رتبه تصاویر با مقادیر مفقود شده z'_0 می‌باشد. همچنین در رویکرد مذکور چارک مقادیر α_0 به صورت میانگین مقادیر $\{\hat{\alpha}_{r'} : r' \in I_{r'}\}$ تخمین زده شدند.

سناریوهای شبیه‌سازی تصادفی

در بخش قبل موضوع اصلی الگوریتم SPA برای تخمین مقدار پیکسل خالی یعنی استفاده از چارک و یافتن همسایگی‌های مناسب در تصاویر سری زمانی بیان شد. برای بررسی دقیق‌تر، رویکرد مذکور روی تصاویر LST مودیس به اجرا درآمد. برای این کار از نرم‌افزار MATLAB استفاده شد. ورودی‌های الگوریتم یک تصویر اصلی و تعدادی تصویر کمکی بودند. در این تحقیق دو نوع اطلاعات کمکی برای تخمین مقادیر مفقود استفاده شدند. اطلاعات کمکی نوع اول مربوط به سری زمانی تصاویر LST مودیس و اطلاعات کمکی نوع دوم مربوط به برون‌داد

مدل MM5 بودند. برون داد مدل MM5 با هدف امکان‌سنجی استفاده از داده‌های پیش‌بینی شده در بازسازی تصاویر سنجش‌ازدور در نواحی و تاریخ‌های فاقد داده به کار رفت. پس از آماده‌سازی داده‌ها، برای بررسی کارایی رویکرد SPA چهار تاریخ انتخاب شدند. هر کدام از این تاریخ‌ها نماینده یکی از فصول سال بودند. در تصویر مربوط به هر کدام از آنها، ۱۰ ناحیه پیکسل خالی به صورت مصنوعی ایجاد شدند. این ناحیه‌ها یک ماتریس مربع شکل در نمایش ماتریسی تصاویر هستند که مختصات و اندازه آن‌ها در ماتریس به صورت تصادفی انتخاب شدند. حفره‌های مصنوعی به صورت تصادفی در منطقه مورد مطالعه به وجود آمدند تا بتوانند محدوده وسیع تغییرات پوشش زمین را در مدل‌سازی وارد کنند. شکل (۲) مختصات جغرافیایی یکی از نواحی خالی شده را نشان می‌دهد. در نهایت پیکسل‌های خالی هر ناحیه با استفاده از رویکرد SPA در دو حالت (آزمون (۱): با داده‌های کمکی LST مودیس؛ آزمون (۲): با اطلاعات برون‌داد مدل MM5) تخمین زده شدند.

ارزیابی روش‌ها

در این تحقیق برای ارزیابی عملکرد رویکرد SPA در دو حالت مختلف، از معیارهای ریشه میانگین مربعات خطا ($RMSE^1$)، میانگین اختلاف (AD^2) و ضریب تعیین (R^2) استفاده شد. معیار $RMSE$ به جهت تغییرات حساس نبوده و به اندازه‌گیری خطا می‌پردازد. هر چه مقادیر $RMSE$ به دست آمده به صفر نزدیک‌تر باشد، دقت روش برآوردی بیشتر است. ضریب تعیین هر چه به یک نزدیک‌تر باشد، دقت روش به کار رفته بالاتر است. مقدار منفی AD کم برآورد و مقدار مثبت آن نیز بیش برآورد را نشان می‌دهد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (\hat{z}_i - z_i)^2} \quad (4)$$

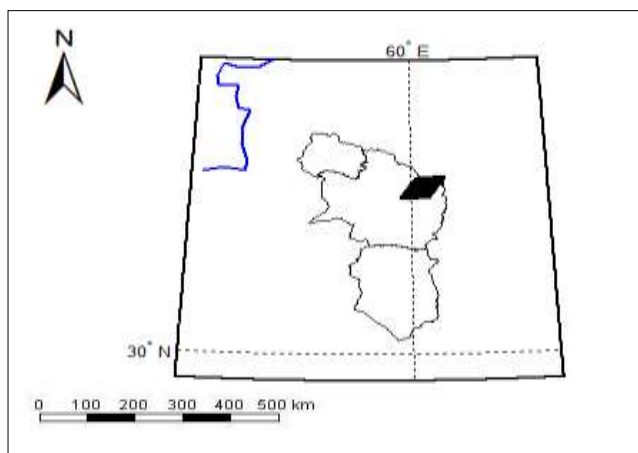
$$AD = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{z}_i - z_i)}{N} \quad (5)$$

