

## ادغام مکانی- زمانی داده‌های دمای سطح زمین لندست و مودیس با استفاده از الگوریتم FSDAF

مرتضی کفاش و سیدحسین ثنائی نژاد<sup>\*۱</sup>

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۱۰/۷؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۷/۱)

### چکیده

دمای سطح زمین (LST) پارامتری مهم در سیستم‌های اقلیمی و آب و هوایی است. یکی از راه‌های منحصر به فرد تخمین این پارامتر مهم اقلیمی، استفاده از فناوری سنجنش از دور است. اما محصولات ماهواره‌ای یا دارای قدرت تفکیک مکانی پایین هستند یا دارای قدرت تفکیک زمانی پایین که پتانسیل کاربرد آنها را در مطالعات مختلف با محدودیت مواجه می‌سازد. در سال‌های اخیر، استفاده از تکنیک‌های ادغام مکانی- زمانی به منظور تولید تصاویر با قدرت تفکیک مکانی و زمانی زیاد همزمان، مورد تحقیق و بررسی گسترده‌ای قرار گرفته‌اند. در این مطالعه برای تولید تصاویر LST با قدرت تفکیک مکانی سنجنده TIRS لندست و قدرت تفکیک زمانی سنجنده مودیس، از الگوریتم انعطاف‌پذیر ادغام داده مکانی- زمانی (FSDAF) استفاده شد. اعتبارسنجی کمی و کیفی تصاویر تولید شده توسط مقایسه با LST واقعی لندست انجام شد. نتایج نشان داد الگوریتم FSDAF هم از لحاظ کیفی و هم از لحاظ کمی، از دقت بالایی در برآورد داده‌های روزانه LST برخوردار است. میزان پارامترهای RMSE و MAE تصاویر مصنوعی نسبت به تصاویر واقعی به ترتیب بین ۱/۱۸ تا ۱/۷۱ و ۰/۸۸ تا ۱/۲۹ درجه سانتی‌گراد بود. میزان همبستگی بالاتر از ۰/۸۷ و اریبی بین ۰/۶- تا ۱/۴۵ درجه سانتی‌گراد نیز مؤید دقت و صحت بالای الگوریتم در برآورد LST شبه‌لندست در مقیاس زمانی روزانه است.

واژه‌های کلیدی: دمای سطح زمین، ادغام مکانی- زمانی، لندست، مودیس، سنجنش از دور

۱- گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران  
\*: مسئول مکاتبات: پست الکترونیکی: sanaein@gmail.com

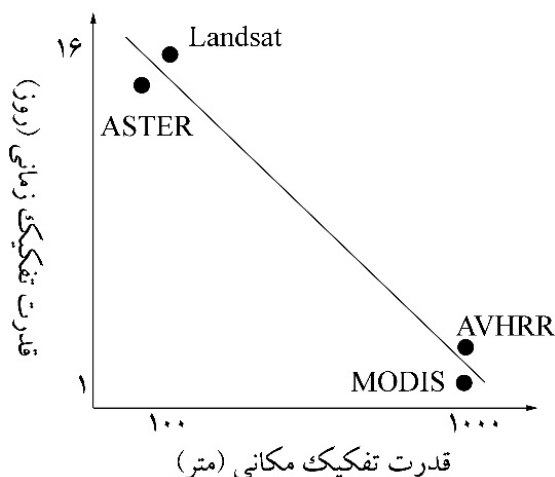
## مقدمه

حرارتی/LST با قدرت تفکیک مکانی متوسط تا زیاد، یک چالش مهم است (۲۶). دسترسی به تصاویر حاصل از حرارتی با قدرت تفکیک مکانی کمتر از ۲۵۰ متر در حال حاضر محدود است و قدرت تفکیک زمانی اینگونه سنجنده‌ها ۱۵ روزه یا بیشتر است (۲۸). به‌عنوان مثال سنجنده TIRS لندست دارای قدرت تفکیک مکانی ۱۰۰ متر و قدرت تفکیک زمانی ۱۶ روزه است درحالی‌که باندهای حرارتی سنجنده مودیس دارای قدرت تفکیک مکانی ۱۰۰۰ متر و قدرت تفکیک زمانی روزانه است. این مسئله باعث می‌شود که یک توازن بین قدرت تفکیک مکانی و زمانی در سنجنش از دور حرارتی وجود داشته باشد (شکل ۱).

تصویر حرارتی با قدرت تفکیک پایین (مثلاً ۱۰۰۰ متری)، سیگنال‌های ترکیبی را از انواع عارضه‌های زمینی و موادی که در داخل یک پیکسل قرار گرفته‌اند دریافت می‌کند و در نتیجه اثر اختلاط حرارتی ایجاد می‌شود (۱۳). بنابراین، برای کاربردهای محیطی، نیاز به تصاویر حرارتی با قدرت تفکیک مکانی متوسط تا زیاد و با قدرت تفکیک زمانی به‌نسبت زیاد است (۴۱).

ادغام داده‌های مکانی و زمانی یک راه حل عملی برای مسائل گفته شده است. تا به امروز، تعریف‌های مختلفی از ادغام تصویر در منابع مختلف یافت شده است. جامع‌ترین تعریف چنین است: «فرایند ترکیب اطلاعات از دو یا تعداد بیشتری تصویر یک صحنه به یک تصویر ترکیبی واحد که این تصویر واحد دارای اطلاعات بیشتر و مناسب‌تر برای تفسیر بصری یا پردازش کامپیوتری باشد» (۴). ادغام مکانی-زمانی روشی برای ادغام تصاویر ماهواره‌ای از دو یا چند سنجنده، سنجنده اول با تناوب زمانی خیلی زیاد اما دارای قدرت تفکیک مکانی درشت مانند مودیس و AVHRR و سنجنده دوم با قدرت تفکیک مکانی بسیار زیاد اما با تناوب زمانی پایین مانند لندست و ASTER است. تصاویر مصنوعی با تناوب زمانی سنجنده اول و قدرت تفکیک مکانی سنجنده دوم به‌عنوان خروجی ادغام داده مکانی-زمانی خواهد بود.

جمع‌آوری داده‌های سنجنش از دور در محدوده‌های مختلف طیف الکترومغناطیس صورت می‌گیرد. انرژی حاصل از خورشید با مواد سطح زمین برخورد داشته و سپس این انرژی به سنجنده می‌رسد. انرژی‌های بازتابی، ساطع شده یا پخش شده که از محدوده‌های مرئی، مادون قرمز نزدیک، مادون قرمز حرارتی و مایکروویو، حاصل می‌شوند به سنجنده رسیده تا یک تصویر را تشکیل دهند (۱۶). دمای سطح زمین (LST) یکی از این متغیرهاست که از اطلاعات باندهای حرارتی قابل استخراج است (۳ و ۲۷). این داده‌ها برای کاربردهای پیش محیطی (۱۰ و ۲۲)، تخمین پارامترهای بیوفیزیکی مانند آب در دسترس خاک (۴۲)، و مطالعات مرتبط با تغییرات اقلیمی (۱۷ و ۳۸) استفاده می‌شوند. مزیت LST استخراج شده از ماهواره‌های سنجنش از دور نسبت به دیگر روش‌های اندازه‌گیری، در اندازه‌گیری پیوسته و توانایی ثبت داده در تمامی سطوح زمینی (۳۱) و قابلیت فراهم آوردن اطلاعات درباره خصوصیات سطحی مواد مختلف است (۳۰). در مطالعات جدید مدل‌سازی‌های محیطی، LST یکی از فاکتورهای مهم برای پیش سلامت پوشش گیاهی (۱۴ و ۳۳)، شناسایی تأثیرات تغییرات اقلیم بر رشد محصولات (۱)، مطالعات فنولوژیکی (۶)، پیش‌بلائی اقلیم ساحلی (۱۱)، شناسایی آتش‌سوزی‌های جنگلی (۳۲) و پیش‌فعالیت‌های آتشفشانی (۴۰) بوده است. اطلاعات با قدرت تفکیک مکانی متوسط تا بالا از دمای سطح زمین پیش‌نیازی برای مطالعات شهری (۸ و ۹)، مدیریت کشاورزی (۳۴)، تخمین مناطق سوخته جنگلی و کشاورزی (۱۵)، شناسایی مناطق فعال آتش‌سوزی (۳۹)، پیش‌تنش آبی در پوشش‌های زمینی (۲۴)، پیش‌تبخیر و تعرق (۲)، ارزیابی خشکسالی (۱۸ و ۳۵)، شار انرژی سطحی (۲۹) و مدل‌سازی بالانس انرژی (۱۹) است. تصاویر ماهواره‌ای در طیف حرارتی با مقیاس روزانه (قدرت تفکیک زمانی ۱ تا ۲ روز یا کمتر)، دارای قابلیت تفکیک مکانی متوسط تا پایین هستند (بیشتر از ۵۰۰ متر). به دلیل محدودیت‌های فیزیکی و تکنیکی، به‌دست آوردن داده‌های



شکل ۱. موازنه بین قدرت تفکیک مکانی و زمانی

جمله مناطق کوهستانی در غرب و شمال، مناطق کشاورزی، مناطق شهری، مناطق آبی و زمین‌های مرتعی و زمین‌های بدون پوشش گیاهی بوده و وسعت منطقه حدود ۱۱۵۰۰ کیلومتر مربع است (شکل ۲).

