نشریه علمی پژوهشی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی

سال ششم، شماره چهارم، زمستان ۱۳۹۷

Vol.6, No.4, Winter 2019

۱۱۹-۱۳۲

ادغام محصولات دمایی سنجنده های ASTER و MODIS با استفاده از مدل STDFA

علیرضا بذرگر بجستانی[۱]، مهدی آخوندزاده هنزایی[۲*]

۱- ۱- دانشجوی کارشناسی ارشد نقشه‌برداری، سنجش از دور-دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی-پردیس دانشکده‌های فنی-دانشگاه تهران

۲- استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی- پردیس دانشکده‌های فنی-دانشگاه تهران

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۵/۱۲/۱۰ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۱۲/۱۶

چکیده

دمای سطح زمین (LST) یکی از مهم‌ترین پارامترهای فیزیکی و متغیرهای اقلیمی است که نقش مهمی در شناخت پدیده‌های محیطی مثل شرایط رطوبت سطح، جزایر گرمایی شهری، سلامتی گیاهان، ریسک آتش برای مناطق جنگلی و اثر گرما بر سلامت انسان‌ها را بر عهده دارد. برای انجام چنین مطالعاتی نیاز به دمای سطح زمین با توان تفکیک بالای مکانی و زمانی می‌باشد. متأسفانه سنجنده های سنجش‌ازدوری به دلیل محدودیت‌های فنی و مالی توانایی تولید محصولی که به‌طور هم‌زمان دارای توان تفکیک بالای مکانی و زمانی باشند را ندارند. به‌طور مثال محصول دمای سطح زمین سنجنده استر (ASTER) دارای توان تفکیک مکانی ۹۰ متر با دوره بازگشت ۱۶ روزه می‌باشد، در حالیکه محصول دمای سطح زمین سنجنده مادیس (MODIS) دارای توان تفکیک مکانی ۱ کیلومتر با دوره بازگشت ۱ روزه می‌باشد. در این تحقیق برای حل این مسئله با استفاده از الگوریتم STDFA که برای ادغام مکانی و زمانی داده‌های بازتابندگی استفاده‌شده است، محصولات دمای سطح زمین سنجنده های استر و مادیس برای قسمتی از شهر تهران ادغام شده است و درنهایت به یک تصویر مجازی با توان تفکیک مکانی برابر با توان تفکیک مکانی محصول دمای سطح زمین سنجنده استر و توان تفکیک زمانی برابر با سنجنده مادیس می‌رسد. نتایج تحقیق حاکی از دقت خوب الگوریتم در ادغام محصولات دمای سطح زمین می‌باشد. به‌طوری‌که ضریب همبستگی بین تصویر دمای سطح مجازی و داده واقعی دمای سطح منطقه ۰٫۸۸ و ریشه میانگین مربع خطاها ۳٫۳۸ درجه کلوین می‌باشد.

کلیدواژه‌ها: دمای سطح زمین، ادغام، مادیس، استر.

*نویسنده مکاتبه کننده: تهران-خیابان کارگر شمالی-با لاتر از تقاطع جلال آل احمد- دانشکده فنی دانشگاه تهران-دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی

تلفن: ۰۲۱۶۱۱۱۴۵۲۲

Email: makhonz@ut.ac.ir

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-08]

[DOI: 10.29252/jgit.6.4.119]

۱- مقدمه

دمای سطح زمین (LST[1]) تابعی از انرژی خالص در سطح زمین است که به مقدار انرژی رسیده به سطح زمین، گسیلندگی سطح، رطوبت و جریان هوای جو بستگی دارد. دمای سطح زمین را می‌توان از تابش مادون‌قرمز ساطع‌شده از سطح زمین و با معکوس معادله استفان-بولتزمن برآورد نمود. دمای سطح زمین یکی از مهم‌ترین پارامترهای فیزیکی و متغیرهای اقلیمی است که نقش مهمی در شناخت پدیده‌های محیطی مثل شرایط رطوبت سطح، جزایر گرمایی شهری، سلامتی گیاهان، ریسک آتش برای مناطق جنگلی و اثر گرما بر سلامت انسان‌ها بر عهده دارد [۱،۲،۳ و ۴]. اساسا تجهیزات زمینی یک برآورد دقیق از دمای سطح زمین به‌صورت موقعیت نقطه‌ای ارائه می‌دهند که تحت تأثیر شرایط جو قرار ندارند. در مقابل، سنجنده های ماهواره‌ای یک برآورد میانگین از دمای سطح زمین از یک منطقه مشخص که با اندازه پیکسل سنجنده شبکه‌بندی شده و در حضور جو ارائه می‌دهند. از بین این دو روش، هنگامی‌که به توزیع مکانی دمای سطح زمین نیاز باشد روش بر مبنای ماهواره‌ای مقبول‌تر خواهد بود [۵].

در عصر حاضر، چندین سنجنده اخذ دمای سطح زمین مثل سنجنده‌های MODIS[2]، ASTER[3]، AVHRR[4]، GOES[5] و غیره وجود دارد. یکی از ویژگی‌هایی که این ماهواره‌ها را از یکدیگر متمایز می‌کند توان تفکیک مکانی و زمانی مختلف این سنجنده‌ها می‌باشد. به‌عنوان‌مثال سنجنده‌های استر (ASTER) و مادیس (MODIS) برای محصول LST به ترتیب دارای توان تفکیک مکانی ۹۰ متر و ۱ کیلومتر و توان تفکیک زمانی ۱۶ روز و ۱ روز می‌باشند. بااین‌وجود برای پایش مسائل زیست‌محیطی نیاز به سنجنده ای است که محصول دمای سطح زمین را با توان تفکیک بالای مکانی و زمانی در اختیار قرار بدهد [۶]؛ که متأسفانه به‌دلیل محدودیت‌های فنی و مالی چنین سنجنده ای در اختیار نیست. برای حل این مسئله می‌توان از ادغام داده‌های سنجنده‌های مختلف برای رسیدن به یک محصول دمایی با توان تفکیک بالای مکانی و زمانی استفاده کرد. در سال‌های اخیر مطالعات محدودی درزمینه ادغام محصولات حرارتی انجام‌شده است.

مدل ادغام سازگار مکانی و زمانی بازتابندگی (STARFM[6]) برای بهبود توان تفکیک زمانی محصول دمای سطح زمین سنجنده استر استفاده‌شده است [۷]. در این مدل با استفاده از محصول حرارتی سنجنده مادیس شرایط محیط در طی زمان پیش‌بینی به دست می‌آید. در اصل این الگوریتم برای پیش‌بینی بازتابندگی سطح تصاویر با ادغام تصاویر ماهواره‌های لندست و مادیس توسعه داده‌شده است [۸]. این الگوریتم از سه‌گام اصلی تشکیل‌شده است. گام اول انتخاب پیکسل‌های مشابه در داخل یک پنجره جست‌وجوی محلی در تصویر لندست، گام دوم تعیین وزن پیکسل‌های مشابه به کمک پیکسل‌های مادیس و لندست و گام نهایی تولید تصویر مجازی لندست با ضرب وزن‌های تعیین‌شده در مرحله قبل در مجموع اختلاف تصاویر مادیس و تصویر لندست اولیه است. اجرای الگوریتم STARFM بر روی محصول دمای سطح زمین سنجنده ها این موضوع را روشن نمود که این الگوریتم در زمین‌های غیر همگن به‌دلیل عدم وجود پیکسل‌های مشابه در این مناطق بی‌نتیجه خواهد بود [۸].