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})(\hat{z}_i - \bar{\hat{z}})]^2}{\sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2 \sum_{i=1}^n (\hat{z}_i - \bar{\hat{z}})^2} \quad (6)$$

در روابط بالا \hat{z}_i مقادیر پیش‌بینی شده LST در نقطه i و z_i مقدار واقعی آن می‌باشند. N تعداد کل داده‌هاست.

1 Root Mean Square error

2 Average Difference



شکل ۲- موقعیت جغرافیایی حفره مصنوعی ایجاد شده در منطقه مورد مطالعه (ابعاد حفره ۱۵۰×۱۵۰ پیکسل؛ مختصات مرکز حفره (۱۰۰۰: ۴۰۱) در تصویر ۱۲۰۰×۱۲۰۰ LST مودیس)

۴. نتایج و بحث

در این تحقیق کارایی رویکرد SPA در تخمین مقادیر مفقود و امکان‌سنجی استفاده از برونداد مدل MM5 در این امر بررسی شد. الگوریتم‌ها به صورت دو آزمون با سناریوهای تصادفی بر روی سری زمانی تولیدات LST مودیس (۴۶۰ تصویر ۸ روزه) در بازه ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۰ اجرا شدند. با اجرای الگوریتم‌ها برای هر تصویر ورودی، چندین تصویر خروجی حاصل شد که به دلیل حجم نتایج به دست آمده تصویر ورودی و خروجی تاریخ ۲۰۱۱/۰۵/۱۴ برای ارائه نتایج در این بخش درج شده است.

اجرای رویکرد SPA با شبیه‌سازی سناریوهای تصادفی

نتایج اجرای الگوریتم SPA بر روی یکی از تصاویر سری زمانی LST (تاریخ ۲۰۱۱/۰۵/۱۴) در جدول (۱) ارائه شده است. در این جدول، اطلاعات مربوط به آماره‌های خطای (مقادیر متوسط خطا، بیشترین خطا و انحراف معیار خطا) هر آزمون به تفکیک ثبت شده است. آزمون (۱) مربوط به اجرای سناریوهای شبیه‌سازی با کمک سری زمانی تصاویر LST مودیس است. این سناریوها برای ارزیابی عملکرد روش SPA اجرا شده‌اند. آزمون (۲) مربوط به اجرای سناریوهای شبیه‌سازی با کمک برونداد مدل MM5 می‌باشد. این سناریوها به منظور امکان‌سنجی استفاده از داده‌های MM5 در تخمین مقادیر پیکسل‌های فاقد داده اجرا شده‌اند. با توجه به جدول (۱)، نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهند، رویکرد SPA که در این تحقیق به عنوان روش پایه استفاده شده است دارای دقت مناسبی است. بطوریکه مقدار میانگین خطای به دست آمده ۱/۴۸۷ درجه سلسیوس می‌باشد. این در حالیست که (Kilibarda et al., 2014) میانگین خطای موجود در بازسازی تصاویر LST سال ۲۰۱۱ را ± 0.2 درجه سلسیوس گزارش کردند و به این نتیجه رسیدند که روش ایشان دقت مناسبی برای تولید داده‌های پیوسته جهانی دارد. ایشان از تصاویر LST بازسازی شده با

روش SAGA GIS استفاده کرده بودند. با توجه به جدول (۱) مشاهده می‌شود که مقدار آماره‌های خطای آزمون (۲) بیشتر از آزمون (۱) به دست آمده است. بدین معنی که اجرای الگوریتم SPA با کمک نقشه‌های برون‌داد مدل MM5 دقت کمتری نسبت به آزمون ۱ دارد. این امر می‌تواند به دلیل وجود عدم قطعیت مدل MM5 در پیش‌بینی مقدار دمای سطح زمین باشد؛ اما به‌طور کلی از نظر بازسازی داده‌های سنسجش‌ازدور میانگین خطای الگوریتم‌های آزمون شده برای تخمین دما در اغلب پیکسل‌ها در محدوده قابل قبولی قرار داشتند. در منابع مختلف، مقدار میانگین خطای قابل قبول برای دما بین ۱ تا ۸ درجه سلسیوس ذکر شده است (Ferguson & Wood, 2010; Wan et al., 2004).