#### داده‌ها و تاریخ‌های تصاویر سنجنش از دوری مورد استفاده

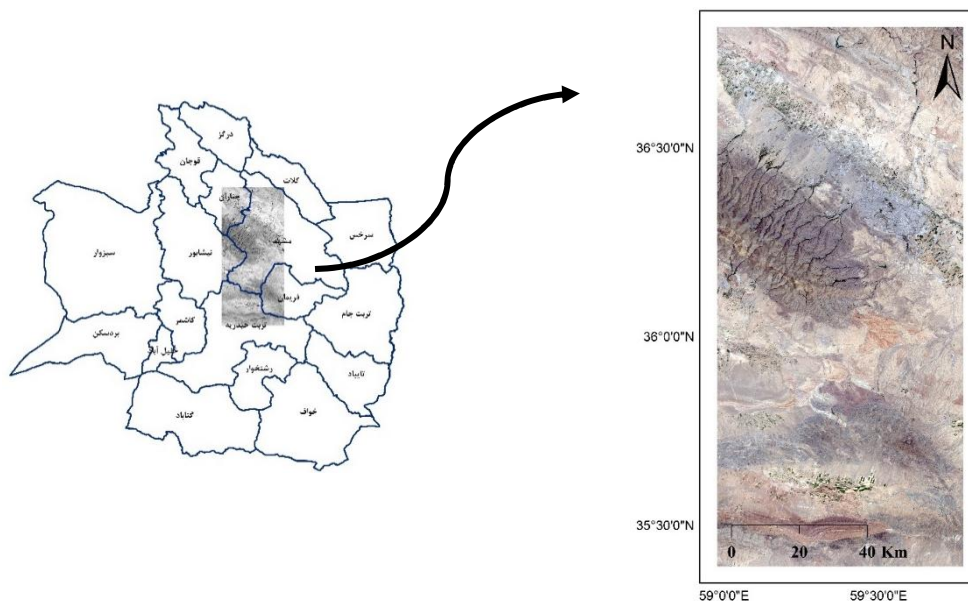
سنجنده‌های مودیس و لندست به‌عنوان پرکاربردترین سنجنده‌های استفاده شده در ادغام مکانی- زمانی دو سنجنده‌ای در سال‌های اخیر بوده‌اند. باندهای مادون قرمز حرارتی سنجنده TIRS لندست ۸ دارای قدرت تفکیک مکانی حدود ۱۰۰ متر است. این مقیاس مکانی به دلیل اینکه می‌تواند به اندازه کافی خصوصیات فرایندهای بشر- مقیاس (Human scale processes) را با جزئیات، مشاهده و پایش کند، بسیار مفید و مهم است. در سال ۱۹۹۹، ناسا ماهواره ترا (Terra) که اسپکترورادیومتر تصویربردار با قدرت تفکیک متوسط (MODIS) را حمل می‌کرد، به فضا فرستاد (۷). ماهواره ترا در مسیر مداری مشابه لندست با هدف پیمایش جهانی سطح زمین، حرکت می‌کند. مودیس پوشش روزانه از تغییرات سطح زمین را فراهم می‌کند و دلیل آن هم عرض جازوب بزرگ این سنجنده است (۲۳۳۰ کیلومتر). محصول LST مودیس به‌وسیله گروه علمی مودیس به‌عنوان محصول روزانه و شبانه ۱ کیلومتر

با توجه به اهمیت دستیابی به تصاویر ماهواره‌ای دمای سطح زمین با قدرت تفکیک مکانی و زمانی زیاد، هدف از این مطالعه، بررسی مدل ادغام مکانی زمانی FSDAF (Flexible Spatio-temporal Data Fusion) در برآورد دمای سطح زمین با استفاده از داده‌های سنجنده‌های لندست و مودیس و پیش‌بینی دمای سطحی در مقیاس مکانی لندست و مقیاس زمانی مودیس است. بر این اساس اهداف این مطالعه عبارت‌اند از: الف) تعیین تصویر دمای سطح زمین شبه لندست در زمان ۲ با استفاده از ۲ تصویر دمای سطح زمین قدرت تفکیک مکانی پایین سنجنده مودیس در زمان‌های ۱ و ۲؛ ب) اعتبارسنجی نتایج خروجی (تصویر با قدرت تفکیک مکانی زیاد مصنوعی تولید شده در زمان ۲ با استفاده از تصویر دمای واقعی سطح زمین لندست و روش‌های آماری).

#### مواد و روش‌ها

##### توصیف کلی منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در استان خراسان رضوی و شامل بخش‌هایی از شهرستان‌های مشهد، چناران، طرقبه و شان‌دیز، نیشابور و تربت حیدریه است؛ دلیل انتخاب این منطقه دارا بودن کاربری‌های اراضی مختلف و وسعت مناسب برای انجام مطالعه بود. این منطقه دارای کاربری‌های اراضی مختلف از



شکل ۲. منطقه مورد مطالعه در استان خراسان رضوی

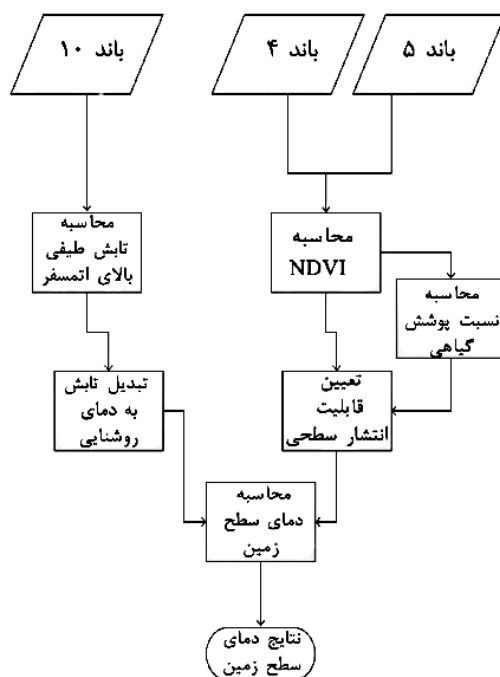
جدول ۱. تاریخ‌های تصاویر سنجنده‌های TIRS لندست ۸ و مودیس

تاریخ	زمان عبور لندست (p159/r35)	زمان عبور مودیس (h22/v05)
۱۹ جولای ۲۰۱۶	۱۱:۰۸	۱۱:۴۲
۴ اوت ۲۰۱۶	۱۱:۰۸	۱۱:۴۲
۲۰ اوت ۲۰۱۶	۱۱:۰۸	۱۱:۴۲
۲۱ سپتامبر ۲۰۱۶	-	۱۱:۴۲
۶ جولای ۲۰۱۷	۱۱:۰۸	۱۱:۴۲
۲۲ جولای ۲۰۱۷	۱۱:۰۸	۱۱:۴۲
۷ اوت ۲۰۱۷	۱۱:۰۸	۱۱:۴۲
۲۳ اوت ۲۰۱۷	-	۱۱:۴۲
۲۵ جولای ۲۰۱۸	۱۱:۰۸	۱۱:۴۲
۱۰ اوت ۲۰۱۸	-	۱۱:۴۲

انتخاب تصاویر فصل تابستان به دلیل وجود تصاویر با ابرناکی کمتر در این بازه زمانی بود و همچنین فصل رشد گیاهان و درختان منطقه مورد مطالعه در این بازه زمانی قرار دارد.

تصاویر سنجنده‌های OLI و TIRS لندست ۸ متناظر با مسیر شماره ۱۵۹ و ردیف شماره ۳۵ و با پوشش ابری کمتر از ۱۰ درصد بر روی منطقه مورد مطالعه از سایت Earthexplore.usgs.gov دانلود شد. همچنین تصاویر

جهانی پیشنهاد شد و شامل محصولات مشتق شده در تناوب‌های زمانی کمتر و قدرت تفکیک‌های مکانی پایین است. در اینجا محصول دمای سطح روزانه سطح ۳ جهانی ۱ کیلومتر دارای شبکه‌بندی سینوسی با نام MOD11A1 استفاده شده است که از <https://lpdaac.usgs.gov> قابل دسترس است. در این مطالعه از تصاویر سنجنده TIRS لندست ۸ و مودیس متناظر با تابستان سال ۲۰۱۶ تا ۲۰۱۸ میلادی استفاده شد (جدول ۱).



شکل ۳. محاسبه دمای سطح زمین لندست ۸ با استفاده از الگوریتم ادوان و جوانوفسکا

سطح زمین بهره می‌گیرد، استفاده شد. برای محاسبه دمای سطح زمین به باندهای ۴ (باند قرمز) و باند ۵ (باند مادون قرمز نزدیک) سنجنده OLI برای محاسبه شاخص پوشش گیاهی NDVI و باند ۱۰ حرارتی سنجنده TIRS برای محاسبه دمای روشنایی نیاز است (معادله ۱):

$$T_s = \frac{BT}{\left\{ 1 + \left[ \left( \frac{\lambda BT}{\rho} \right) \ln \varepsilon_\lambda \right] \right\}} \quad (1)$$

در این رابطه  $T_s$  دمای سطح زمین برحسب درجه سانتی‌گراد،  $BT$  دمای درخشندگی سنجنده برحسب درجه سانتی‌گراد،  $\lambda$  طول موج تابش ساطع شده (متناظر با میانگین طول موج باند ۱۰ سنجنده لندست ۸) و  $\varepsilon$  میزان قابلیت انتشار سطحی است؛ و  $\rho = h \frac{c}{\sigma} = 1.438 \times 10^{-2} \text{ mK}$  (۲) که در آن  $\sigma$  میزان ثابت بولتزمن،  $h$  میزان ثابت پلانک و  $c$  میزان سرعت نور است.

پیش‌پردازش تصاویر مودیس:

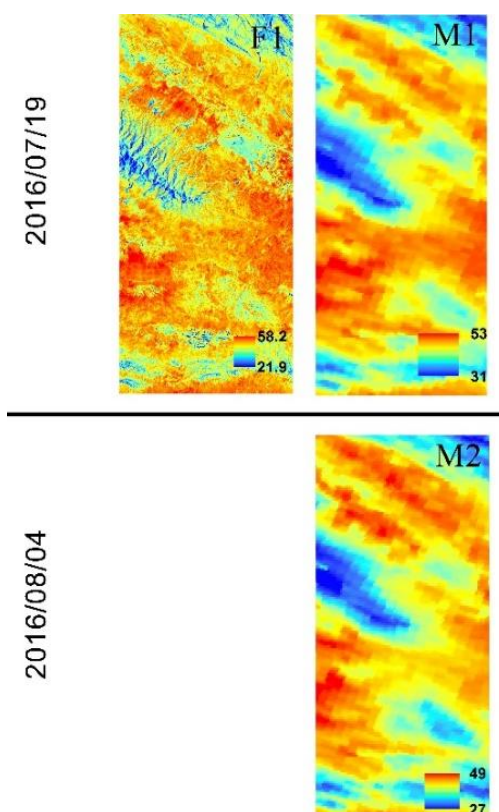
محصول دمای سطح زمین روزانه سطح ۳ ورژن ۶ سنجنده

سنجنده مودیس نصب شده روی ماهواره ترا متناظر با ردیف افقی h22 و ردیف عمودی v05 از سایت [lpdaac.usgs.gov](http://lpdaac.usgs.gov) دریافت شد.