[1] Land surface temperature
[2] Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer
3 Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection
4 Advanced Very High Resolution Radiometer
5 Geostationary Operational Environmental Satellite

[6] spatial and temporal adaptive reflectance fusion model

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-08]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.119]

برای حل مشکل مدل قبل مدلی دیگر با نام الگوریتم ادغام سازگار مکانی و زمانی برای نقشه‌های دمایی (SADFAT[1]) ارائه شد [۹]. در این مدل چرخه دمایی سالیانه و مدل آنالیز مختلط طیفی خطی[2] با الگوریتم اولیه STARFM همراه شدند. نتایج حاکی از دقت خوب این روش در پیش‌بینی دما در سطح توان تفکیک مکانی لندست است. با این وجود این روش نیاز به سه تصویر مادیس متوالی و دو تصویر لندست برای پیش‌بینی دارد که باعث محدودیت این روش در کاربردهای آنی می‌شود.

برای انتخاب پیکسل‌های مشابه داخل پنجره جست‌وجو در الگوریتم STARFM مدلی دیگر بر اساس یک روش متقارن به‌جای استفاده از روش فیلتر مبنا ارائه شد [۱۰]. همچنین در مطالعه‌ای دیگر هنگام محاسبه وزن پیکسل‌های مشابه همبستگی بین باندهای طیفی مشابه در دو سنجنده در نظر گرفته و از مدل رگرسیون خطی برای پیش‌بینی بازتابندگی استفاده‌شده است [۱۱]. در هردوی این مطالعات داده‌های اشتباه[3] داخل پنجره جست‌وجو نیز در نظر گرفته می‌شدند. همچنین در این مدل‌ها تغییرات بازتابندگی هر کلاس در طی زمان پیش‌بینی خطی در نظر گرفته‌شده است که با توجه به تغییرات گیاهی می‌تواند نادرست باشد.

در مدلی دیگر بانام ادغام مکانی و زمانی داده‌ها (STDFA[4]) برای پیش‌بینی بازتابندگی سطح در باندهای مختلف تغییرات مکانی و تغییرات غیرخطی زمانی در نظر گرفته شدند [۱۲]. این الگوریتم بر اساس این فرض اساسی که تغییرات ویژگی‌های هر کلاس برای تمام اعضای آن کلاس ثابت و برابر است شکل‌گرفته است. در این الگوریتم با استفاده از این فرض و الهام از تئوری شناسایی پیکسل‌های مختلط[5] به‌پیش بینی بازتابندگی سطح در باندهای مختلف سنجنده های لندست به کمک داده‌های سنجنده مادیس پرداخته است.

این تحقیق قصد دارد مدل STDFA را برای ادغام محصولات دمای سطح زمین سنجنده‌های استر و مادیس اجرا و به بررسی دقت این الگوریتم در ادغام داده‌های دمایی بپردازد. با اجرای این الگوریتم به محصول مجازی دمای سطح زمین با توان تفکیک مکانی برابر با توان تفکیک محصول دمای سطح زمین سنجنده استر (۹۰ متر) دست پیدا می‌کند.

۲-مبانی نظری الگوریتم

با توجه به بیان اولیه این الگوریتم برای باندهای مختلف طیفی، ابتدا مبانی نظری الگوریتم را بر مبنای بازتابندگی سطح بیان شده است. با نادیده گرفتن خطاهای تعیین موقعیت و اختلاف در دستگاه‌های حس‌گر سنجنده‌ها که به‌عنوان اختلاف در تصحیحات اتمسفری و حس‌گرها (مثل عرض باند، زمان اخذ داده و تابع پاسخ طیفی) در نظر گرفته می‌شوند، بازتابندگی سطح یک پیکسل در تصویر توان تفکیک پایین R(i,t) در زمان t می‌تواند از مجموع بازتابندگی کلاس‌های منحصربه‌فرد داخل آن r(j,t) به طریق زیر به‌دست آید:

$$R(i,t)=\frac{\sum_{j=1}^{n} r(j,t)}{n} \qquad \text{رابطه (۱)}$$

که n تعداد کلاس‌های منحصربه‌فرد داخل پیکسل توان تفکیک پایین می‌باشد. به دلیل این‌که n در رابطه (۱) مجهول است، این معادله ازنظر محاسباتی بد وضع و بدون داشتن اطلاعات اضافی غیرقابل‌حل می‌باشد. استفاده از نوع پوشش زمینی رایج‌ترین اطلاعات اولیه مورداستفاده در این حالت می‌باشند که بر این فرض اساسی که ویژگی‌های طیفی هر کلاس زمینی ثابت است استوار هستند.

[1] spatio-temporal adaptive data fusion algorithm for temperature mapping
[2] linear spectral mixing analysis
[3] outlier
[4] Spatial Temporal Data Fusion Approach
[5] unmixing theory

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-08]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.119]

طبق نظریه شناسایی پیکسل‌های مختلط میزان بازتابندگی یک پیکسل توان تفکیک پایین اندازه‌گیری شده توسط سنجنده، یک مقدار مرکب است. فرض می‌شود که پاسخ هر پیکسل توان تفکیک پایین یک ترکیب خطی از پاسخ هر کلاس زمینی سهیم در پیکسل مختلط است؛ بنابراین انعکاس سطح هر پیکسل توان تفکیک پایین R(i,t) از k تا کلاس گسسته زمینی c که به‌وسیله سهم هر کلاس $f_c(i,c)$ وزن داده‌شده، به دست می‌آید:

$$R(i,t)=\sum_{c=0}^{k} f_c(i,c)\times \bar{r}(c,t)+\xi(i,t),\ \sum_{c=0}^{k} f_c(i,c)=1 \quad ; \quad f_c(i,c)\geq 0 \qquad \text{رابطه (۲)}$$

که $\bar{r}(c,t)$ میانگین بازتابندگی کلاس c و $\xi(i,t)$ ترم خطای اتفاقی می‌باشد. ازآنجایی‌که پیکسل‌های متعلق به یک کلاس ویژگی‌های طیفی شبیه به هم دارند، بنابراین می‌توان بازتابندگی طیفی هر کلاس در کل تصویر را ثابت در نظر گرفت. پس بازتابندگی طیفی پیکسل‌های همگن توان تفکیک بالا r(j,t) متعلق به کلاس c برابر با میانگین بازتابندگی کلاس c یعنی $\bar{r}(c,t)$ در نظر گرفته می‌شود. میانگین کلاس‌ها را می‌توان با یک روش کمترین مربعات معمولی بر روی رابطه (۲) به‌دست آورد. سهم هر پوشش $f_c(i,c)$ معمولا توسط نقشه‌های طبقه‌بندی تصاویر توان تفکیک بالا به دست می‌آید. با این‌وجود در بسیاری از موارد، فرض مدل مبنی بر برابر در نظر گرفتن میزان بازتابندگی با میانگین آن کلاس، به‌دلیل این‌که بازتابندگی سطح به‌صورت مکانی بسیار تغییر می‌کند، نقض می‌شود؛ بنابراین بازتابندگی واقعی یک کلاس زمینی در پیکسل انتخاب‌شده می‌تواند به‌کلی متفاوت با آنچه از رابطه (۲) به‌دست می‌آید باشد. بازتابندگی یک کلاس زمینی می‌تواند حاکی از تفاوت در عامل‌های محیطی (مثل ارتفاع، ریخت‌شناسی، نوع خاک و...) باشد.

در این الگوریتم هدف تولید بازتابندگی سطح واقعی یک پیکسل توان تفکیک بالا r با در نظر گرفتن تغییرات مکانی و تغییرات غیرخطی زمانی است. مدل ادغامی مکانی زمانی (STDFA) بر اساس این فرض اساسی است که تغییرات زمانی ویژگی‌های پیکسل‌های هر کلاس در کل آن کلاس ثابت است. طبق این فرض می‌توان بازتابندگی سطح هر پیکسل تصویر مجازی توان تفکیک بالا را با یک مدل محاسباتی بازتابندگی سطح(SRCM[1]) ، تولید نمود. ورودی این الگوریتم یک تصویر با توان تفکیک مکانی بالا و یک جفت تصویر با توان تفکیک زمانی بالا برای تشخیص تغییرات زمانی است. این ورودی توسط یک مدل خطی بهبودیافته و مدل محاسباتی بازتابندگی سطح، مقدار r را تولید می‌کند.

