

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

علیرضا بذرگر بجستانی^۱، مهدی آخوندزاده هنزایی^{۲*}

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد نقشه برداری، سنجش از دور-دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی-پردیس دانشکده های فنی-دانشگاه تهران
۲- استادیار دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی- پردیس دانشکده های فنی-دانشگاه تهران

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

چکیده

دمای سطح زمین (LST) یکی از مهم ترین پارامترهای فیزیکی و متغیرهای اقلیمی است که نقش مهمی در شناخت پدیده های محیطی مثل شرایط رطوبت سطح، جزایر گرمایی شهری، سلامتی گیاهان، ریسک آتش برای مناطق جنگلی و اثر گرما بر سلامت انسان ها را بر عهده دارد. برای انجام چنین مطالعاتی نیاز به دمای سطح زمین با توان تفکیک بالای مکانی و زمانی می باشد. متأسفانه سنجنده های سنجش از دوری به دلیل محدودیت های فنی و مالی توانایی تولید محصولی که به طور هم زمان دارای توان تفکیک بالای مکانی و زمانی باشند را ندارند. به طور مثال محصول دمای سطح زمین سنجنده استر (ASTER) دارای توان تفکیک مکانی ۹۰ متر با دوره بازگشت ۱۶ روزه می باشد، در حالیکه محصول دمای سطح زمین سنجنده مادیس (MODIS) دارای توان تفکیک مکانی ۱ کیلومتر با دوره بازگشت ۱ روزه می باشد. در این تحقیق برای حل این مسئله با استفاده از الگوریتم STDFA که برای ادغام مکانی و زمانی داده های بازتابندگی استفاده شده است، محصولات دمای سطح زمین سنجنده های استر و مادیس برای قسمتی از شهر تهران ادغام شده است و در نهایت 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 می رسد. نتایج تحقیق حاکی از دقت خوب الگوریتم در ادغام محصولات دمای سطح زمین می باشد. به طوری که ضریب همبستگی بین تصویر دمای سطح مجازی و داده واقعی دمای سطح منطقه ۰/۸۸ و ریشه میانگین مربع خطاها ۳/۳۸ درجه کلوین می باشد.

کلیدواژه ها: دمای سطح زمین، ادغام، مادیس، استر.

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

تلفن: ۰۲۱۶۱۱۱۴۵۲۲

Email: makhonoz@ut.ac.ir

۱- مقدمه

دمای سطح زمین (LST^۱) 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 مادون قرمز ساطع شده 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]. اساساً تجهیزات زمینی یک برآورد دقیق از دمای سطح زمین به صورت موقعیت نقطه‌ای ارائه می‌دهند که تحت تأثیر شرایط جو قرار ندارند. در مقابل، سنجنده‌های 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، هنگامی که 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^۲، ASTER^۳، AVHRR^۴، GOES^۵ و غیره وجود دارد. یکی از ویژگی‌هایی که این ماهواره‌ها را از یکدیگر متمایز می‌کند توان تفکیک مکانی و زمانی مختلف این سنجنده‌ها می‌باشد. به عنوان مثال 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. با این وجود برای پایش مسائل زیست محیطی نیاز به سنجنده‌ای است که محصول دمای سطح زمین را با توان تفکیک بالای مکانی و زمانی در اختیار قرار بدهد [۶]؛ که متأسفانه به دلیل محدودیت‌های فنی و مالی چنین سنجنده‌ای 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 در زمینه ادغام محصولات حرارتی انجام شده است.

مدل ادغام سازگار مکانی و زمانی بازتابندگی (STARFM^۶) برای بهبود توان تفکیک زمانی محصول دمای سطح زمین سنجنده استر استفاده شده 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 داده شده است [۸]. این الگوریتم از سه گام اصلی تشکیل شده 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 تعیین شده در مرحله قبل در مجموع اختلاف تصاویر مادیس و تصویر لندست اولیه است. اجرای الگوریتم STARFM بر روی محصول دمای سطح زمین سنجنده‌ها این موضوع را روشن نمود که این الگوریتم در زمین‌های غیر همگن به دلیل عدم وجود پیکسل‌های مشابه در این مناطق بی‌نتیجه خواهد بود [۸].