#### پیش‌پردازش تصاویر لندست ۸

پس از دانلود تصاویر سنجنده‌های OLI و TIRS لندست ۸، باندهای طیفی و حرارتی آن در فرم عددهای رقومی (DN) در دسترس هستند. برای تعیین دمای سطح زمین این اعداد رقومی به بازتاب سطحی و دمای روشنایی و در نهایت به دمای سطح زمین تبدیل می‌شوند. بدین منظور از الگوریتم ارائه شده توسط ادوان و جوانوفسکا (۵) استفاده شد (شکل ۳).

با توجه به پیشنهاد آژانس مطالعات زمین‌شناسی ایالات متحده (USGS) در تاریخ ۶ ژانویه ۲۰۱۴، استفاده از داده‌های حرارتی باند ۱۱ لندست ۸ به دلیل عدم قطعیت بالای کالیبراسیون این باند، توصیه نشده است و به همین دلیل از الگوریتم ارائه شده توسط ادوان و جوانوفسکا که تنها از داده‌های حرارتی باند ۱۰ سنجنده لندست ۸ در محاسبه دمای



شکل ۴. نمونه داده‌های ورودی به الگوریتم FSDAF برای پیش‌بینی دمای سطح زمین در تاریخ ۴ آگوست (رنگی در نسخه الکترونیکی)

که در سال ۲۰۱۵ توسعه یافته است، استفاده شد (۴۷). در الگوریتم FSDAF، داده‌های ورودی شامل یک زوج تصویر قدرت تفکیک مکانی پایین (M1) و تصویر قدرت تفکیک مکانی زیاد (F1) در زمان  $t_1$  و یک تصویر قدرت تفکیک مکانی پایین (M2) در زمان  $t_2$  است (شکل ۴). به‌عنوان مثال در زمان ۱ نیاز به یک تصویر دمای سطح زمین مودیس و یک تصویر دمای سطح زمین لندست و در زمان ۲ به یک تصویر دمای سطح زمین مودیس نیاز است.

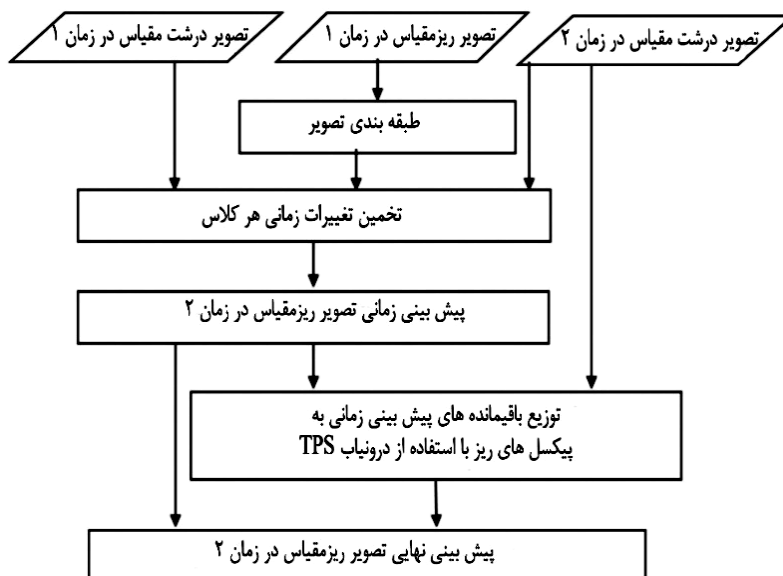
الگوریتم FSDAF شامل شش گام اصلی است (شکل ۵):

۱) طبقه‌بندی کردن تصویر قدرت تفکیک مکانی زیاد در زمان یک؛ ۲) تخمین تغییرات زمانی هر طبقه در تصویر قدرت تفکیک مکانی پایین از زمان ۱ به ۲؛ ۳) پیش‌بینی تصویر قدرت تفکیک مکانی زیاد در زمان  $t_2$  با استفاده از سطح طبقه‌ای تغییرات زمانی و محاسبه باقیمانده‌های هر پیکسل درشت؛ ۴)

مودیس (MOD11A1) روی ماهواره ترا در سیستم تصویر سینوسی در دسترس است. برای تبدیل این تصاویر به تصاویر قابل مقایسه با لندست، نیاز به تبدیل سیستم تصویر از سینوسی به سیستم تصویر UTM است. برای این کار از ابزار تبدیل سیستم تصویر مودیس (MRT) استفاده شد. کلیه تصاویر به محدوده تصویر لندست برش داده شده و به سیستم تصویر مشابه لندست تغییر داده شدند و سپس برای از بین بردن خطاهای هندسی و امکان مقایسه دقیق جغرافیایی، با استفاده از نقاط کنترل زمینی متناظر انتخاب شده روی تصاویر لندست و مودیس، تصحیح هندسی روی تصاویر مودیس انجام شد.

#### الگوریتم ادغام مکانی- زمانی FSDAF

به‌منظور ادغام تصاویر دمای سطح زمین سنجنده‌های مودیس و لندست و تولید تصاویر با قدرت تفکیک مکانی شبه لندست و قدرت تفکیک زمانی روزانه مودیس از الگوریتم FSDAF



شکل ۵. روندنمای الگوریتم ادغام مکانی - زمانی FSDAF

حداقل و حداکثر تعداد طبقات خروجی توسط الگوریتم دارد که یا با شناخت قبلی کاربر از منطقه مورد مطالعه تعیین می‌شود و یا با مشاهده بصری تصویر با قدرت تفکیک مکانی زیاد (در اینجا لندست) ورودی قابل تعیین است. بعد از طبقه‌بندی تصویر ریزمقیاس در زمان  $t_1$ ، می‌توان نسبت طبقه داخل هر پیکسل با قدرت تفکیک مکانی پایین (در اینجا مودیس) را با شمارش تعداد پیکسل‌های ریز در هر طبقه به دست آورد:

$$f_c(x_i, y_i) = \frac{N_c(x_i, y_i)}{m} \quad (3)$$

در این رابطه  $N_c$  تعداد پیکسل‌های ریز متعلق به کلاس  $c$  در داخل پیکسل مودیس  $(x_i, y_i)$  و  $m$  کل تعداد پیکسل‌های لندست در داخل هر پیکسل مودیس است.

#### تخمین تغییرات زمانی هر طبقه:

تغییرات زمانی باند  $b$  پیکسل مودیس  $(x_i, y_i)$  به صورت معادله (۴) تعریف می‌شود:

$$\Delta C(x_i, y_i, b) = C_2(x_i, y_i, b) - C_1(x_i, y_i, b) \quad (4)$$

بر اساس تئوری اختلاط خطی طیفی، تغییرات زمانی یک پیکسل مودیس برابر با مجموع وزنی تغییرات زمانی همه

پیش‌بینی تصویر قدرت تفکیک مکانی زیاد از تصویر قدرت تفکیک مکانی پایین در زمان  $t_2$  با استفاده از درونیاب اسپلاین صفحه نازک ((Thin Plate Spline) TPS؛ (۵) توزیع باقیمانده‌ها بر اساس پیش‌بینی TPS و (۶) پیش‌بینی نهایی تصویر قدرت تفکیک مکانی زیاد با استفاده از اطلاعات پیکسل‌های همسایه.

#### طبقه‌بندی تصویر با قدرت تفکیک مکانی زیاد (لندست) در زمان اول:

برای تعیین نسبت هر کلاس در یک پیکسل مودیس، تصویر لندست در زمان اول توسط طبقه‌بندی نظارت شده یا نظارت نشده با استفاده از همه باندهای موجود، طبقه‌بندی می‌شود. انتخاب الگوریتم طبقه‌بندی به نوع کاربرد و دسترسی به داده‌های منطقه بستگی دارد. اگر داده‌های سطح زمین مشخص و در دسترس باشند می‌توان از الگوریتم‌های طبقه‌بندی نظارت شده استفاده کرد و در غیر این صورت استفاده از الگوریتم‌های نظارت نشده مانند ISODATA می‌تواند به طبقه‌بندی تصویر ریزمقیاس کمک کند. در این مطالعه از الگوریتم ISODATA برای طبقه‌بندی استفاده شد. در این الگوریتم کاربر نیاز به تنظیم

کلاس‌های داخل آن است:

$$\Delta C(x_i, y_i, b) = \sum_{c=1}^l f_c(x_i, y_i) * \Delta F(c, b) \quad (5)$$

در این معادله  $l$  تعداد کلاس‌ها و  $\Delta F(c, b)$  تغییرات کلاس  $c$  باند  $b$  در تصویر لندست بین زمان‌های ۱ و ۲ است.