۳-منطقه موردمطالعه و داده‌های تحقیق

منطقه موردمطالعه قسمتی از شهر تهران است که با یک تصویر استر به ابعاد ۶۰×۶۰ کیلومتر پوشش داده می‌شود، این منطقه در بین طول جغرافیایی $51^o\ 24'$ – $51^o\ 23'$ شمالی و عرض جغرافیایی $35^o\ 46'$ – $35^o\ 26'$ شرقی قرار دارد. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل محصول دمای سطحی زمین (LST) سنجنده‌های مادیس و استر، باندهای قرمز و مادون‌قرمز سنجنده استر (باندهای ۲ و ۳) در سه زمان مختلف (۲۵ فروردین ۹۴، ۱۰ اردیبهشت ۹۴ و ۲۶ اردیبهشت ۹۴) می‌باشد. توان تفکیک مکانی محصول دمایی سنجنده مادیس 1 Km و سنجنده استر ۹۰ متر می‌باشد. در اینجا فرض بر این است که مشاهدات مادیس و استر قبلا زمین مرجع‌سازی و به یک توان تفکیک یکسان (۵۰ متر) نمونه‌برداری مجدد[2] شده‌اند و بنابراین اندازه تصویر، اندازه پیکسل و سیستم مختصات یکسانی دارند. استفاده از پیکسل

[1] Surface Reflectance Calculation Model
2 Resample

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-08]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.119]

سایز ۵۰ متر در نمونه‌برداری مجدد به دلیل حفظ اطلاعات موجود (توان تفکیک استر ۹۰ متر می‌باشد) و قابل‌مقایسه بودن دو تصویر مادیس و استر می‌باشد؛ بنابراین هر ۲۰×۲۰ پیکسل در تصویر نمونه‌برداری مجدد شده برابر یک پیکسل مادیس واقعی خواهد بود. جدول (۱) داده‌های استفاده‌شده در این تحقیق به همراه کاربرد هر یک در الگوریتم را نمایش می‌دهد.

۴-روش اجرایی

ورودی الگوریتم STDFA شامل دو تصویر دمای سطح زمین مادیس از منطقه و یک تصویر دمای سطح زمین سنجنده استر از همان منطقه و مطابق بازمان یکی از تصاویر مادیس می‌باشد. خروجی این الگوریتم تصویر مجازی دمای سطح زمین با توان تفکیک مکانی برابر با محصول دمای سطح زمین استر (۹۰ متر) و مطابق بازمان تصویر دوم سنجنده مادیس می‌باشد. این الگوریتم از سه مرحله اساسی تشکیل‌شده است: ۱. نقشه طبقه‌بندی توسط روش نظارت‌نشده نزدیک‌ترین همسایگی[1] از داده‌های سنجنده استر برای استخراج سهم هر پوشش در پیکسل‌های توان تفکیک پایین مادیس تولید می‌شود، ۲. میانگین دمایی هر کلاس $\bar{r}(c,t)$ توسط داده‌های سنجنده مادیس و سهم محاسبه‌شده هر کلاس در پیکسل در مرحله قبل با استفاده از روش کمترین مربعات استخراج می‌گردد و نهایتا درگام آخر ۳. دمای واقعی هر سطح r توسط برنامه محاسباتی بازتابندگی سطح (SRCM) با میانگین‌های به‌دست‌آمده از مرحله قبل و داده دمای سطح زمین سنجنده استر محاسبه می‌شود. این مراحل همراه با جزئیات آن‌ها در زیر بحث شده‌اند. طرح کلی این الگوریتم در شکل (۱) نمایش داده‌شده است.

۴-۱- استخراج سهم هر کلاس

همانند روش‌های سنتی ادغام مکانی و زمانی، سهم هر کلاس در پیکسل از نقشه طبقه‌بندی تصویر توان تفکیک بالا به دست می‌آید. بااین‌وجود، برای برآورده کردن فرض اساسی مسئله (که در آن تغییرات زمانی ویژگی‌های پیکسل‌های هر کلاس در کل آن کلاس ثابت و برابر در نظر گرفته‌شده)، از یک شیوه جدید طبقه‌بندی که تغییرات زمانی داده‌ها را در تاریخ‌های مختلف در نظر می‌گیرد استفاده شده است. از باندهای قرمز و مادون‌قرمز سنجنده استر (باندهای ۲ و ۳) در تاریخ‌های t_1(۱۳۹۴/۰۱/۲۵) و t_n(۱۳۹۴/۰۲/۲۶) جهت تولید تصاویر شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده (NDVI) در این دو تاریخ استفاده شده است. در ادامه با استفاده از طبقه‌بندی کننده k-Means روی این دو تصویر شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده و به‌طور هم‌زمان (هرکدام یک باند از یک تصویر واحد در نظر گرفته‌شده) نقشه طبقه‌بندی به دست می‌آید. با توجه به این حقیقت که تصویر شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده چندگانه از دو تصویر در زمان‌های متفاوت به‌دست‌آمده، در طبقه‌بندی انجام‌شده پیکسل‌هایی که تغییرات یکسان دارند به یک کلاس تعلق می‌گیرند و بنابراین طبقه‌بندی بر اساس تغییرات زمانی داده‌ها بوده و نشان می‌دهد که پیکسل‌هایی که در یک کلاس هستند تغییرات زمانی یکسانی دارند. پس با این شیوه طبقه‌بندی فرض اساسی اولیه الگوریتم نیز ارضا می‌شود. البته باید به این نکته توجه داشت که هدف از انجام این تحقیق به دست آوردن میزان تغییر ایجاد شده نمی باشد، بلکه تنها با داشتن پیکسل های مشابه که از نقشه طبقه بندی به‌دست می اید، دمای سطح زمین با توان تفکیک مکانی بالا برآورد خواهد شد. درنهایت با توجه به معلوم بودن نقشه طبقه‌بندی سهم هر کلاس در پیکسل‌های مادیس با یک تناسب ساده به‌دست می‌آید. شکل (۲) به‌صورت شماتیک نحوه به دست آوردن سهم هر کلاس در پیکسل را با یک مثال روشن می‌سازد.

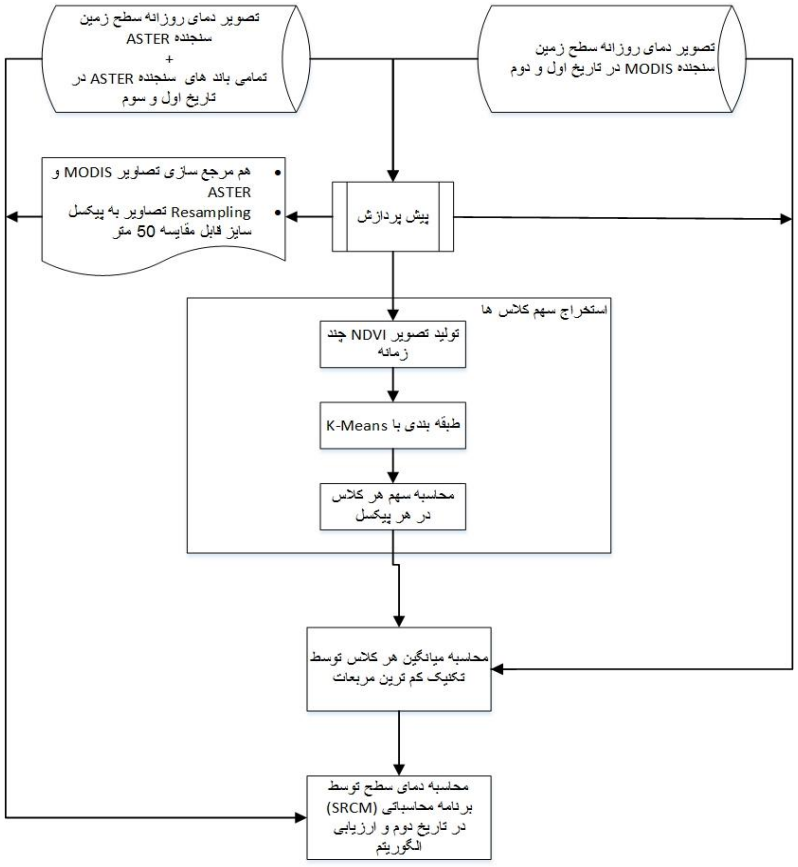
[1] K-means

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-08]