^۱ Land surface temperature^۲ Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer^۳ Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection^۴ Advanced Very High Resolution Radiometer^۵ Geostationary Operational Environmental Satellite^۶ spatial and temporal adaptive reflectance fusion model

این فرض و الهام از تئوری شناسایی پیکسل‌های مختلط^۵ به پیش 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 استرو 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 استرو (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 به عنوان 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 به دست آید:

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

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

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^۲ 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 به جای استفاده از روش فیلتر مینا 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 استفاده شده است [۱۱]. در هردوی این مطالعات داده‌های اشتباه^۳ داخل پنجره جست‌وجو نیز در نظر گرفته می‌شدند. همچنین در این مدل‌ها تغییرات بازتابندگی هر کلاس در طی زمان پیش‌بینی خطی در نظر گرفته شده 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 شکل گرفته است. در این الگوریتم با استفاده از

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

سهیم در پیکسل مختلط است؛ بنابراین انعکاس سطح هر پیکسل توان تفکیک پایین $R(i,t)$ از k تا کلاس $f_c(i,c)$ گسسته زمینی c که به وسیله سهم هر کلاس وزن داده شده، به دست می آید:

$$R(i,t) = \sum_{c=0}^k f_c(i,c) \times \bar{r}(c,t) + \xi(i,t), \quad \sum_{c=0}^k f_c(i,c) = 1 \quad ; \quad f_c(i,c) \geq 0 \quad (2) \quad \text{رابطه (۲)}$$

تصویر مجازی توان تفکیک بالا را با یک مدل محاسباتی بازتابندگی سطح^۱ (SRGM)، 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 می کند.

۳- منطقه مورد مطالعه و داده های تحقیق

منطقه مورد مطالعه قسمتی از شهر تهران است که با یک تصویر استر به ابعاد 60×60 کیلومتر پوشش داده می شود، این منطقه در بین طول جغرافیایی $51^\circ 23' - 51^\circ 24'$ شمالی و عرض جغرافیایی $35^\circ 46' - 35^\circ 26'$ شرقی قرار دارد. داده های مورد استفاده در این تحقیق شامل محصول دمای سطحی زمین (LST) سنجنده های مادیس و استر، باندهای قرمز و مادون قرمز سنجنده استر (باندهای ۲ و ۳) در سه زمان مختلف (۲۵ فروردین ۹۴، ۱۰ اردیبهشت ۹۴ و ۲۶ اردیبهشت ۹۴) می باشد. توان تفکیک مکانی محصول دمای سنجنده مادیس 1 Km و سنجنده استر ۹۰ متر می باشد. در اینجا فرض بر این است که مشاهدات مادیس و استر قبلاً زمین مرجع سازی و به یک توان تفکیک یکسان (۵۰ متر) نمونه برداری مجدد^۲ شده اند و بنابراین اندازه تصویر، اندازه پیکسل و سیستم مختصات یکسانی دارند. استفاده از پیکسل

طبق نظریه شناسایی پیکسل های مختلط میزان بازتابندگی یک پیکسل توان تفکیک پایین اندازه گیری شده توسط سنجنده، یک مقدار مرکب است. فرض می شود که پاسخ هر پیکسل توان تفکیک پایین یک ترکیب خطی از پاسخ هر کلاس زمینی

که $\bar{r}(c,t)$ میانگین بازتابندگی کلاس c و $\xi(i,t)$ ترم خطای اتفاقی می باشد. از آنجایی که پیکسل های متعلق به یک کلاس ویژگی های طیفی شبیه به هم دارند، بنابراین می توان بازتابندگی طیفی هر کلاس در کل تصویر را ثابت در نظر گرفت. پس بازتابندگی طیفی پیکسل های 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 می شود. میانگین کلاس ها را می توان با یک روش کمترین مربعات معمولی بر روی رابطه (۲) به دست آورد. سهم هر پوشش $f_c(i,c)$ معمولاً توسط نقشه های طبقه بندی تصاویر توان تفکیک بالا به دست می آید. با این وجود در بسیاری از موارد، فرض مدل مبنی بر برابر در نظر گرفتن میزان بازتابندگی با میانگین آن کلاس، به دلیل این که بازتابندگی سطح به صورت مکانی بسیار تغییر می کند، نقض می شود؛ بنابراین بازتابندگی واقعی یک کلاس زمینی در پیکسل انتخاب شده می تواند به کلی متفاوت با آنچه از رابطه (۲) به دست می آید باشد. بازتابندگی یک کلاس زمینی می تواند حاکی از تفاوت در عامل های محیطی (مثل ارتفاع، ریخت شناسی، 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 ویژگی های پیکسل های هر کلاس در کل آن کلاس ثابت است. طبق این فرض می توان بازتابندگی سطح هر پیکسل