**پیش‌بینی تصویر ریزمقیاس و باقیمانده‌ها از تغییرات زمانی:**

تغییرات زمانی هر کلاس را می‌توان به پیکسل‌های لندست مربوطه، بدون در نظر گرفتن تغییرات درون کلاسی، مرتبط کرد. اگر نوع پوشش گیاهی در بین زمان‌های ۱ و ۲ تغییر نکند، با اضافه کردن تغییرات زمانی به مقادیر مشاهده شده پیکسل‌های لندست در زمان ۱ می‌توان پیش‌بینی از تصویر لندست را در زمان ۲ به دست آورد:

$$E_{ho}(x_{ij}, y_{ij}, b) = F_2^{SP}(x_{ij}, y_{ij}, b) - F_2^{TP}(x_{ij}, y_{ij}, b) \quad (6)$$

اما خطای به دست آمده از معادله فوق برای مناطق ناهمگن یا در لبه بین دو نوع پوشش گیاهی معتبر نیست چرا که پیش‌بینی درونیاب اسپلاین صفحه نازک این لبه‌ها را صاف و هموار می‌کند. درونیاب اسپلاین صفحه نازک برای درونیابی هموار میان مجموعه‌ای از نقاط کنترل است. این روش، یک سطح را از میان نقاط کنترل عبور می‌دهد. در مورد مناطق ناهمگن یا در لبه‌های پوشش‌های زمینی، می‌توان فرض کرد که خطای همه پیکسل‌های لندست داخل پیکسل مودیس، با هم برابر است:

$$E_{he}(x_{ij}, y_{ij}, b) = R(x_i, y_i, b) \quad (7)$$

برای تجمیع دو حالت بالا در یک تابع وزنی برای رسیدن به توزیع باقیمانده، شاخص همگنی تعریف شد:

$$HI(x_{ij}, y_{ij}) = \left( \sum_{k=1}^m I_k \right) / m \quad (8)$$

در این رابطه جایی که  $I=1$  یعنی جایی که پیکسل  $k$  داخل پنجره متحرک (با سایز پیکسل مودیس) دارای پوشش زمینی یکسان با پیکسل مرکزی لندست است و در غیر این صورت  $I=0$ . شاخص همگنی عددی بین صفر و یک دارد و مقادیر

بزرگ‌تر نشان‌دهنده همگنی بیشتر منطقه تحت مطالعه است. وزن ترکیبی دو مورد فوق توسط شاخص همگنی به صورت زیر خواهد بود:

$$CW(x_{ij}, y_{ij}, b) = E_{ho}(x_{ij}, y_{ij}, b) \times HI(x_{ij}, y_{ij}) + E_{he}(x_{ij}, y_{ij}, b) \times [1 - HI(x_{ij}, y_{ij})] \quad (9)$$

سپس وزن اختصاص یافته به صورت زیر نرمال می‌شود:

$$W(x_{ij}, y_{ij}, b) = CW(x_{ij}, y_{ij}, b) / \sum_{j=1}^m CW(x_{ij}, y_{ij}, b) \quad (10)$$

و توزیع باقیمانده به  $\lambda$ مین پیکسل ریز به صورت زیر خواهد بود:

$$r(x_{ij}, y_{ij}, b) = m \times R(x_i, y_i, b) \times W(x_{ij}, y_{ij}, b) \quad (11)$$

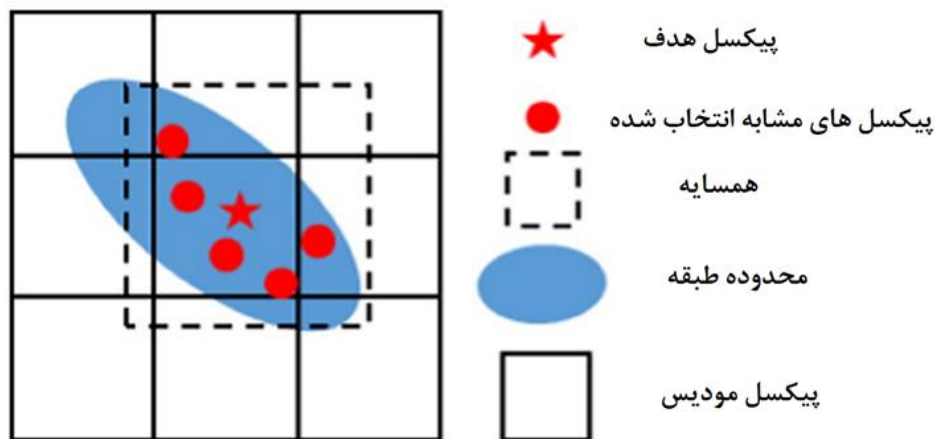
با جمع باقیمانده‌های توزیع شده و تغییرات زمانی می‌توان پیش‌بینی تغییرات کلی پیکسل لندست، بین زمان‌های ۱ و ۲ را به دست آورد:

$$\Delta F(x_{ij}, y_{ij}, b) = r(x_{ij}, y_{ij}, b) + \Delta F(c, b) \quad (12)$$

**تعیین یک پیش‌بینی قوی از تصویر ریزمقیاس با استفاده از پیکسل‌های همسایه:**

در حالت تئوری، با اضافه کردن تغییرات کلی به دست آمده در معادله ۱۲ به مقدار پیکسل قدرت تفکیک زیاد (در اینجا پیکسل داده دمای سطح زمین لندست) در زمان اول، می‌توان پیش‌بینی نهایی در زمان دوم را به دست آورد؛ اما این پیش‌بینی بر پایه پیکسل به پیکسل خواهد بود که ناچار عدم قطعیت‌های زیادی را توسط خطاهای گام‌های قبلی و نویزهای موجود در تصاویر ورودی ایجاد خواهد کرد. در الگوریتم FSDAF از اطلاعات پیکسل‌های همسایه برای کاهش عدم قطعیت در پیش‌بینی نهایی استفاده شده است. بدین منظور در ابتدا برای تصویر لندست در زمان ۱، برای پیکسل هدف  $(x_{ij}, y_{ij})$ ، تعداد  $n$  پیکسل لندست در طبقه یکسان و با حداقل اختلاف طیفی با پیکسل هدف و در همسایگی آن انتخاب شد (شکل ۶). اختلاف طیفی  $k$  امین پیکسل با پیکسل هدف به صورت زیر مشخص می‌شود:





شکل ۶. پیکسل های مشابه انتخاب شده در همسایگی پیکسل هدف (رنگی در نسخه الکترونیکی)

$$\hat{F}_2((x_{ij}, y_{ij}, b)) = F_1(x_{ij}, y_{ij}, b) + \sum_{k=1}^n W_k \times \Delta F(x_k, y_k, b)$$

$$S_k = \sum_{b=1}^B \left[ \left| \frac{F_1(x_k, y_k, b) - F_1(x_{ij}, y_{ij}, b)}{F_1(x_{ij}, y_{ij}, b)} \right| \right] \quad (13)$$

اعتبارسنجی تصاویر مصنوعی لندست ۸ تولید شده: پس از انجام پیش پردازش تصاویر و اجرای الگوریتم، تصاویر شبه لندست با قدرت تفکیک زمانی روزانه در اختیار خواهیم داشت. برای صحت‌سنجی تصاویر شبه لندست تولید شده، آنها را با تصاویر لندست واقعی از طریق ارزیابی کمی با استفاده از سنجه‌های آماری مانند ضریب تعیین ( $r^2$ )، مجذور مربعات میانگین خطا (RMSE)، اختلاف میانگین مطلق (MAD) و اریبی (Bias) که معادلات آن به صورت زیر هستند، مورد مقایسه قرار می‌دهیم:

$$r^2 = \left[ \frac{\sum (A(t) - \overline{A(t)})(S(t) - \overline{S(t)})}{\sqrt{\sum (A(t) - \overline{A(t)})^2 \sum (S(t) - \overline{S(t)})^2}} \right] \quad (1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum [S(t) - A(t)]^2}{n}} \quad (2)$$

$$MAD = \frac{1}{n} \sum |S(t) - A(t)| \quad (3)$$

$$Bias = \frac{1}{n} \sum (S(t) - A(t)) \quad (4)$$

که در آن،  $S(t)$  و  $A(t)$  به ترتیب تصاویر دمای سطحی واقعی و مصنوعی لندست ۸ هستند و  $n$  تعداد پیکسل‌های متناظر در تصویر است.

با سعی و خطاهای مکرر مشخص شده است که تعداد پیکسل‌های مشابه برای پیش‌بینی قوی باید حداقل ۲۰ عدد باشد.

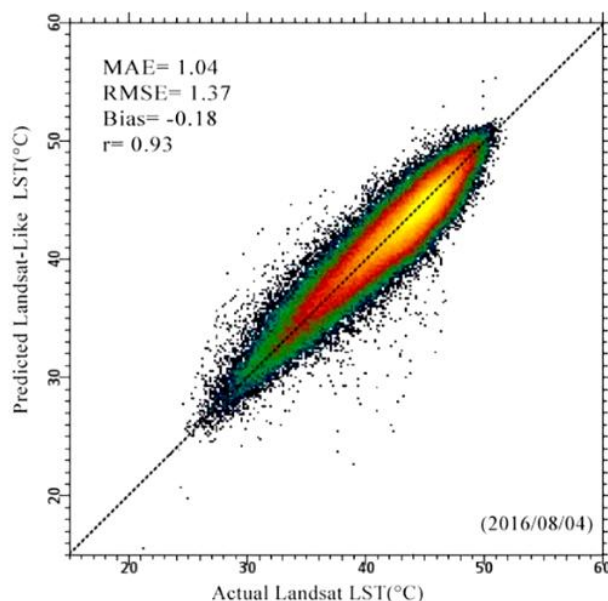
در گام بعدی وزن هر پیکسل مشابه بایستی تعیین شود که با استفاده از فاصله مکانی بین پیکسل مشابه و پیکسل هدف مشخص می‌شود. فاصله مکانی  $k$  امین پیکسل مشابه با پیکسل هدف در الگوریتم به صورت زیر تعریف شده است:

$$D_k = 1 + \sqrt{(x_k - x_{ij})^2 + (y_k - y_{ij})^2} / (w/2) \quad (14)$$

$W$  سایز پنجره انتخاب شده برای پیکسل‌های همسایه است که با توجه به همگنی و ناهمگنی منطقه مورد مطالعه مشخص می‌شود و معمولاً به اندازه یک تا سه پیکسل مودیس، تعیین می‌شود.  $D_k$  فاصله‌ای نسبی است که بین ۱ تا  $1 + \sqrt{2}$  متغیر است. با فرض اینکه پیکسل‌های دورتر سهم کمتری در پیش‌بینی پیکسل هدف داشته باشند، وزن  $k$  امین پیکسل مشابه به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$W_k = (1/D_k) / \sum_{k=1}^n (1/D_k) \quad (15)$$

با افزودن این پارامتر به مشاهدات اولیه در زمان اول، پیش‌بینی نهایی پیکسل هدف در زمان نهایی به دست خواهد آمد:



شکل ۷. رابطه بین دمای واقعی و شبه لندست پیش‌بینی شده با استفاده از الگوریتم FSDAF (۴ اوت ۲۰۱۶) (رنگی در نسخه الکترونیکی)

بودن نقاط به خط یک به یک، نشان‌دهنده صحت بالای داده‌های پیش‌بینی شده است.