جدول ۱- مقادیر آماره‌های خطای حاصل از اجرای روش SPA بر روی تصویر LST مودیس (۱۴ می ۲۰۱۱).

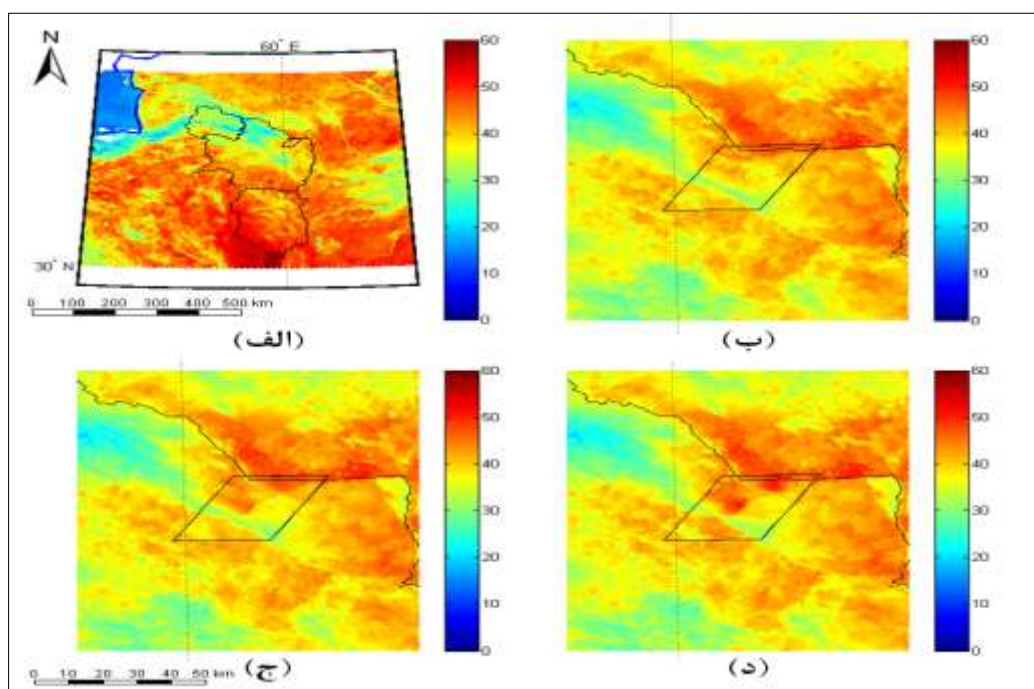
آزمون (۱): مبتنی بر سری زمانی مودیس؛ آزمون (۲): مبتنی بر برون‌داد مدل MM5

بیشترین خطا	انحراف معیار خطا	متوسط خطا	خطا (درجه سلسیوس)
۷/۸۱۲	۱/۲۷۴	۱/۴۸۷	آزمون ۱
۱۴/۰۰۱	۱/۹۸۵	۲/۵۱۶	آزمون ۲