¹ Surface Reflectance Calculation Model

² Resample

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. با این وجود، برای برآورده کردن فرض اساسی مسئله (که در آن تغییرات زمانی ویژگی‌های پیکسل‌های هر کلاس در کل آن کلاس ثابت و برابر در نظر گرفته شده)، از یک شیوه جدید طبقه‌بندی که تغییرات زمانی داده‌ها را در تاریخ‌های مختلف در نظر می‌گیرد استفاده شده است. از باندهای قرمز و مادون قرمز 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 گرفته شده) نقشه طبقه‌بندی به دست می‌آید. با توجه به این حقیقت که تصویر شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده چندانکه از دو تصویر در زمان‌های متفاوت به دست آمده، در طبقه‌بندی انجام شده 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 نمی‌باشد، بلکه تنها با داشتن پیکسل‌های مشابه که از نقشه طبقه بندی به دست می‌آید، دمای سطح زمین با توان تفکیک مکانی بالا برآورد خواهد شد. در نهایت با توجه به معلوم بودن نقشه طبقه‌بندی سهم هر کلاس در پیکسل‌های مادیس با یک تناسب ساده به دست می‌آید. شکل (۲) به صورت شماتیک نحوه به دست آوردن سهم هر کلاس در پیکسل را با یک مثال روشن می‌سازد.

سایز ۵۰ متر در نمونه‌برداری مجدد به دلیل حفظ اطلاعات موجود (توان تفکیک استر ۹۰ متر می‌باشد) و قابل مقایسه بودن دو تصویر مادیس و استر می‌باشد؛ بنابراین هر 20×20 پیکسل در تصویر نمونه‌برداری مجدد شده برابر یک پیکسل مادیس واقعی خواهد بود. جدول (۱) داده‌های استفاده شده در این تحقیق به همراه کاربرد هر یک در الگوریتم را نمایش می‌دهد.