نمودار حاصل از مقایسه دمای واقعی و دمای شبیه‌سازی شده لندست در بقیه تاریخ‌های مورد بررسی در شکل ۸ نشان داده شده است. همبستگی بالا در تمام تاریخ‌ها و همچنین مقدار کم RMSE و MAE مؤید دقت بالای الگوریتم است. مقدار اریبی بین ۰/۶- تا ۱/۷۱ نیز نشان‌دهنده صحت خوب تصاویر پیش‌بینی شده در مقابل دمای واقعی سطح زمین است.

#### نمودار فراوانی دمای تصاویر واقعی و مصنوعی

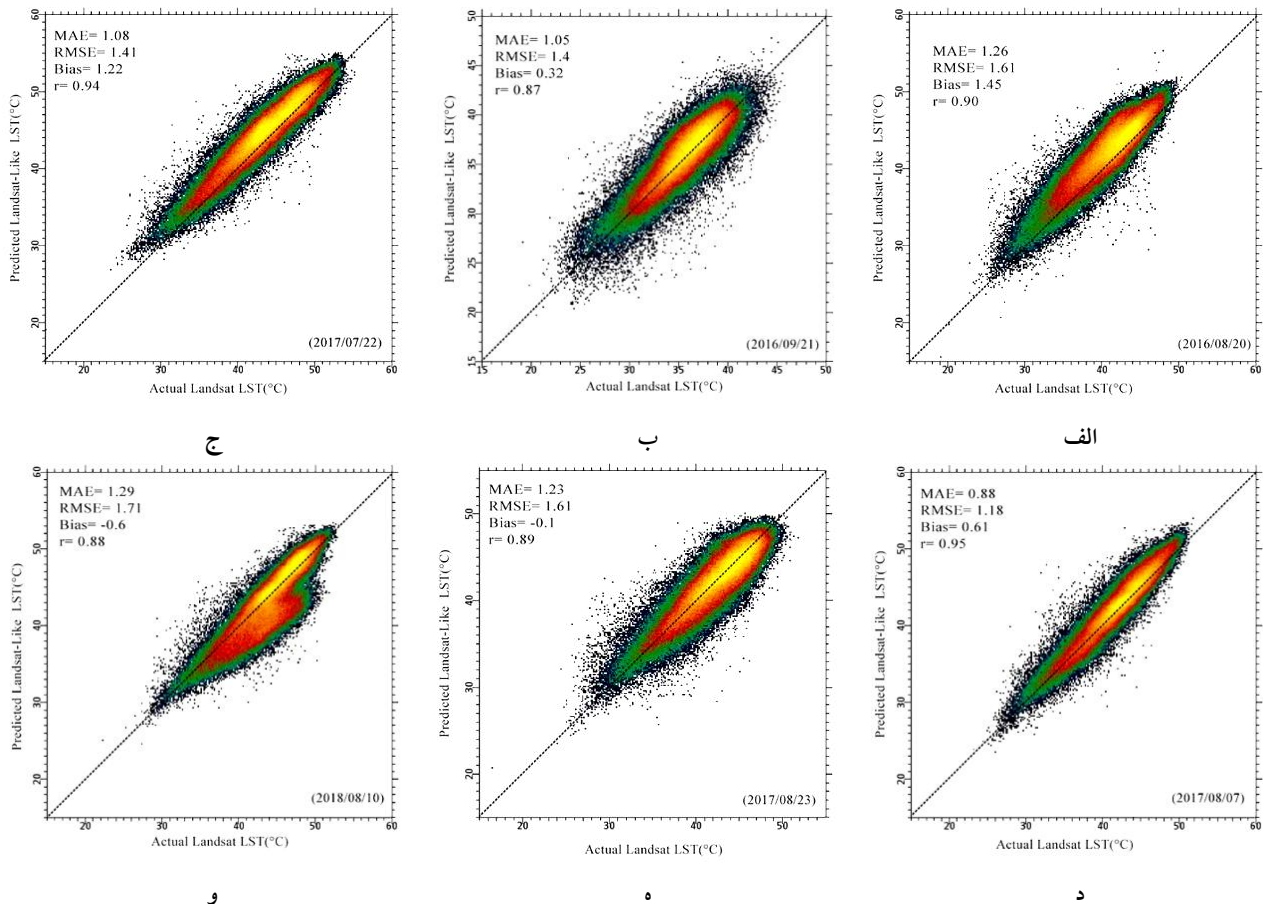
به منظور بررسی بیشتر دقت تصاویر دمای سطح زمین پیش‌بینی شده و تصاویر دمای سطح زمین واقعی، فراوانی دماهای پیش‌بینی شده و دماهای واقعی در منطقه مورد مطالعه ترسیم شد. بدین منظور هر درجه سانتی‌گراد به ۵ بخش ۰/۲ درجه سانتی‌گرادی تقسیم و فراوانی هر دما در منطقه مورد مطالعه ترسیم شد. به عنوان مثال در تاریخ ۴ اوت ۲۰۱۶ نمودار حاصل در شکل ۹ نشان داده شده است. منحنی‌های فراوانی حاصل از تصاویر واقعی و مصنوعی تطابق بسیار خوبی با هم داشت.

#### نتایج و بحث

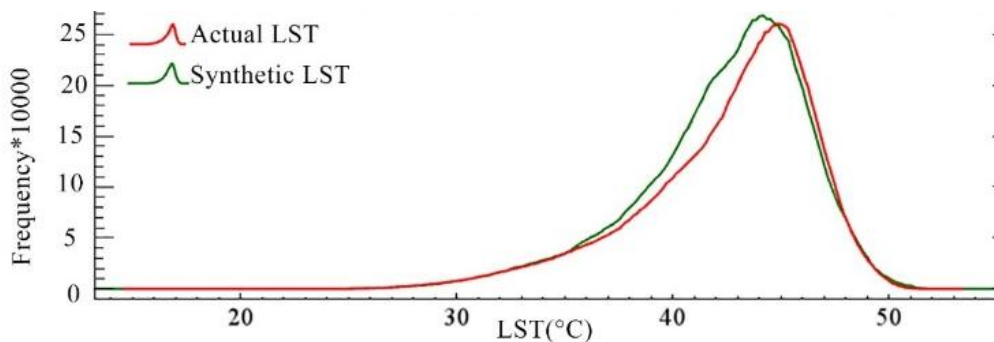
تصاویر دمای سطح زمین شبه لندست توسط الگوریتم FSDAF تولید شد. برای ارزیابی دقت تصاویر پیش‌بینی شده از تصاویر دمای واقعی سطح زمین لندست در تاریخ پیش‌بینی، کمک گرفته شد. برای بررسی کمی و کیفی دقت تصاویر پیش‌بینی شده، نمودارهای نقطه‌ای، فراوانی و برش عرضی منطقه مورد مطالعه در ادامه آمده است.

#### نمودار نقطه‌ای داده‌های پیش‌بینی شده و واقعی:

به عنوان مثال، نمودار حاصل از تصویر دمای سطح زمین واقعی لندست در تاریخ ۴ اوت ۲۰۱۶ در برابر دمای سطح زمین پیش‌بینی شده با الگوریتم FSDAF حاصل از حدود ۱۲ میلیون و ۷۰۰ هزار داده LST در شکل ۷ نشان داده شده است. همبستگی بالای بین تصاویر واقعی و تصاویر پیش‌بینی شده (۰/۹۳) و همچنین مقادیر پایین RMSE و MAE که به ترتیب برابر با ۱/۳۷ و ۱/۰۴ درجه سانتی‌گراد است، نشان‌دهنده دقت خوب تصویر پیش‌بینی شده در این تاریخ است. مقدار اریبی کم حاصل از داده‌های پیش‌بینی شده و داده‌های واقعی و نزدیک