[DOI: 10.29252/jgit.6.4.119]

جدول ۱: داده‌های استفاده‌شده در تحقیق به همراه کاربرد هر یک در الگوریتم **STDFA**

نوع داده ماهواره‌ای	زمان اخذ داده	کاربرد در الگوریتم
باندهای قرمز و مادون‌قرمز سنجنده استر (AST_L1T)	۱۳۹۴/۰۱/۲۵	استخراج نقشه شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده[1] و استفاده جهت استخراج نقشه طبقه‌بندی
	۱۳۹۴/۰۲/۲۶	
محصول دمای سطح زمین سنجنده استر (AST_08)	۱۳۹۴/۰۱/۲۵	استفاده در مرحله SRCM
	۱۳۹۴/۰۲/۱۰	برای ارزیابی نتایج حاصل از الگوریتم
	۱۳۹۴/۰۲/۲۶	استفاده در مرحله SRCM
محصول دمای سطح زمین سنجنده مادیس (MOD11A1)	۱۳۹۴/۰۱/۲۵	برآورد میانگین کلاس‌های دمایی و استفاده در مرحله SRCM
	۱۳۹۴/۰۲/۱۰	استفاده در مرحله SRCM
	۱۳۹۴/۰۲/۲۶	برآورد میانگین کلاس‌های دمایی و استفاده در مرحله SRCM

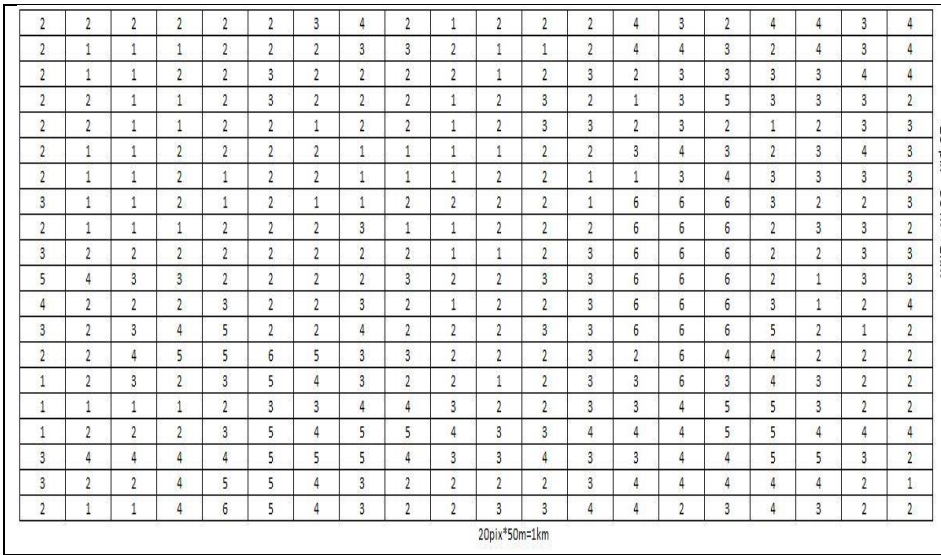


شکل ۱: طرح کلی الگوریتم **STDFA**

[1] Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-08]

[DOI: 10.29252/jgit.6.4.119]

نقشه طبقه‌بندی یک پیکسل مادیس با فرض داشتن ۶ کلاس (هر پیکسل مادیس با پیکسل سایز ۵۰ متر نمونه‌برداری مجدد شده است)	
محاسبه سهم هر کلاس در یک پیکسل	سهم کلاس i = مجموع تعداد پیکسل متعلق به کلاس i ام / مجموع کل پیکسل های نمونه برداری مجدد شده موجود در پیکسل مادیس

شکل ۲ : نحوه محاسبه سهم هر کلاس پس از تهیه نقشه طبقه‌بندی

۴-۲-استخراج میانگین کلاس‌ها

با داشتن سهم هر کلاس در پیکسل‌ها و مقدار دمای سطح زمین برای هر پیکسل سنجنده مادیس رابطه (۲) با یک روش کمترین مربعات معمولی حل می‌شود و مقدار میانگین دمایی کلاس‌ها $\bar{r}$ به دست می‌آید. با داشتن دمای سطح زمین سنجنده مادیس در زمان‌های مختلف و میزان سهم هر کلاس در پیکسل سنجنده مادیس (که در طول زمان ادغام ثابت در نظر گرفته‌شده) می‌توان میانگین هر کلاس را در آن زمان‌ها محاسبه نمود. این مقادیر درنهایت برای محاسبه دمای سطح زمین تصویر مجازی استفاده شده است.

بااین‌وجود به‌دلیل تغییرات مکانی میانگین کلاس‌ها، بهتر است برای افزایش دقت و کاهش اثرات خطاهای هم مرجع سازی تصاویر سنجنده های استر و مادیس هنگام برآورد میانگین کلاس‌ها به‌جای استفاده از کل تصویر از یک همسایگی در اطراف پیکسل موردمحاسبه استفاده شود. طول بهینه برای پنجره همسایگی نیز می‌تواند از یک روند تکراری باهدف ماکزیمم کردن همبستگی تصویر مجازی و حقیقی به دست آید. در مطالعات قبل انجام‌شده به طول بهینه ۴۰×۴۰ کیلومتر رسیده‌اند [۱۲]، که البته این طول با توجه به نوع منطقه می‌تواند متفاوت باشد. بااین‌وجود با توجه به کوچک بودن منطقه انتخابی این تحقیق، از کل تصویر برای به‌دست آوردن میانگین کلاس‌ها استفاده شده‌است.

۴-۳-محاسبه دمای سطح زمین تصویر مجازی

ازآنجایی‌که رابطه (۲) فقط میانگین کلاس‌ها را می‌دهد، بنابراین به محاسبات بیش‌تری برای تعیین دمای سطح زمین هر پیکسل نیاز است؛ که این کار با استفاده از یک برنامه محاسباتی تحت عنوان SRCM انجام می‌شود. این مدل بر این فرض که مقدار تغییرات ویژگی‌های پیکسل‌های متعلق به یک کلاس ثابت است استوارمی باشد.