نتایج تصاویر بازسازی شده LST

همانطور که در بخش‌های قبلی ذکر شد به منظور بررسی عملکرد و ارزیابی الگوریتم‌ها، حفره‌های مصنوعی در تصاویر سنسجش‌ازدور ایجاد شدند و سپس مقدار خطای هر الگوریتم با مقایسه مقادیر تخمین زده شده و مقادیر واقعی محاسبه شد. شکل ۳- الف تصویر اصلی LST مودیس (تاریخ تصویر: ۱۴ می ۲۰۱۱) و نمونه یکی از حفره‌های مصنوعی ایجاد شده در تصویر LST را در حالت واقعی نشان می‌دهد. اندازه حفره ایجاد شده ۵۰×۵۰ پیکسل می‌باشد. حفره نشان داده شده در شکل، بخش‌هایی از شمال شرقی استان خراسان رضوی را در بر گرفته است. شکل ۳- ب حالت بزرگنمایی از ناحیه حفره مصنوعی و تغییرات مکانی LST درون آن را نشان می‌دهد. نتیجه اجرای الگوریتم SPA نیز با سناریوهای شبیه‌سازی آزمون ۱ و آزمون ۲ به ترتیب در شکل‌های ۳- ج و ۳- د نمایش داده شده‌اند. با توجه به شکل ۳- ج و ۳- د، مشخص می‌شود که رویکرد SPA تمام مقادیر مفقود در تصویر را در همه سناریوهای اعمال شده تخمین زده است. بدین معنی که پیکسل فاقد داده در ناحیه حفره مصنوعی تصویر وجود ندارد. این در حالیست که بسیاری از روش‌های تخمین داده مفقود مانند روش (Chen et al., 2004)، قادر به پر کردن تمام پیکسل‌های فاقد داده نیستند. آزمون بصری تصویر در شکل ۳- ج و مقایسه آن با حالت واقعی یعنی شکل ۳- ب، نشان داد که در برآورد مقادیر مفقود، الگوی مکانی روند LST حفظ شده و الگوریتم مذکور الگوی ساختگی در تصاویر وارد نکرده است. این الگوریتم به خوبی توانسته در اغلب مکان‌ها با حفظ الگوی مکانی در لبه‌های حفره و داخل آن، مقادیر مفقود را بازسازی کند. تنها در قسمت چارک سمت راست و بالای ناحیه حفره،

الگوی تغییرات دما با تصویر اصلی LST (شکل ۳-ب) متفاوت است. با توجه به شکل ۳-د و مقایسه آن با شکل ۳-ب چنین به نظر می‌رسد که در آزمون ۲ (حالت استفاده از برون‌داد مدل) نیز الگوی مکانی تغییرات LST حفظ شده است و حتی در این مورد الگوی تغییرات دما در چارک سمت راست و بالای حفره بهتر از شکل ۳-ج تخمین زده شده است. بدین معنی که در این مورد استفاده از برون‌داد مدل MM5 الگوی مکانی روند دما را بهتر از سری زمانی سنجش‌ازدور منعکس کرده است.



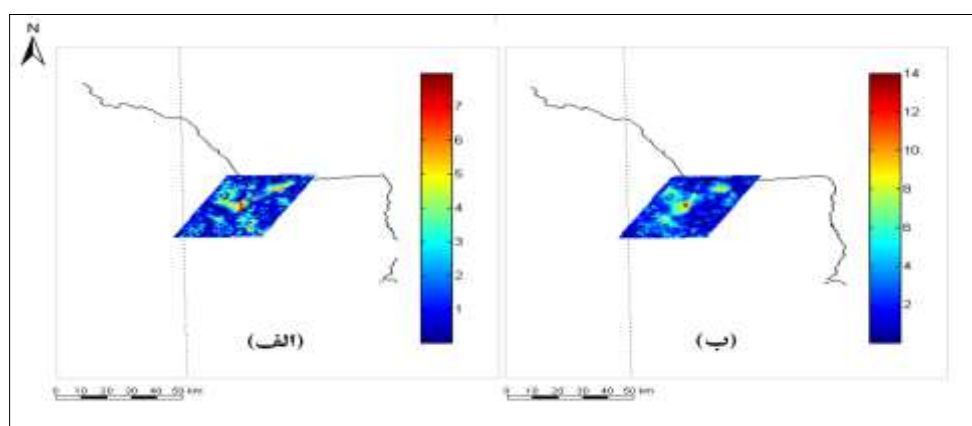
شکل ۳- نقشه پر شده حفره مصنوعی ایجاد شده در تصویر LST (تاریخ تصویر: ۱۴ می ۲۰۱۱) با روش SPA
 (الف) تصویر اصلی و ناحیه حفره روی آن؛ (ب): بزرگ‌نمایی شده ناحیه حفره در حالت واقعی؛ (ج):
 مقادیر شبیه‌سازی شده آزمون ۱؛ (د): مقادیر شبیه‌سازی شده آزمون ۲