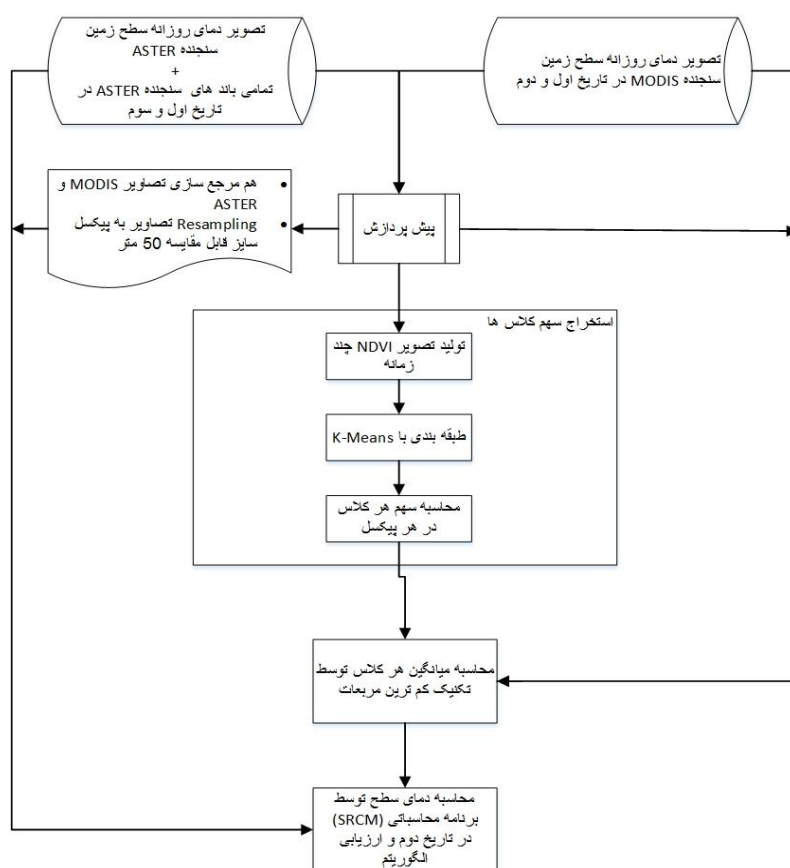
۴-روش اجرایی

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 تشکیل شده است: ۱. نقشه طبقه‌بندی توسط روش نظارت نشده نزدیک‌ترین همسایگی^۱ 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 محاسبه شده هر کلاس در پیکسل در مرحله قبل با استفاده از روش کمترین مربعات استخراج می‌گردد و نهایتاً درگام آخر ۳. دمای واقعی هر سطح r توسط برنامه محاسباتی بازتابندگی سطح (SRCM) با میانگین‌های به دست آمده 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 داده شده است.

¹ K-means

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 مادون قرمز سنجنده استر (AST_L1T)	۱۳۹۴/۰۱/۲۵	استخراج نقشه شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده ^۱ 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)

2	2	2	2	2	2	3	4	2	1	2	2	2	4	3	2	4	4	3	4
2	1	1	1	2	2	2	3	3	2	1	1	2	2	4	4	3	2	4	3
2	1	1	2	2	3	2	2	2	2	1	2	3	2	3	3	3	3	4	4
2	2	1	1	2	3	2	2	2	1	2	3	2	1	3	5	3	3	3	2
2	2	1	1	2	2	1	2	2	1	2	3	3	2	3	2	1	2	3	3
2	1	1	2	2	2	2	1	1	1	1	2	2	3	4	3	2	3	4	3
2	1	1	2	1	2	2	1	1	1	2	2	1	1	3	4	3	3	3	3
3	1	1	2	1	2	1	1	2	2	2	2	1	6	6	6	3	2	2	3
2	1	1	1	2	2	2	3	1	1	2	2	2	6	6	6	2	3	3	2
3	2	2	2	2	2	2	2	2	1	1	2	3	6	6	6	2	2	3	3
5	4	3	3	2	2	2	2	3	2	2	3	3	6	6	6	2	1	3	3
4	2	2	2	3	2	2	3	2	1	2	2	3	6	6	6	3	1	2	4
3	2	3	4	5	2	2	4	2	2	2	3	3	6	6	6	5	2	1	2
2	2	4	5	5	6	5	3	3	2	2	2	3	2	6	4	4	2	2	2
1	2	3	2	3	5	4	3	2	2	1	2	3	3	6	3	4	3	2	2
1	1	1	1	2	3	3	4	4	3	2	2	3	3	4	5	5	3	2	2
1	2	2	2	3	5	4	5	5	4	3	3	4	4	4	5	5	4	4	4
3	4	4	4	4	5	5	5	4	3	3	4	3	3	4	4	5	5	3	2
3	2	2	4	5	5	4	3	2	2	2	2	3	4	4	4	4	4	2	1
2	1	1	4	6	5	4	3	2	2	3	3	4	4	2	3	4	3	2	2

20 pix * 50 m = 1 km

نقشه طبقه بندی
یک پیکسل
مادیس با فرض
داشتن ۶ کلاس
(هر پیکسل
مادیس با پیکسل
سایز ۵۰ متر
نمونه برداری
مجدد شده است)

محاسبه سهم هر
کلاس در یک
پیکسل

مجموع تعداد پیکسل متعلق به کلاس i ام
سهم کلاس $i = \frac{\text{مجموع کل پیکسل های نمونه برداری مجدد شده موجود در پیکسل مادیس}}{\text{مجموع تعداد پیکسل متعلق به کلاس } i \text{ ام}}$

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

۴-۲- استخراج میانگین کلاس ها

با داشتن سهم هر کلاس در پیکسل ها و مقدار دمای سطح زمین برای هر پیکسل سنجنده مادیس رابطه (۲) با یک روش کمترین مربعات معمولی حل می شود و مقدار میانگین دمایی کلاس ها $\bar{r}$ به دست می آید. با داشتن دمای سطح زمین سنجنده مادیس در زمان های مختلف و میزان سهم هر کلاس در پیکسل سنجنده مادیس (که در طول زمان ادغام ثابت در نظر گرفته شده) می توان میانگین هر کلاس را در آن زمان ها محاسبه نمود. این مقادیر در نهایت برای محاسبه دمای سطح زمین تصویر مجازی استفاده شده است.