سری زمانی دماهای پیکسل a و b متعلق به کلاس یکسان c می‌تواند با بردارهای $r_{a,c} = (r_{a,c,t_1}, r_{a,c,t_2}, ..., r_{a,c,t_n})^T$ و

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-08]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.119]

$r_{b,c}=(r_{b,c,t_1},r_{b,c,t_2},...,r_{b,c,t_n})^T$ که در آن r_{a,c,t_i} دمای پیکسل a متعلق به کلاس c در زمان t_i می‌باشد، نشان داده شود. عامل مقایسه زمانی[1] برای پیکسل‌های a و b برابر است با:

رابطه (۳)

$$TCF_{(a,c)}=\frac{\sum_{i=1}^{n} r_{a,c,t_i}}{n}$$

رابطه (۴)

$$TCF_{(b,c)}=\frac{\sum_{i=1}^{n} r_{b,c,t_i}}{n}$$

عامل شکل[2] پیکسل‌های a وb در زمان t_i برابر است با:

رابطه (۵)

$$SF_{a,c,t_i}=r_{a,c,t_i}-TCF_{(a,c)}$$

رابطه (۶)

$$SF_{b,c,t_i}=r_{b,c,t_i}-TCF_{(b,c)}$$

با در نظر گرفتن فرض اولیه که تغییرات ویژگی‌های زمانی پیکسل‌های متعلق به یک کلاس ثابت است می‌توانیم بگوییم که $SF_{a,c,t_i}=SF_{b,c,t_i}$ و $r_{a,c,t_i}-r_{a,c,t_j}=r_{b,c,t_i}-r_{b,c,t_j}$. مقدار میانگین $\bar{r}(c,t_i)$ کلاس c در زمان t_i برابر با میانگین مقدار پیکسل‌های متعلق به کلاس c است:

رابطه (۷)

$$\bar{r}(c,t_i)=\frac{1}{m}\sum_{k=1}^{m} r(k,c,t_i)$$

که m در آن تعداد پیکسل‌های متعلق به کلاس c می‌باشد؛ بنابراین از زمان t_i تا t_j تغییرات میانگین $\Delta\bar{r}(c,t_j-t_i)$ کلاس c برابر تغییرات پیکسل k، $\Delta r(k,c,t_j-t_i)$ متعلق به کلاس c می‌باشد:

رابطه (۸)

$$\Delta\bar{r}(c,t_j-t_i)=\Delta r(k,c,t_j-t_i)$$

رابطه (۹)

$$\bar{r}(c,t_j)-\bar{r}(c,t_i)=r(k,c,t_j)-r(k,c,t_i)$$

ازآنجایی‌که $\bar{r}(c,t_1)$ و $\bar{r}(c,t_j)$ از حل رابطه (۲) در مرحله قبل به‌دست می‌آیند و $r(k,c,t_1)$ از تصویر ورودی دمای سطح زمین سنجنده استر معلوم است، بنابراین با استفاده از رابطه (۹) مقدار $r(k,c,t_j)$ به‌دست می‌آید. رابطه (۹) همان برنامه محاسباتی یا SRCM است. همان‌طور که از رابطه (۹) معلوم است مقدار دمای سطح زمین برای تصویر مجازی را می‌توان برحسب زمان مرجع t_i به‌دست آورد که با توجه به این‌که ورودی این الگوریتم دارای دو تصویر دمای سطح زمین در زمان قبل و بعد از تولید تصویر مجازی می‌باشد بنابراین با مبنا قرار دادن هر یک از این زمان‌ها به یک تصویر مجازی دمای سطح زمین رسیده و درنهایت برای داشتن یک برآورد بهتر از نتیجه الگوریتم با میانگین‌گیری از این دو تصویر دمایی به‌عنوان خروجی نهایی الگوریتم در نظر گرفته می‌شود.

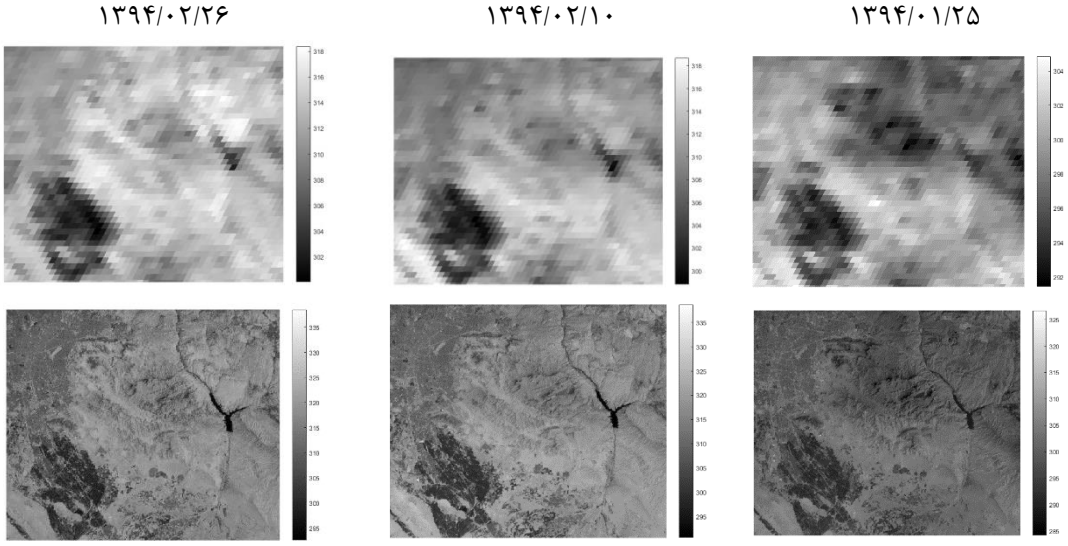
۵- نتایج تحقیق و بحث

همان‌طور که قبلا نیز اشاره شد در این تحقیق سه تصویر مجازی دمای سطح زمین در تاریخ ۱۰ اردیبهشت‌ماه سال ۱۳۹۴ هجری خورشیدی به‌عنوان خروجی الگوریتم تولید میگردد. تصویر مجازی اول از طریق برنامه محاسباتی طبق رابطه (۹) بر مبنای زمان مرجع ۲۵ فروردین‌ماه سال ۱۳۹۴، تصویر دوم بر مبنای زمان مرجع ۲۶ اردیبهشت‌ماه سال ۱۳۹۴ و درنهایت تصویر سوم از میانگین دو تصویر مجازی اول و دوم به دست می‌آید. شکل (۳) داده‌های ورودی به این الگوریتم را نشان می‌دهد. این داده‌ها شامل تصاویر محصول دمای سطح زمین (LST) سنجنده‌های مادیس و استر در زمان‌های ۲۵ فروردین، ۱۰ اردیبهشت و ۲۶ اردیبهشت سال ۱۳۹۴ می‌باشند. شکل (۴) خروجی‌های الگوریتم STDFA را نشان می‌دهد. ردیف بالایی این شکل خروجی نهایی الگوریتم یعنی

[1] time comparability factors
[2] shape factors

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-08]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.119]