بررسی توزیع مکانی خطای شبیه‌سازی‌ها

به منظور مطالعه تأثیر توپوگرافی و همگنی و ناهمگنی سطح بر روی تخمین‌ها، خطای مربوط به هر پیکسل در تصاویر محاسبه و سپس الگوی تغییرات مکانی درون ناحیه حفره مصنوعی رسم گردید. شکل‌های (۴-الف و ۴-ب) توزیع مکانی مقدار خطای درون حفره مصنوعی ایجاد شده در تصویر LST را نشان می‌دهند. شکل ۴-الف، مربوط به سناریوهای شبیه‌سازی آزمون ۱ می‌باشد. در این شکل مقادیر خطا تقریباً در محدوده ۰ تا ۷ درجه سلسیوس قرار گرفته‌اند. چنانچه دیده می‌شود در اغلب پیکسل‌ها، مقدار خطا در محدوده بین ۰ تا ۲ درجه سلسیوس

می‌باشد. همچنین مقدار خطای بیش از ۶ درجه سلسیوس در تعداد اندکی از پیکسل‌های مرکز حفره مصنوعی مشاهده می‌شود. این مورد ممکن است مربوط به ساختار روش و الگوی زیرمجموعه‌گیری در همسایگی‌ها و یا به علت تغییرات شدید توپوگرافی در این ناحیه باشد؛ اما رویکرد SPA در فواصل کم، الگوی تصویر هدف را به دقت بازسازی کرده است. تخمین دقیق مقادیر مفقود مخصوصاً در لبه‌های حفره ایجاد شده، همراه با حفظ الگوی روند تغییر دما در منطقه از امتیازات روش SPA می‌باشد که در این مورد با روش پیشنهادی (Zeng et al., 2013) مطابقت داشت. حال آنکه چنانچه (Chan & Shen, 2001) در گزارش خود اعلام کرده‌اند، روش مورد استفاده ایشان در تخمین مقادیر لبه‌ها دقت کمی دارد.

شکل ۴- ب تغییرات مکانی مقادیر خطای آزمون ۲ را نشان می‌دهد. در این مورد نیز مانند شکل ۴- الف بیشترین خطای شبیه‌سازی مربوط به تعدادی از پیکسل‌های ناحیه مرکزی حفره است؛ اما مقدار خطا از حالت آزمون ۱ بیشتر بوده و بیش از ۱۳ درجه سلسیوس می‌باشد. دلیل این امر می‌تواند استفاده از برون‌داد مدل MM5 و انتشار خطای حاصل از آن باشد؛ اما با توجه با اینکه محل حداکثر خطا در هر دو آزمون مرکز حفره مصنوعی می‌باشد، احتمال می‌رود مشکل ساختاری در الگوریتم SPA وجود داشته باشد که نیاز به بررسی بیشتری وجود دارد. با این وجود در بسیاری از پیکسل‌ها، مقدار خطا اغلب بین ۱ تا ۶ درجه سلسیوس تغییر می‌کند که این مقدار بر اساس اظهارات (Ferguson & Wood, 2010; Wan et al., 2004) دقت مناسبی در تخمین مقادیر مفقود دما است؛ بنابراین در مواردی که تصویر مناسب کمکی در سری زمانی LST یافت نشود، می‌توان از برون‌داد مدل MM5 در تخمین پیکسل‌های خالی استفاده کرد. نتیجه به دست آمده در این مورد با نتایج تحقیقات (Boegh et al., 2004) و Jang et al., (2010) همخوانی داشت.



شکل ۴- توزیع مکانی مقدار خطای شبیه‌سازی در پیکسل‌های فاقد داده ناحیه حفره مصنوعی تصویر LST