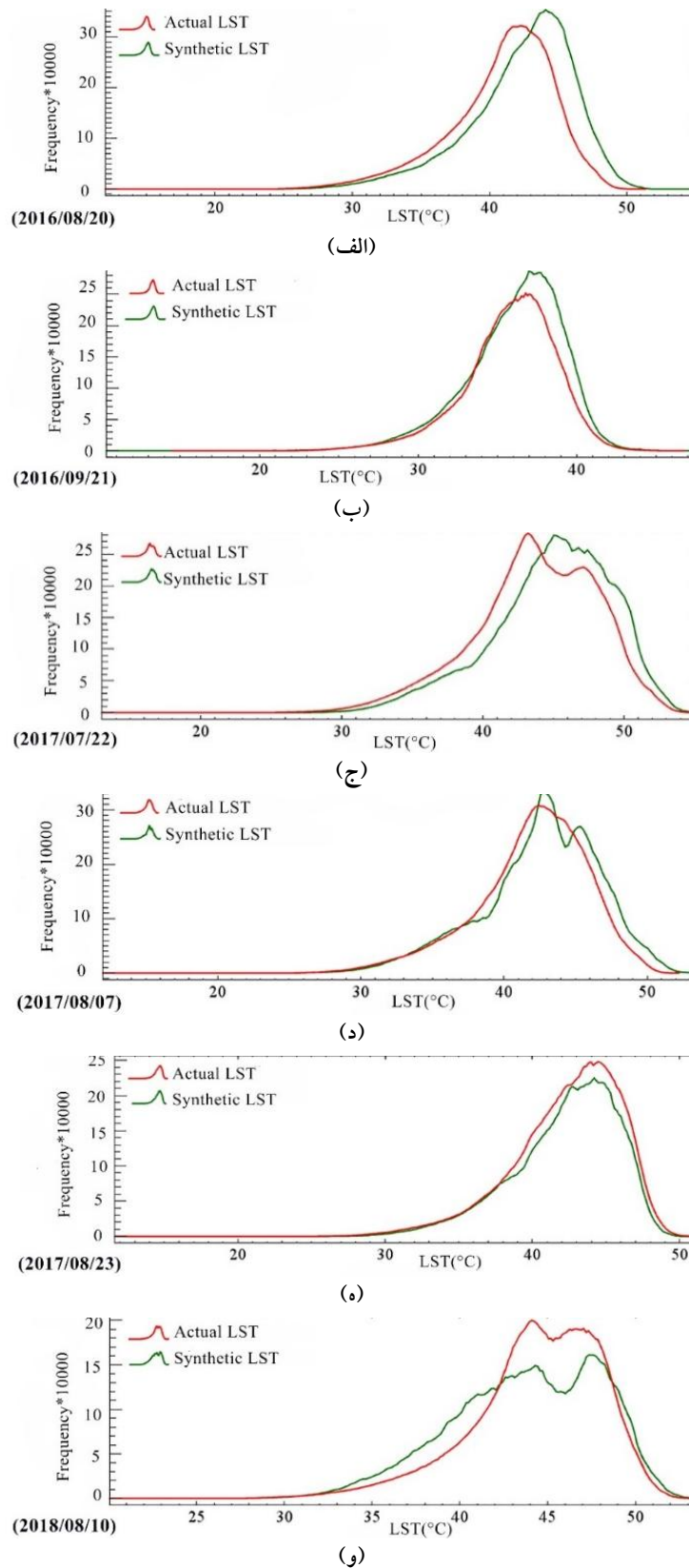
شکل ۸. رابطه بین دمای واقعی و شبه لندست پیش‌بینی شده با استفاده از الگوریتم FSDAF: الف) ۲۰ اوت ۲۰۱۶، ب) ۲۱ سپتامبر ۲۰۱۶، ج) ۲۲ جولای ۲۰۱۷، د) ۷ اوت ۲۰۱۷، ه) ۲۳ اوت ۲۰۱۷ و و) ۱۰ اوت ۲۰۱۸ (رنگی در نسخه الکترونیکی)



شکل ۹. نمودار فراوانی دماهای ثبت شده توسط سنجنده لندست و داده‌های شبه لندست پیش‌بینی شده با الگوریتم FSDAF در تاریخ ۴ اوت ۲۰۱۶ (رنگی در نسخه الکترونیکی)

واقعی و مصنوعی تولید شده توسط الگوریتم FSDAF تطابق خوبی با هم دارند که نشان‌دهنده دقت مناسب الگوریتم در تولید تصاویر مصنوعی دمای سطح زمین شبه لندست روزانه است.

نمودار فراوانی بین دماهای پیش‌بینی شده و دمای واقعی در دیگر تاریخ‌های مورد بررسی در شکل ۱۰ نشان داده شده است. در تمامی تاریخ‌ها، منحنی‌های فراوانی دمای سطح زمین تصاویر



شکل ۱۰. نمودارهای فراوانی دمای واقعی و دمای مصنوعی پیش‌بینی شده با الگوریتم FSDAF: (الف) ۲۰ اوت ۲۰۱۶، (ب) ۲۱ سپتامبر ۲۰۱۶، (ج) ۲۲ جولای ۲۰۱۷، (د) ۷ اوت ۲۰۱۷، (ه) ۲۳ اوت ۲۰۱۷ و (و) ۱۰ اوت ۲۰۱۸ (رنگی در نسخه الکترونیکی)

جدول ۲. مقایسه بین دماهای حداقل، حداکثر، میانگین و انحراف معیار حاصل از تصاویر واقعی دمای سطح زمین و تصاویر مصنوعی حاصل از الگوریتم FSDAF

تاریخ	تصویر دمای سطح زمین	دمای حداقل	دمای میانگین	دمای حداکثر	انحراف معیار
۲۰۱۶/۰۸/۰۴	واقعی	۱۴/۵۹	۴۲/۶۶	۵۳/۴۲	۳/۹۹
	مصنوعی	۱۳/۲۸	۴۲/۴۸	۵۵/۶۷	۳/۸۷
۲۰۱۶/۰۸/۲۰	واقعی	۱۵/۷۱	۴۰/۹۹	۵۱/۳۵	۳/۹۴
	مصنوعی	۱۳/۱	۴۲/۴۵	۵۵/۶۷	۴/۰۱
۲۰۱۶/۰۹/۲۱	واقعی	۱۴/۴۵	۳۵/۸۵	۴۶/۷۹	۲/۹
	مصنوعی	۱۰/۳۵	۳۶/۱۸	۴۸/۲۹	۳/۰۵
۲۰۱۷/۰۷/۲۲	واقعی	۱۲/۶۵	۴۳/۷۳	۵۵/۶۳	۴/۵۴
	مصنوعی	۱۵/۸۷	۴۴/۹۶	۵۵/۴۵	۴/۴۱
۲۰۱۷/۰۸/۰۷	واقعی	۱۳/۳	۴۲	۵۲/۲	۴/۰۴
	مصنوعی	۱۱/۹	۴۲/۷	۵۴/۳	۴/۲۷
۲۰۱۷/۰۸/۲۳	واقعی	۱۱/۷	۴۲/۴	۵۲/۳	۳/۶۵
	مصنوعی	۱۵/۶	۴۲/۳	۵۱	۳/۵۵
۲۰۱۸/۰۸/۱۰	واقعی	۲۰/۱	۴۴/۴	۵۴/۳	۳/۶۸
	مصنوعی	۲۰/۸	۴۴/۸	۵۴/۳	۴/۲۴

پارامترهای دمای حداقل، میانگین، حداکثر و انحراف معیار حاصل از تصاویر مصنوعی و واقعی تولید شده توسط الگوریتم FSDAF در تاریخ‌های مورد مطالعه در جدول ۲ نشان داده شده است.

#### برش عرضی از منطقه مورد مطالعه

برای مقایسه بهتر داده‌های دمایی پیش‌بینی شده و واقعی در منطقه مورد مطالعه، برش عرضی به طول حدود ۷۰ کیلومتر بر روی تصاویر واقعی و مصنوعی ایجاد شد (شکل ۱۱). با توجه به شکل، دقت مناسب داده‌های دمایی پیش‌بینی شده در مقابل داده‌های دمای واقعی سطح زمین سنجنده لندست کاملاً مشخص است. الگوی تغییرات دمای سطح واقعی و مصنوعی از روند مشابهی پیروی می‌کند.

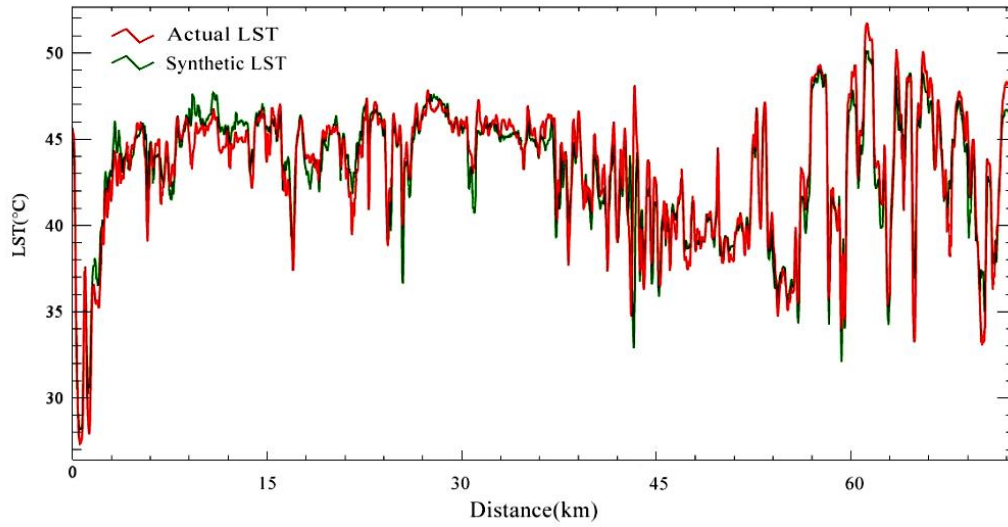
#### مقایسه کیفی تصاویر دمای سطح زمین

یکی دیگر از نکات مهم در بررسی دقت الگوریتم‌های ادغام مکانی - زمانی، نحوه نمایش عوارض و اشیاء و کاربری‌های

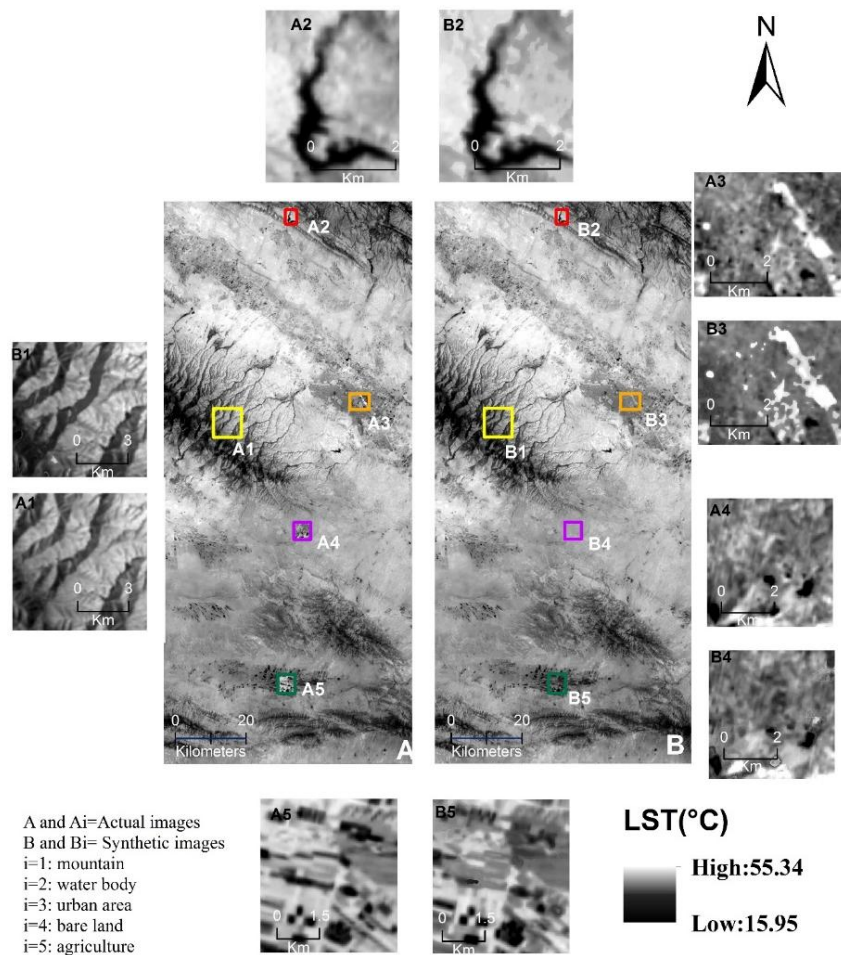
مختلف در تصویر پیش‌بینی شده نسبت به تصویر واقعی است. شکل ۱۲ نشان‌دهنده تصاویر پیش‌بینی شده و واقعی مربوط به دمای سطح زمین در تاریخ ۴ اوت ۲۰۱۶ است. در این شکل، عوارض کاربری مختلف مانند مناطق آبی، مناطق شهری، مناطق کوهستانی، مناطق بدون پوشش گیاهی و مناطق کشاورزی به عنوان نمونه‌هایی از سطح منطقه انتخاب شده‌اند. انتخاب این مناطق با استفاده از تصاویر NDVI و DEM منطقه صورت گرفته است.