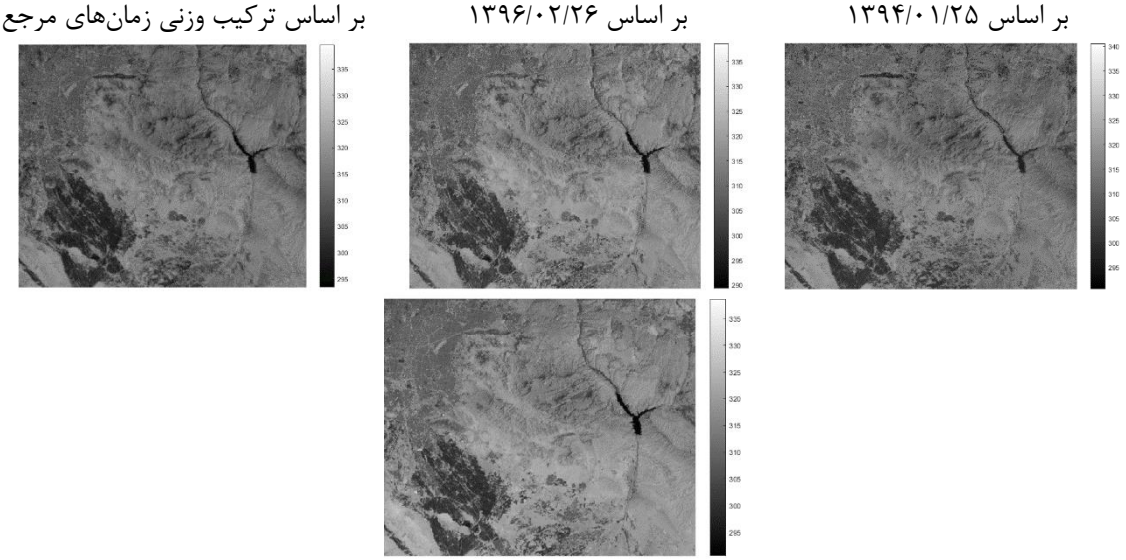
دمای سطح زمین پیش‌بینی‌شده برای ۱۰ اردیبهشت ۱۳۹۴ و با توان تفکیک مکانی ۹۰ متر (برابر با توان تفکیک مکانی سنجنده استر) می‌باشد. این تصاویر همچنان که در شکل (۴) نیز مشخص‌شده است، به ترتیب از راست به چپ بر اساس زمان مرجع ۲۵ فرودین، ۲۶ اردیبهشت و در نهایت میانگین این دو زمان می‌باشند؛ یعنی برای پیش‌بینی تصویر استر در ۱۰ اردیبهشت یک بار از داده‌های قبل از آن زمان (۲۵ فروردین)، یک بار از داده‌های بعد از آن زمان (۲۶ اردیبهشت) و در نهایت نیز به کمک هر دو داده قبل و بعد از آن زمان (میانگین قبل و بعد) استفاده شده است. ردیف پایینی شکل (۴) نیز تصویر واقعی دمای سطح زمین سنجنده استر در ۱۰ اردیبهشت ۱۳۹۴ را نمایش می‌دهد. شکل (۴) یک تفسیر بصری از نتایج الگوریتم را نشان می‌دهد. شکل (۵) تصویر تفاضلی مقدار واقعی دمای سطح زمین (محصول LST سنجنده استر در ۱۳۹۴/۰۲/۱۰) را از سه تصویر مجازی پیش‌بینی‌شده نمایش می‌دهد. بازه تغییرات اختلاف دما در این تصاویر بین ۱۰- تا ۱۰+ کلوین قرار دارد. منطقه مشخص‌شده با دایره قرمز رنگ در شکل (۵) مربوط به سد آبی ماملو در جنوب شرقی شهر تهران واقع‌شده در منطقه موردمطالعه در این تحقیق می‌باشد. شکل (۵-الف) نشان می‌دهد که بیشترین اختلاف دمایی را در این ناحیه دارد درحالی‌که شکل (۵-ب) همین ناحیه دارای اختلاف دمایی بسیار کم‌تری نسبت به شکل (۵-الف) می‌باشد. دلیل این مسئله ناشی از نحوه‌ی طبقه‌بندی استفاده‌شده در الگوریتم می‌باشد. طبق شیوه مطرح‌شده طبقه‌بندی در الگوریتم در قسمت ۴-۱ پیکسل‌هایی که تغییر ویژگی‌های یکسانی بر اساس شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده داشته باشند را متعلق به یک کلاس در نظر می‌گیرد. از این‌رو هنگام طبقه‌بندی مرز آب پشت سد در زمانی که این مرز کوچک‌تر است (در ۲۶ اردیبهشت به‌دلیل استفاده بیشتر از آب این سد و دور شدن از فصل بارندگی) به‌عنوان یک کلاس در نظر گرفته می‌شود. از طرف دیگر در تاریخ پیش‌بینی (۱۰ اردیبهشت) مرز آب پشت سد به مرز آب پشت سد در ۲۶ اردیبهشت نزدیک‌تر می‌باشد بنابراین تصویر تفاضلی تصویر واقعی و تصویر دمایی مجازی بر اساس زمان مرجع ۲۵ فروردین (شکل (۵-الف)) نشان‌دهنده‌ی اختلاف بیشتر دمایی نسبت به تصویر تفاضلی تصویر واقعی و تصویر دمایی مجازی بر اساس زمان مرجع ۲۶ اردیبهشت در منطقه موردبحث خواهد بود.



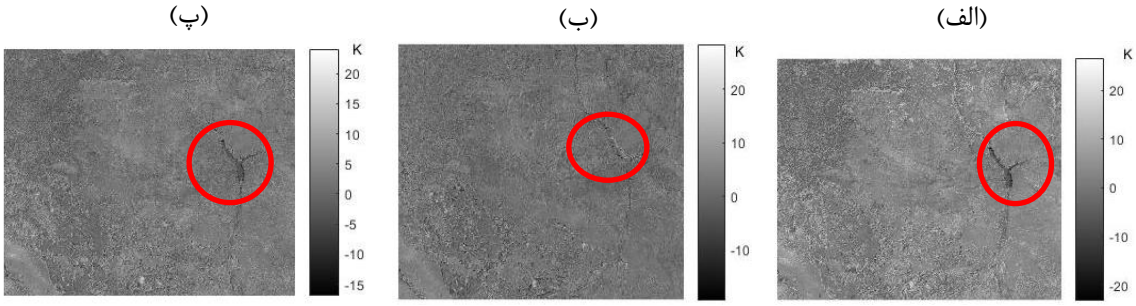
[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-08]

[DOI: 10.29252/jgit.6.4.119]

شکل ۳: داده‌های ورودی به الگوریتم STDFA؛ تصاویر دمای سطح زمین سنجنده مادیس (ردیف بالایی) و دمای سطح زمین سنجنده استر (ردیف پایینی) به ترتیب از راست به چپ در تاریخ‌های ۲۵ فروردین،۱۰ اردیبهشت و ۲۶ اردیبهشت سال ۱۳۹۴



شکل ۴: نتایج الگوریتم STDFA؛ تصویر مجازی پیش‌بینی‌شده دمای سطح زمین (ردیف بالا) برای ۱۰ اردیبهشت ۱۳۹۴ و به ترتیب بر اساس زمان‌های مرجع ۲۵ فروردین، ۲۶ اردیبهشت و میانگین این دو زمان در مقایسه با تصویر واقعی دمای سطح زمین سنجنده استر (ردیف پایین) در ۱۰ اردیبهشت ۱۳۹۴



شکل ۵: تصویر تفاضلی محصول دمای سطح زمین سنجنده استر در ۱۳۹۴/۰۲/۱۰ از (الف): تصویر مجازی به‌دست‌آمده بر اساس زمان مرجع ۱۳۹۴/۰۱/۲۵، (ب): تصویر مجازی به‌دست‌آمده بر اساس زمان مرجع ۱۳۹۴/۰۲/۲۶، (پ): تصویر مجازی بر اساس میانگین دو تصویر مجازی دیگر

برای مقایسه کمی مقدار پیش‌بینی‌شده با داده واقعی از پارامترهای آماری میانگین اختلاف‌ها، انحراف معیار اختلاف‌ها، ریشه میانگین مربع خطاها و ضریب همبستگی مطابق رابطه‌های (۱۰، ۱۱، ۱۲ و ۱۳) به‌عنوان معیارهای کمی ارزیابی استفاده‌شده است:

رابطه (۱۰)

$$MD_{LST} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(LST_{P,i} - LST_{A,i})$$

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-08]

[DOI: 10.29252/jgit.6.4.119]

$$SD_{LST} = \sqrt{\frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N}[(LST_{P,i} - LST_{A,i}) - MD_{LST}]^2}$$ رابطه (۱۱)

$$RMSE_{LST} = \sqrt{\frac{1}{N-1}\sum_{i=1}^{N}(LST_{P,i} - LST_{A,i})^2}$$ رابطه (۱۲)

$$cor(x,y) = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}}$$ رابطه (۱۳)

که در آن LST_P مقدار پیش‌بینی‌شده و LST_A مقدار واقعی دما است. جدول (۲) مقدار این کمیت‌ها را برای تصویر واقعی و تصاویر مجازی دمایی پیش‌بینی‌شده نشان می‌دهد. بر اساس جدول (۲) بهترین پارامترهای آماری مربوط به تصویر دمای سطح مجازی پیش‌بینی‌شده بر اساس زمان مرجع ۲۶ اردیبهشت سال ۱۳۹۴ با میانگین اختلاف‌های ۱/۶۸ کلوین، انحراف معیار ۲/۷۴ کلوین و ریشه مربع خطاهای ۳/۲۲ می‌باشد. همبستگی بالای بین دما سطح واقعی و تصاویر مجازی پیش‌بینی‌شده حاکی از دقت بالای این روش در برآورد دمای سطح برابر با توان تفکیک مکانی محصول دمای سطح سنجنده استر است. دلیل بهتر بودن تصویر مجازی پیش‌بینی‌شده بر اساس زمان ۲۶ اردیبهشت را می‌توان توافق زمانی زمان مرجع و زمان پیش‌بینی در نظر گرفت، به دلیل تغییرات سریع‌تر چرخه رشد گیاهی و تغییر دمای کلی از ۲۵ فرودین تا ۱۰ اردیبهشت نسبت به میزان تغییرات تا ۲۶ اردیبهشت انتظار می‌رود که پیش‌بینی بر اساس ۲۶ اردیبهشت به واقعیت نزدیک‌تر باشد.