سنجنده مودیس، شکل الف: آزمون ۱؛ شکل ب: آزمون ۲

اعتبارسنجی و مقایسه شبیه‌سازی‌ها

در این تحقیق اعتبارسنجی الگوریتم SPA و عملکرد آن با استفاده از شاخص‌های اعتبارسنجی RMSE، AD و R^2 انجام شد. مقدار هر شاخص در جدول (۲) نشان داده شده است. معیار RMSE به منظور ارزیابی اختلاف میان مقادیر واقعی تصویر قبل از ایجاد حفره مصنوعی و مقادیر تخمین‌زده شده برای همان پیکسل‌ها توسط الگوریتم‌ها استفاده شد. هر چه مقدار RMSE بیشتر باشد، خطای تخمین بیشتر است. طبق جدول (۲)، مقدار RMSE آزمون یک کمتر از آزمون ۲ است. بدین معنی که دقت الگوریتم در آزمون ۱ بیشتر است. معیار دوم میانگین اختلاف (AD) بود که برای ارزیابی بیش‌برآورد و کم‌برآورد الگوریتم‌ها مورد استفاده قرار گرفت. مقدار مثبت AD بیش‌برآورد و مقدار منفی آن کم‌برآورد را نشان می‌دهد. در هر دو مورد، الگوریتم SPA کم‌برآورد داشت. البته در آزمون ۲ یعنی استفاده از برون‌داد مدل MM5 این مقدار بیشتر است. همچنین در این تحقیق از مقادیر R^2 برای مقایسه همبستگی میان داده تخمین‌زده شده توسط الگوریتم و مقادیر واقعی استفاده شد. هر چه R^2 به یک نزدیک‌تر باشد، الگوریتم عملکرد بهتری دارد و دقیق‌تر است. مقادیر R^2 جدول (۲) نشان دادند که اجرای الگوریتم با سناریوهای مربوط به آزمون ۱ با مقدار نزدیک ۰/۸ دقیق‌تر از آزمون ۲ است. مقادیر R^2 به دست آمده در این تحقیق مانند تحقیقات (chen et al., 2013; Zeng et al., 2012; Zhu et al., 2011) بود. محققین مذکور نیز از رویکردهای مکانی-زمانی استفاده کرده بودند؛ بنابراین با توجه به نتایج به دست آمده، می‌توان روش SPA را برای تخمین مقادیر مفقود و بازسازی تصاویر LST در منطقه مورد مطالعه به کار برد.

جدول ۲- نتایج اعتبارسنجی سناریوهای شبیه‌سازی با دو نوع داده کمکی روی تصاویر دمای سطح زمین

شاخص اعتبارسنجی			سناریوهای شبیه‌سازی	متغیر مورد مطالعه
R^2	AD	RMSE		
۰/۷۹	-۰/۶۲	۱/۹۵	آزمون ۱	دمای سطح زمین
۰/۵۶	-۱/۶۳	۳/۲۰	آزمون ۲	

۵. جمع بندی

در این مطالعه، عملکرد روش مکانی-زمانی بازسازی تصاویر سنجش‌ازدور با نام SPA که توسط Gerber et al., (2016) پیشنهاد شده بود، تحت دو سناریو مورد بررسی قرار گرفت. نتایج اجرای رویکرد SPA در هر دو حالت نشان دادند که اولاً رویکرد انتخاب شده با دقت بالایی قادر به تخمین مقادیر از دست رفته است و ثانیاً مقدار خطای به دست آمده در محدوده خطای قابل قبول در تخمین داده‌های دما قرار دارد (Ferguson & Wood, 2010). همچنین اجرای الگوریتم SPA با کمک نقشه‌های برون‌داد مدل MM5 دقت کمتری نسبت به آزمون ۱ داشت؛ اما در

عین حال مقادیر میانگین خطا در این حالت نیز قابل قبول بود. از نقاط قوت الگوریتم مذکور، می‌توان به حفظ الگوی مکانی روند LST در منطقه و لبه‌های حفره اشاره کرد. این در حالیست که بسیاری از رویکردهای پیشین چنین قابلیت‌هایی ندارند. مقایسه مقادیر شاخص‌های اعتبارسنجی تحقیق حاضر با سایر تحقیقات انجام شده، حاکی از دقت خوب شبیه‌سازی‌ها در تخمین داده‌های مفقود بودند؛ بنابراین الگوریتم SPA در موارد مشابه می‌تواند برای منطقه مورد مطالعه استفاده شود. همچنین بررسی‌ها نشان دادند که در مناطق با توپوگرافی پیچیده و ناهمگن، مقادیر خطای بازسازی افزایش یافت که از نقاط ضعف روش در مناطق ناهمگن به حساب می‌آیند. پیشنهاد می‌شود استفاده از روش مذکور در مناطق ناهمگن و حفره‌های بزرگ با احتیاط انجام گیرد.