مقایسه بصری تصاویر مصنوعی و واقعی نشان‌دهنده این است که الگوریتم توانسته است با دقت خوبی عوارض و تغییرات کلی را در سطح منطقه، نشان دهد.

با توجه به جدید بودن الگوریتم FSDAF، مطالعات کمی روی پیش‌بینی دمای سطح زمین با استفاده از این الگوریتم صورت گرفته است. یانگ مین و همکاران (۲۵) نیز در سال ۲۰۱۸ به بررسی تولید دمای سطح زمین با ادغام داده‌های



شکل ۱۱. مقایسه بین دمای واقعی و مصنوعی حاصل از الگوریتم FSDAF روی مسیر ۷۰ کیلومتری از منطقه مورد مطالعه (رنگی در نسخه الکترونیکی)



شکل ۱۲. مقایسه کیفی تصاویر LST واقعی و مصنوعی با الگوریتم FSDAF در ۴ اوت ۲۰۱۶؛ کل منطقه مورد مطالعه و کاربری‌های مختلف (رنگی در نسخه الکترونیکی)



## نتیجه‌گیری

عدم توانایی سنجنده‌های ماهواره‌ای در تصویربرداری با قدرت تفکیک مکانی و زمانی زیاد به صورت همزمان، یکی از چالش‌های پژوهشگران در حوزه‌های علوم مختلف بوده است. در سالیان اخیر تکنیک‌های ادغام مکانی- زمانی برای غلبه بر این چالش توسعه پیدا کرده‌اند و الگوریتم‌های مختلفی بدین منظور مورد توسعه و بررسی قرار گرفته‌اند. در این مطالعه به بررسی توانایی الگوریتم ادغام مکانی- زمانی FSDAF در تولید تصاویر دمای سطح زمین روزانه شبه لندست پرداخته شد. نتایج حاصل از این مطالعه نشان‌دهنده قدرت بالای این الگوریتم در پیش‌بینی تصاویر شبه لندست و در مقیاس زمانی روزانه برای پارامتر دمای سطح زمین بود. قدرت این الگوریتم در پیش‌بینی دما در اراضی مختلف نیز نشان‌دهنده قابلیت اعتماد بالا به این الگوریتم برای دستیابی به داده‌های دمایی روزانه با قدرت تفکیک مکانی زیاد بود. دیگر الگوریتم‌های ادغام مکانی- زمانی که در سالیان اخیر توسعه پیدا کرده‌اند، قدرت این تکنیک جدید را در دستیابی به تصاویر با قدرت تفکیک مکانی- زمانی زیاد نشان داده‌اند (۱۲، ۲۰، ۲۱، ۲۳، ۳۷، ۴۳، ۴۵ و ۴۶). پیشنهاد می‌شود که تکنیک‌های مختلف ادغام مکانی- زمانی دیگر روی پارامترهای مختلف و پوشش‌های زمینی مختلف، مورد مطالعه قرار بگیرند.

سنجنده‌های ASTER و مودیس پرداختند. نتایج آنها هم نشان دهنده ضریب همبستگی بالای ۰/۹، میزان RMSE کمتر از ۲/۴۴ و MAE کمتر از ۱/۸۴ بود که مؤید نتایج حاصل از این پژوهش است. دیگر مطالعات انجام شده بر تلفیق تصاویر ماهواره‌ای با استفاده از الگوریتم FSDAF و دیگر الگوریتم‌های موجود و بر پارامترهایی مانند قابلیت انتشار سطحی، شاخص‌های پوشش گیاهی و بیوماس و طبقه‌بندی پوشش زمینی انجام شده است. مثلاً برای تخمین بیوماس، سری زمانی داده‌های NDVI تلفیقی از سنجنده‌های مودیس- لندست توسط الگوریتم STARFM توانست تخمین دقیقی از بیوماس علفزارها را نشان دهد ( $R^2 = 0.77$ ,  $RMSE = 17.22 \text{ g/m}^2$ ) که بسیار دقیق‌تر است از استفاده کردن تنها یک تصویر NDVI مودیس ( $R^2 = 0.73$ ,  $RMSE = 30.61 \text{ g/m}^2$ ). برای شناسایی فنولوژی گیاهان، سری زمانی داده‌های مصنوعی EVI به دست آمده از تلفیق تصاویر مودیس و لندست در طول سال‌های ۲۰۰۵ تا ۲۰۰۹ توسط الگوریتم STARFM توانست به خوبی فنولوژی گیاهان مناطق خشک آریزونا در ایالات متحده آمریکا را نشان دهد (۳۶). مطالعه‌ای برای مقایسه دو مدل تلفیق STARFM و ESTARFM در تولید تصاویر مصنوعی مودیس و لندست برای نگاشت مناطق سیل‌زده انجام شد. نتایج نشان دادند که هر دو روش قادرند نتایج با دقت بالاتری را نسبت به استفاده از تصاویر مودیس به‌تنهایی تولید کنند (۴۵).

## منابع مورد استفاده

1. Abuzar, M., G. O'Leary and G. Fitzgerald. 2009. Measuring water stress in a wheat crop on a spatial scale using airborne thermal and multispectral imagery. *Field Crops Research* (online). 10.1016/J.FCR.2009.02.001.
2. Anderson, M. C., R. G. Allen, A. Morse and W. P. Kustas. 2012. Use of landsat thermal imagery in monitoring evapotranspiration and managing water resources. *Remote Sensing of Environment* (online) 10.1016/J.RSE.2011.08.025.
3. Anderson, M. C., C. M. U. Neale, F. Li, J. M. Norman, W. P. Kustas, H. Jayanthi and J. Chavez. 2004. Upscaling ground observations of vegetation water content, canopy height, and leaf area index during SMEX02 using aircraft and Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment* (online). 10.1016/J.RSE.2004.03.019.
4. Ardeshir Goshtasby, A. and S. Nikolov. 2007. Image fusion: Advances in the state of the art. *Information Fusion* 8: 114-118.
5. Avdan, U. and G. Jovanovska. 2016. Algorithm for Automated Mapping of Land Surface Temperature Using LANDSAT 8 Satellite Data. *Journal of Sensors* (online). 10.1155/2016/1480307.
6. Badeck, F. -W., A. Bondeau, K. Böttcher, D. Doktor, W. Lucht, J. Schaber and S. Sitch. 2004. Responses of Spring Phenology to Climate Change. *The New Phytologist* 162: 295-309.