جدول ۲: مقایسه دماهای پیش‌بینی‌شده با داده واقعی (مشاهده سنجنده استر در ۱۳۹۴/۰۲/۱۰)

پیش‌بینی‌شده بر اساس زمان / مرجع پارامتر آماری	۱۳۹۴/۰۱/۲۵	۱۳۹۴/۰۲/۲۶	میانگین زمان‌های مرجع
میانگین اختلاف‌ها	۲/۶۵۴	۱/۶۸۹	۲/۱۷۱
انحراف معیار اختلاف‌ها	۳/۸۰۹۱	۲/۷۴۴۸	۲/۵۹۹۸
ریشه میانگین مربع خطاها	۴/۶۴۲۵	۳/۲۲۲۸	۳/۳۸۷۴
ضریب همبستگی	۰/۷۴۴۲	۰/۸۷۱۳	۰/۸۸۰۰

شکل (۶) هیستوگرام اختلاف داده واقعی از تصاویر مجازی پیش‌بینی‌شده را نشان می‌دهد. این هیستوگرام‌ها دارای توزیع شبیه به توزیع نرمال با میانگین و انحراف معیار بیان‌شده در جدول (۲) می‌باشند. این شکل از توزیع با میانگین نزدیک به صفر و انحراف معیار کم نشان‌دهنده دقت خوب الگوریتم در برآورد داده واقعی می‌باشد

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-08]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.119]

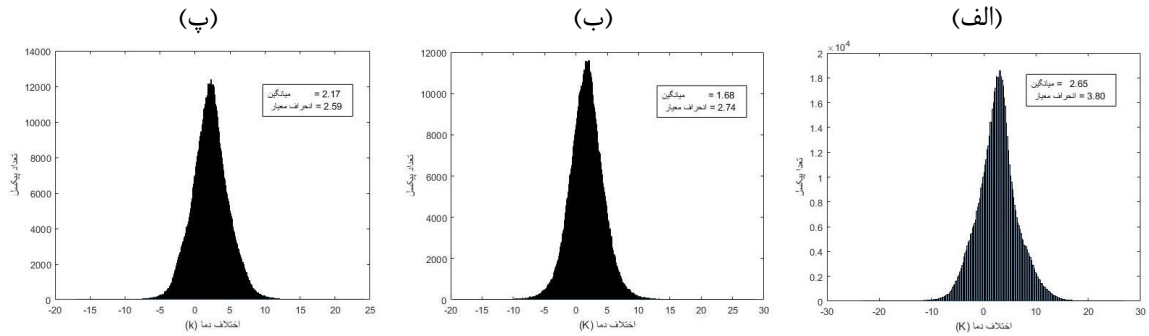
شکل (۷) نمودار پراکنش[1] داده واقعی (محصول دمای سطح زمین سنجنده استر در زمان ۱۰ اردیبهشت) در برابر تصاویر مجازی دمایی پیش‌بینی‌شده نمایش می‌دهد. هر چه این نمودارها به خط همانی (خط قرمزرنگ مشخص‌شده در هیستوگرام‌ها) نزدیک‌تر باشد، نتیجه پیش‌بینی دقیق‌تر خواهد بود بر این اساس تصویر مجازی پیش‌بینی‌شده بر اساس زمان مرجع ۲۶ اردیبهشت (شکل (۷-ب)) به واقعیت نزدیک‌تر می‌باشد. هم‌چنین شکل (۷-الف) در بین بازه ۳۰۰ تا ۳۱۰ کلوین یک جا به جایی سمت پایین دارد که دلیل آن می‌تواند وجود سد در منطقه و اختلاف به وجود آمده بین دمای آن با تصویر واقعی و نحوه طبقه‌بندی منطقه آن‌چنان‌که در مورد شکل (۴) بحث شد باشد.

.

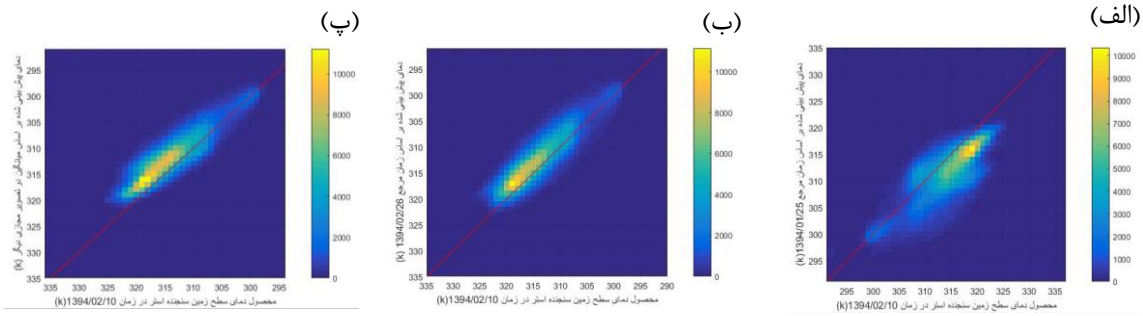
[1] Scatter plot

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-08]

[DOI: 10.29252/jgit.6.4.119]



شکل ۶: هیستوگرام اختلاف محصول دمایی سنجنده استر در زمان ۱۰ اردیبهشت با تصویر مجازی پیش‌بینی‌شده بر اساس زمان مرجع: (الف) ۲۵ فروردین، (ب) ۲۶ اردیبهشت و (پ) میانگین دو تصویر مجازی



شکل ۷: نمودار پراکنش محصول دمایی سنجنده استر در زمان ۱۰ اردیبهشت با تصویر مجازی پیش‌بینی‌شده بر اساس زمان مرجع: (الف) ۲۵ فروردین، (ب) ۲۶ اردیبهشت و (پ) میانگین دو تصویر مجازی