با توجه به نتایج به دست آمده، در صورت نبود اطلاعات کافی برای دما در یک منطقه، می‌توان از داده‌های مدل MM5 برای پر کردن خلأ موجود در تصاویر استفاده کرد. چرا که بسیاری از مطالعات نیازمند حفظ پیوستگی مکانی-زمانی داده‌ها است. این مورد بخصوص در روزهای ابری سال که درصد پیکسل‌های فاقد داده زیاد است، اهمیت بسزایی دارد. به‌طور کلی رویکردهای تخمین مقادیر مفقود بسته به سناریوهای آزمون و روش‌های مقایسه، عملکرد مختلفی دارند. همچنین عواملی مانند نوع متغیر و منطقه مورد مطالعه نیز در دقت روش‌ها بی‌تأثیر نیستند؛ بنابراین پیشنهاد می‌شود در تحقیقات آینده رویکردهای مکانی-زمانی دیگری نیز در بازسازی داده‌ها بررسی و با رویکرد SPA مقایسه شوند. در این مورد ممکن است توجه به برهم‌کنش اطلاعات جغرافیایی، شرایط اتمسفری و هواشناسی به عنوان متغیرهای ثانویه دقت تخمین‌ها را افزایش دهد.

کتابنامه

- Addink, E.A., 1999. A comparison of conventional and geostatistical methods to replace clouded pixels in NOAA-AVHRR images. *International Journal of Remote Sens*, 20: 961–977.
- Ahmadian, J., Sheibani, D., Iraqi, H., Shirmohammadi, R., & Mojarad, M., 2002. agricultural Classification of climate for sustainable water resources management in developing countries. P. 593-605. Eleventh Meeting of the National Committee on Irrigation and Drainage, January 2002, Tehran, Iran.
- Boegh, E., Soegaard, H., Christensen, J.H., Hasager, C.B., Jensen, N.O., Nielsen, N.W. and Rasmussen, M.S., 2004. Combining weather prediction and remote sensing data for the calculation of evapotranspiration rates: application to Denmark. *International Journal of Remote Sensing*, 25(13): 2553-2574.
- Brooks, E.B., Thomas, V.A., Wynne, R.H. and Coulston, J.W., 2012. Fitting the multitemporal curve: A Fourier series approach to the missing data problem in remote sensing analysis. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(9): 3340-3353.
- Chan, T., and Shen, J., 2001. Nontexture inpainting by curvature-driven diffusions. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 4: 436-449
- Chen, J., Jönsson, P., Tamura, M., Gu, Z., Matsushita, B. and Eklundh, L., 2004. A simple method for reconstructing a high-quality NDVI time-series data set based on the Savitzky–Golay filter. *Remote sensing of Environment*, 91(3): 332-344.