7. Barnes, W. L., T. S. Pagano and V. V. Salomonson. 1998. Prelaunch characteristics of the moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS) on EOS-AMI. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* (online). 10.1109/36.700993.
8. Caihua, Y., L. Yonghong, Q. Weijun, L. Weidong and L. Cheng. 2011. Application of urban thermal environment monitoring based on remote sensing in Beijing. *Procedia Environmental Sciences* (online). 10.1016/J.PROENV.2011.12.214.
9. Chen, X. -L., H. -M. Zhao, P. -X. Li and Z. -Y. Yin. 2006. Remote sensing image-based analysis of the relationship between urban heat island and land use/cover changes. *Remote Sensing of Environment* (online). 10.1016/J.RSE.2005.11.016.
10. Coudert, B., C. Ottlé and X. Briottet. 2008. Monitoring land surface processes with thermal infrared data: Calibration of SVAT parameters based on the optimisation of diurnal surface temperature cycling features. *Remote Sensing of Environment* (online). 10.1016/J.RSE.2007.06.024.
11. Embury, O., C. J. Merchant and M. J. Filipiak. 2012. A reprocessing for climate of sea surface temperature from the along-track scanning radiometers: Basis in radiative transfer. *Remote Sensing of Environment* (online). 10.1016/J.RSE.2010.10.016.
12. Emelyanova, I. V., T. R. McVicar, T. G. Van Niel, L. T. Li and A. I. J. M. van Dijk. 2013. Assessing the accuracy of blending Landsat-MODIS surface reflectances in two landscapes with contrasting spatial and temporal dynamics: A framework for algorithm selection. *Remote Sensing of Environment* (online). 10.1016/j.rse.2013.02.007.
13. Gao, L., W. Zhan, F. Huang, X. Zhu, J. Zhou, J. Quan, P. Du and M. Li. 2017. Disaggregation of remotely sensed land surface temperature: A simple yet flexible index (SIFI) to assess method performances. *Remote Sensing of Environment* (online). 10.1016/J.RSE.2017.08.003.
14. Hope, A., R. Engstrom and D. Stow. 2005. Relationship between AVHRR surface temperature and NDVI in Arctic tundra ecosystems. *International Journal of Remote Sensing* (online). 10.1080/01431160500043780.
15. Ichoku, C., Y. J. Kaufman, L. Giglio, Z. Li, R. H. Fraser, J. -Z. Jin and W. M. Park. 2003. Comparative analysis of daytime fire detection algorithms using AVHRR data for the 1995 fire season in Canada: Perspective for MODIS. *International Journal of Remote Sensing* (online). 10.1080/01431160210144697.
16. Jensen, J. R. 2007. *Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Perspective*. Pearson Prentice Hall. 2007.
17. Julien, Y., J. A. Sobrino and W. Verhoef. 2006. Changes in land surface temperatures and NDVI values over Europe between 1982 and 1999. *Remote Sensing of Environment* (online). 10.1016/J.RSE.2006.03.011.
18. Karnieli, A., N. Agam, R. T. Pinker, M. Anderson, M. L. Imhoff, G. G. Gutman, N. Panov, A. Goldberg, et al. 2010. Use of NDVI and land surface temperature for drought assessment: Merits and limitations. *Journal of Climate* (online). 10.1175/2009JCLI2900.1.
19. Li, F., W. P. Kustas, J. H. Prueger, C. M. U. Neale, T. J. Jackson, F. Li, W. P. Kustas, J. H. Prueger, et al. 2005. Utility of remote sensing-based two-source energy balance model under low- and high-vegetation cover conditions. *Journal of Hydrometeorology* (online). 10.1175/JHM464.1.
20. Liao, C., J. Wang, I. Pritchard, J. Liu and J. Shang. 2017. A spatio-temporal data fusion model for generating NDVI time series in heterogeneous regions. *Remote Sensing* (online). 10.3390/rs9111125.
21. Liu, H. 2012. Enhancing temporal resolution of satellite imagery for public health studies: A case study of West Nile Virus outbreak in Los Angeles in 2007. *Remote Sensing of Environment* (online). 10.1016/j.rse.2011.06.023.
22. Luvall, J. C. and H. R. Holbo. 1989. Measurements of short-term thermal responses of coniferous forest canopies using thermal scanner data. *Remote Sensing of Environment* (online). 10.1016/0034-4257(89)90032-1.
23. Meng, J., X. Du and B. Wu. 2013. Generation of high spatial and temporal resolution NDVI and its application in crop biomass estimation. *International Journal of Digital Earth* (online). 10.1080/17538947.2011.623189.
24. Mihailovic, D. T. and J. Eitzinger. 2007. Modelling temperatures of crop environment. *Ecological Modelling* (online). 10.1016/J.ECOLMODEL.2006.11.009.
25. Min, Y., Y. Guijun, C. Xiaoning, Z. Yongfeng, Y. Jingni, Y. Min, Y. Guijun, C. Xiaoning, et al. 2018. Generation of land surface temperature with high spatial and temporal resolution based on FSDAF method. *Remote Sensing for Land & Resources* (online). 10.6046/GTZYYG.2018.01.08.
26. Moran, M. S. 2006. *Quantitative Remote Sensing of Land Surfaces*, S. Liang, Wiley & Sons, Hoboken, NJ, USA (2004), 534 pp. plus CD-ROM. Price US\$150.00 (hard back), ISBN: 0-471-28166-2. *Agricultural Systems* (online). 10.1016/J.AGSY.2005.11.003.
27. Morrow, N. and M. A. Friedl. 1998. Modeling biophysical controls on land surface temperature and reflectance in grasslands. *Agricultural and Forest Meteorology* (online). 10.1016/S0168-1923(98)00098-7.
28. Mukherjee, S., P. K. Joshi and R. D. Garg. 2014. A comparison of different regression models for downscaling Landsat and MODIS land surface temperature images over heterogeneous landscape. *Advances in Space Research* (online). 10.1016/j.asr.2014.04.013.



29. Muramatsu, K., S. Nakayama and I. Kaihotsu. 2006. A case study of estimating thermal energy budget in Mongolian plateau using LANDSAT7/ETM+ data. *Advances in Space Research* (online). 10.1016/J.ASR.2003.05.065.
30. Nasipuri, P., T. J. Majumdar and D. S. Mitra. 2006. Study of high-resolution thermal inertia over western India oil fields using ASTER data. *Acta Astronautica* (online). 10.1016/J.ACTAASTRO.2005.11.002.
31. Ormsby, J. P. 1982. The use of landsat-3 thermal data to help differentiate land covers. *Remote Sensing of Environment* (online). 10.1016/0034-4257(82)90029-3.
32. Piñol, J., K. Beven and D. X. Viegas. 2005. Modelling the effect of fire-exclusion and prescribed fire on wildfire size in Mediterranean ecosystems. *Ecological Modelling* (online). 10.1016/J.ECOLMODEL.2004.09.001.
33. Rajapakse, R. M. S. S., N. K. Tripathi and K. Honda. 2002. Spectral characterization and LAI modelling for the tea (*Camellia sinensis* (L.) O. Kuntze) canopy. *International Journal of Remote Sensing* (online). 10.1080/01431160110114583.
34. Rojas, O., A. Vrieling and F. Rembold. 2011. Assessing drought probability for agricultural areas in Africa with coarse resolution remote sensing imagery. *Remote Sensing of Environment* (online). 10.1016/J.RSE.2010.09.006.
35. Sobrino, J. A., M. Gómez, J. C. Jiménez-Muñoz and A. Olioso. 2007. Application of a simple algorithm to estimate daily evapotranspiration from NOAA-AVHRR images for the Iberian Peninsula. *Remote Sensing of Environment* (online). 10.1016/J.RSE.2007.02.017.
36. Walker, J. J., K. M. de Beurs and R. H. Wynne. 2014. Dryland vegetation phenology across an elevation gradient in Arizona, USA, investigated with fused MODIS and Landsat data. *Remote Sensing of Environment* (online). 10.1016/J.RSE.2014.01.007.
37. Wei, J., L. Wang, P. Liu and W. Song. 2016. Spatiotemporal Fusion of Remote Sensing Images with Structural Sparsity and Semi-Coupled Dictionary Learning. *Remote Sensing* (online). 10.3390/rs9010021.
38. Weng, Q. 2009. Thermal infrared remote sensing for urban climate and environmental studies: Methods, applications, and trends. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* (online). 10.1016/J.ISPRSJPRS.2009.03.007.
39. Wooster, M. J., W. Xu and T. Nightingale. 2012. Sentinel-3 SLSTR active fire detection and FRP product: Pre-launch algorithm development and performance evaluation using MODIS and ASTER datasets. *Remote Sensing of Environment* (online). 10.1016/J.RSE.2011.09.033.
40. Wright, R., L. P. Flynn, H. Garbeil, A. J. Harris and E. Pilger. 2004. MODVOLC: near-real-time thermal monitoring of global volcanism. *Journal of Volcanology and Geothermal Research* (online). 10.1016/J.JVOLGEORES.2003.12.008.
41. Yang, H., Z. Cong, Z. Liu and Z. Lei. 2010. Estimating sub-pixel temperatures using the triangle algorithm. *International Journal of Remote Sensing* (online). 10.1080/01431160903376373.
42. Yang, J., and Y. Wang. 2011. Estimating evapotranspiration fraction by modeling two-dimensional space of NDVI/albedo and day-night land surface temperature difference: A comparative study. *Advances in Water Resources* (online). 10.1016/j.advwatres.2011.01.006.
43. Xu, Y., B. Huang, Y. Xu, K. Cao, C. Guo and D. Meng. 2015. Spatial and Temporal Image Fusion via Regularized Spatial Unmixing. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* (online). 10.1109/LGRS.2015.2402644.
44. Zhang, F., X. Zhu, and D. Liu. 2015. Application of Synthetic NDVI Time Series Blended from Landsat and MODIS Data for Grassland Biomass Estimation. *Remote Sensing* (online). 10.3390/rs8010010.
45. Zhang, F., X. Zhu and D. Liu. 2015. Blending MODIS and Landsat images for urban flood mapping. *International Journal of Remote Sensing* (online). 10.1080/01431161.2014.903351.
46. Zhu, X., F. Cai, J. Tian and T. K. A. Williams. 2018. Spatiotemporal fusion of multisource remote sensing data: Literature survey, taxonomy, principles, applications, and future directions. *Remote Sensing* (online). 10.3390/rs10040527.
47. Zhu, X., E. H. Helmer, F. Gao, D. Liu, J. Chen and M. A. Lefsky. 2016. A flexible spatiotemporal method for fusing satellite images with different resolutions. *Remote Sensing of Environment* (online). 10.1016/J.RSE.2015.11.016.

## Spatio-Temporal Fusion of Landsat and MODIS Land Surface Temperature Data Using FSDAF Algorithm

M. Kaffash and H. Sanaei-Nejad<sup>1\*</sup>

(Received: December 2-2019; Accepted: September 22-2020)

### Abstract

Land Surface Temperature (LST) is an important parameter in weather and climate systems. Satellite remote sensing is a unique way to estimate this important parameter. However, satellite products have either low spatial resolution or low temporal resolution that limits their potential use in various studies. In recent years, the use of Spatio-temporal fusion techniques to produce high resolution simultaneous spatial and temporal images has been extensively investigated. In this study, a Flexible Spatio-temporal Data Fusion (FSDAF) was used to produce Landsat-like LST images with Landsat spatial resolution and MODIS temporal resolution. The quantitative and qualitative validation of the images was performed by comparing them with the Actual Landsat LST images. The results showed that the FSDAF algorithm has high accuracy in estimating daily LST data both qualitatively and quantitatively. The RMSE and MAE parameters of the images produced compared to the actual Landsat images were 1.18 to 1.71 and 0.88 to 1.29°C, respectively. The correlation coefficient above 0.87 and bias between -0.6 to 1.45°C also confirms the high accuracy of the algorithm in estimating Landsat-like land surface temperature on a daily time scale.

**Keywords:** Land Surface Temperature, Spatio-temporal Fusion, Landsat, MODIS, Remote sensing

---

1. Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.  
Corresponding author, Email: sanaein@gmail.com