۵-نتیجه‌گیری

به‌دلیل وجود محدودیت‌های فنی و مشکلات هزینه‌ای تا به امروز سنجنده ماهواره‌ای که به‌طور هم‌زمان دارای قدرت تفکیک مکانی و زمانی بالا باشد موجود نیست. برای داشتن چنین تصویر ماهواره‌ای می‌توان از ادغام تصاویر ماهواره‌ای استفاده کرد. محصول دمای سطح زمین سنجنده استر دارای قدرت تفکیک مکانی ۹۰ متر و دوره بازگشت ۱۶ روزه است درحالی‌که محصول دمای سطح زمین سنجنده مادیس دارای قدرت تفکیک مکانی ۱ کیلومتر و دروه بازگشت یک‌روزه می‌باشد. در این تحقیق با استفاده از الگوریتم STDFA که برای ادغام مکانی و زمانی داده‌های بازتابندگی سنجنده ها به‌کاررفته بود، محصولات دمای سطح زمین این دو سنجنده باهم ادغام و درنهایت محصول دمای سطح زمین با توان تفکیک مکانی برابر با توان تفکیک مکانی سنجنده استر و توان تفکیک زمانی برابر با توان تفکیک مکانی زمانی سنجنده مادیس تولید شد. الگوریتم STDFA شامل سه‌گام اساسی می‌شود: در مرحله اول نقشه طبقه‌بندی منطقه توسط روش نظارت‌نشده نزدیک‌ترین همسایگی از شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده (به‌دست‌آمده از داده‌های سنجنده استر) برای استخراج سهم هر پوشش در پیکسل‌های توان تفکیک پایین مادیس تولید می‌شود، در گام دوم میانگین دمایی هر کلاس $\bar{r}(c,t)$ توسط داده‌های سنجنده مادیس و سهم محاسبه‌شده هر کلاس در پیکسل در مرحله قبل با استفاده از روش کمترین مربعات استخراج می‌گردد و نهایتا در گام نهایی دمای واقعی هر سطح r توسط برنامه محاسباتی بازتابندگی سطح (SRCM) با میانگین‌های به‌دست‌آمده از مرحله قبل و داده دمای سطح زمین سنجنده استر محاسبه شده است. فرض اساسی در این الگوریتم برابر بودن تغییرات زمانی ویژگی‌های پیکسل‌های هر کلاس در کل آن کلاس می‌باشد.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-08]
[DOI: 10.29252/jgit.6.4.119]

استفاده از این الگوریتم برای تولید محصول مجازی دمای سطح زمین نتایج قابل قبولی را به دنبال داشت به‌طوری‌که ریشه میانگین مربع خطاها و ضریب همبستگی بین دمای سطح زمین واقعی منطقه و تصویر مجازی پیش‌بینی‌شده به ترتیب برابر ۳٫۳۸ کلوین و ۰٫۸۸ شده است. هم‌چنین هیستوگرام اختلاف داده واقعی و محصول پیش‌بینی‌شده دارای توزیع شبیه به توزیع نرمال با میانگین ۲٫۱۷ کلوین و انحراف معیار ۲٫۵۹ کلوین می‌باشد. نمودار پراکنش بین داده واقعی و محصول مجازی پیش‌بینی‌شده با توجه به نزدیکی آن به خط همانی نتایج خوب این الگوریتم را تایید می‌کند.

البته استفاده این الگوریتم از حداقل دو داده دمایی با توان تفکیک مکانی بالا (در ابتدا و انتهای زمان پیش‌بینی) را می‌توان از ضعف‌های این الگوریتم دانست زیرا در مناطق ابری دستیابی به دو داده بدون ابر در ابتدا و انتهای زمان پیش‌بینی بسیار سخت می‌باشد. ولی درمجموع درجاهایی که داده‌های سری زمانی از منطق موجود باشد این روش با توجه به‌دقت خوب آن در برآورد دما می‌تواند موردتوجه قرار گیرد.

مراجع

[1] Z. Wan, Y. Zhang, Q. Zhang, and Z.-L. Li, "Quality assessment and validation of the MODIS global land surface temperature," International Journal of Remote Sensing, vol. 25, pp. 261-274, 2004.

[2] M. S. Akther and Q. K. Hassan, "Remote sensing based estimates of surface wetness conditions and growing degree days over northern Alberta, Canada," Boreal environment research, vol. 16, 2011.

[3] Y.-y. Li, H. Zhang, and W. Kainz, "Monitoring patterns of urban heat islands of the fast-growing Shanghai metropolis, China: Using time-series of Landsat TM/ETM+ data," International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, vol. 19, pp. 127-138, 2012.

[4] E. H. Chowdhury and Q. K. Hassan, "Use of remote sensing-derived variables in developing a forest fire danger forecasting system," Natural Hazards, vol. 67, pp. 321-334, 2013.

[5] Y. H. Kerr, J. P. Lagouarde, F. Nerry, and C. Ottlé, "Land surface temperature retrieval techniques and applications," Thermal remote sensing in land surface processes, pp. 33-109, 2004.

[6] C. Cammalleri, M. Anderson, F. Gao, C. Hain, and W. Kustas, "A data fusion approach for mapping daily evapotranspiration at field scale," Water Resources Research, vol. 49, pp. 4672-4686, 2013.

[7] H. Liu and Q. Weng, "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, vol. 117, pp. 57-71, 2012.

[8] F. Gao, J. Masek, M. Schwaller, and F. Hall, "On the blending of the Landsat and MODIS surface reflectance: Predicting daily Landsat surface reflectance," IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing, vol. 44, pp. 2207-2218, 2006.

[9] Q. Weng, P. Fu, and F. Gao, "Generating daily land surface temperature at Landsat resolution by fusing Landsat and MODIS data," Remote Sensing of Environment, vol. 145, pp. 55-67, 2014.

[10] M. Wu, H. Li, W. Huang, Z. Niu, and C. Wang, "Generating daily high spatial land surface temperatures by combining ASTER and MODIS land surface temperature products for environmental process monitoring," Environmental Science: Processes & Impacts, vol. 17, pp. 1396-1404, 2015.

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-08]

[DOI: 10.29252/jgit.6.4.119]

temporal synthetic Landsat data using a spatial and temporal reflectance fusion model," Journal of Applied Remote Sensing, vol. 6, pp. 063507-1-063507-13, 2012.

[11] P. Wu, H. Shen, T. Ai, and Y. Liu, "Land-surface temperature retrieval at high spatial and temporal resolutions based on multi-sensor fusion," International Journal of Digital Earth, vol. 6, pp. 113-133, 2013.

[12] M. Wu, Z. Niu, C. Wang, C. Wu, and L. Wang, "Use of MODIS and Landsat time series data to generate high-resolution

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-08]

[DOI: 10.29252/jgit.6.4.119]

K. N. TOOSI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY
FACULTY OF GEODESY AND GEOMATICS ENGINEERING

Journal of Geospatial Information Technology
Vol.6, No.4, Winter 2019

Fusion of LST products of ASTER and MODIS Sensors Using STDFA Model

Alireza Bazrgar Bajestani[1], Mehdi Akhoondzadeh hanzaei[2*]

1- Ms.c student of remote sensing in Faculty of Surveying and Geospatial Engineering, Tehran University of Technology, Tehran, Iran.
2- Assisstant professor in Faculty of Surveying and Geospatial Engineering, Tehran University of Technology, Tehran, Iran

Abstract

Land Surface Temperature (LST) is one of the most important physical and climatological crucial yet variable parameter in environmental phenomena studies such as, soil moisture conditions, urban heat island, vegetation health, fire risk for forest areas and heats effects on human's health. These studies need to land surface temperature with high spatial and temporal resolution. Remote sensing satellite sensors due to their technical constraints cannot take the high spatial and temporal land surface temperature data simultaneously. For example combining Advanced Space borne Thermal Emission and Reflection Radiometer (ASTER) LST products have spatial resolution of 90 m with repeat cycle of 16 days, whereas Moderate Resolution Imaging Spectro-radiometer (MODIS) LST products have spatial resolution of 1 km with daily repeat cycle. To address this shortage, this work used the Spatial and Temporal Data Fusion Approach (STDFA) to estimate the high spatial and temporal resolution LST by ASTER LST and MODIS LST products. This method was tested and validated in study areas located in Tehran, Iran. The MODIS daily 1-km LST product and the 16-day repeat cycle ASTER 90-m LST product are used to produce a synthetic "daily" LST product at ASTER spatial resolution. The actual ASTER LST products were used to evaluate the precision of the synthetic daily LST product. Here, the correlation coefficient was equal to 0.88, Root Mean Square Error (RMSE) reached about 3.38 K. The results showed that the algorithm can produce high-resolution temporal synthetic ASTER data that were similar to the actual observations.

Key words: land surface temperature, fusion, MODIS, ASTER.

Correspondence Address: Remote Sensing Group, Department of Geomatics, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran.
Tel:. +98 2161114522.
Email: makhonz@ut.ac.ir

[Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-10-08]

[DOI: 10.29252/jgit.6.4.119]