- Chen, J., Zhu, X., Vogelmann, J.E., Gao, F. and Jin, S., 2011. A simple and effective method for filling gaps in Landsat ETM+ SLC-off images. *Remote Sensing of Environment*, 115(4): 1053-1064
- Ferguson, C.R. and Wood, E.F., 2010. An evaluation of satellite remote sensing data products for land surface hydrology: Atmospheric infrared sounder. *Journal of Hydrometeorology*, 11(6): 1234-1262.
- Gao, Y. and Mas, J.F., 2008. A comparison of the performance of pixel-based and object-based classifications over images with various spatial resolutions. *Online journal of earth sciences*, 2(1): 27-35.
- Gerber, F., Furrer, R., Schaepman-Strub, G., de Jong, R. and Schaepman, M.E., 2016. Predicting missing values in spatio-temporal satellite data. arXiv preprint arXiv:1605.01038.
- Grell G A, Dudhia J, Staurer F R. 1995. A description of the fifth-generation Penn State/NCAR mesoscale model (MM5). NCAR Tech Note NCAR/TN- 398 +STR. 122, Boulder, Colorado [EB/OL]. <http://www.mmm.ucar.edu/mm5/doc1.html/2003-07-19>
- Hengl, T.G.B., Heuvelink, M. Perčec Tadić, and E.J. Pebesma. 2012. Spatio-temporal prediction of daily temperatures using time-series of MODIS LST images. *Journal of Theor. Appl. Climatol*, 107: 265–277.
- Jang, K., Kang, S., Kim, J., Lee, C.B., Kim, T., Kim, J., Hirata, R. and Saigusa, N., 2010. Mapping evapotranspiration using MODIS and MM5 four-dimensional data assimilation. *Remote Sensing of Environment*, 114(3): 657-673.
- Kandasamy, S., Baret, F., Verger, A., Neveux, P. and Weiss, M., 2013. A comparison of methods for smoothing and gap filling time series of remote sensing observations—application to MODIS LAI products. *Biogeosciences*, 10(6): 4055-4071.
- Kilibarda, M., Hengl, T., Heuvelink, G., Gräler, B., Pebesma, E., Perčec Tadić, M. and Bajat, B., 2014. Spatio-temporal interpolation of daily temperatures for global land areas at 1 km resolution. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 119(5):2294-2313.
- Li, Z.L., Tang, B.H., Wu, H., Ren, H., Yan, G., Wan, Z., Trigo, I.F. and Sobrino, J.A., 2013. Satellite-derived land surface temperature: Current status and perspectives. *Remote Sensing of Environment*, 131: 14-37.
- Lloyd, C.D. and Atkinson, P.M., 2002. Deriving DSMs from LiDAR data with kriging. *International Journal of Remote Sensing*, 23(12): 2519-2524.
- Maxwell, S., Schmidt, G., and Storey, J., 2007. A multi-scale segmentation approach to filling gaps in Landsat ETM+SLC-off images. *International Journal of Remote Sensing*, 28:5339-5356.
- McMillen, D.P., 2012. *Quantile regression for spatial data*. Springer Science & Business Media.
- Meij, A.D., Gzella, A., Cuvelier, C., Thunis, P., Bessagnet, B., Vinuesa, J.F., Menut, L. and Kelder, H.M., 2009. The impact of MM5 and WRF meteorology over complex terrain on CHIMERE model calculations. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 9(17): 6611-6632.
- Mobasheri, M.R., Sadeghi Naeini, A., 2007. Using IRS Products to Recover 7ETM+ Defective Images. *American Journal of Applied Science*. 5(6): 618-625.
- Mohammdy, M., Moradi, H.R., Zeinivand, H., Temme, A.J.A.M., Pourghasemi, H.R. and Alizadeh, H., 2014. Validating gap-filling of Landsat ETM+ satellite images in the Golestan Province, Iran. *Arabian Journal of Geosciences*, 7(9): 3633-3638.
- Salomonson, V.V., Guenther, B. and Masuoka, E., 2001. A summary of the status of the EOS Terra Mission Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) and attendant data product development after one year of on-orbit performance. In *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2001. IGARSS'01. IEEE 2001 International*, 3: 1197-1199. IEEE.

- Savitzky, A. and Golay, M.J., 1964. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures. *Analytical chemistry*, 36(8): 1627-1639.
- Wan, Z., Zhang, Y., Zhang, Q. and Li, Z.L., 2002. Validation of the land-surface temperature products retrieved from Terra Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer data. *Remote sensing of Environment*, 83(1): 163-180.
- Wan, Z., Zhang, Y., Zhang, Q., Li, Z., 2004. Quality assessment and validation of the MODIS global land surface temperature. *International Journal of Remote Sensing*, 25(1): 261-274.
- Zeng, C., Shen, H. and Zhang, L., 2013. Recovering missing pixels for Landsat ETM+ SLC-off imagery using multi-temporal regression analysis and a regularization method. *Remote Sensing of Environment*, 131: 182-194.
- Zhou, J., Jia, L. and Menenti, M., 2015. Reconstruction of global MODIS NDVI time series: Performance of harmonic analysis of time series (HANTS). *Remote Sensing of Environment*, 163: 217-228.
- Zhu, X., Liu, D., and Chen, J., 2012. A new geostatistical approach for filling gaps in Landsat ETM + SLC-off images. *Remote Sensing of Environment*, 124: 49-60.