با این وجود به دلیل تغییرات مکانی میانگین کلاس ها، بهتر است برای افزایش دقت و کاهش اثرات خطاهای هم مرجع سازی تصاویر سنجنده های استر و مادیس هنگام برآورد میانگین کلاس ها به جای استفاده از کل تصویر از یک همسایگی در اطراف پیکسل مورد محاسبه استفاده شود. طول بهینه برای پنجره همسایگی نیز می تواند از یک روند تکراری با هدف ماکزیمم کردن

همبستگی تصویر مجازی و حقیقی به دست آید. در مطالعات قبل انجام شده به طول بهینه 40×40 کیلومتر رسیده اند [۱۲]، که البته این طول با توجه به نوع منطقه می تواند متفاوت باشد. با این وجود با توجه به کوچک بودن منطقه انتخابی این تحقیق، از کل تصویر برای به دست آوردن میانگین کلاس ها استفاده شده است.

۴-۳- محاسبه دمای سطح زمین تصویر مجازی

از آنجایی که رابطه (۲) فقط میانگین کلاس ها را می دهد، بنابراین به محاسبات پیش تری برای تعیین دمای سطح زمین هر پیکسل نیاز است؛ که این کار با استفاده از یک برنامه محاسباتی تحت عنوان SRCM انجام می شود. این مدل بر این فرض که مقدار تغییرات ویژگی های پیکسل های متعلق به یک کلاس ثابت است استوار می باشد.

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

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

از آنجایی که $\bar{r}(c, t_1)$ و $\bar{r}(c, t_j)$ از حل رابطه (۲) در مرحله قبل به دست می آیند و $r(k, c, t_1)$ از تصویر ورودی دمای سطح زمین سنجنده استر معلوم است، بنابراین با استفاده از رابطه (۹) مقدار $r(k, c, t_j)$ به دست می آید. رابطه (۹) همان برنامه محاسباتی یا SRCM است. همان طور که از رابطه (۹) معلوم است مقدار دمای سطح زمین برای تصویر مجازی را می توان بر حسب زمان مرجع t_i به دست آورد که با توجه به این که ورودی این الگوریتم دارای دو تصویر دمای سطح زمین در زمان قبل و بعد از تولید تصویر مجازی می باشد بنابراین با مبنا قرار دادن هر یک از این زمان ها به یک تصویر مجازی دمای سطح زمین رسیده و در نهایت برای داشتن یک برآورد بهتر از نتیجه الگوریتم با میانگین گیری از این دو تصویر دمایی به عنوان خروجی نهایی الگوریتم در نظر گرفته می شود.

۵- نتایج تحقیق و بحث

همان طور که قبلا نیز اشاره شد در این تحقیق سه تصویر مجازی دمای سطح زمین در تاریخ ۱۰ اردیبهشت ماه سال ۱۳۹۴ هجری خورشیدی به عنوان خروجی الگوریتم تولید می گردد. تصویر مجازی اول از طریق برنامه محاسباتی طبق رابطه (۹) بر مبنای زمان مرجع ۲۵ فروردین ماه سال ۱۳۹۴، تصویر دوم بر مبنای زمان مرجع ۲۶ اردیبهشت ماه سال ۱۳۹۴ و در نهایت تصویر سوم از میانگین دو تصویر مجازی اول و دوم به دست می آید. شکل (۳) داده های ورودی به این الگوریتم را نشان می دهد. این داده ها شامل تصاویر محصول دمای سطح زمین (LST) سنجنده های مادیس و استر در زمان های ۲۵ فروردین، ۱۰ اردیبهشت و ۲۶ اردیبهشت سال ۱۳۹۴ می باشند. شکل (۴) خروجی های الگوریتم STDFA را نشان می دهد. ردیف بالایی این شکل خروجی نهایی الگوریتم یعنی

$r_{a,c,t_i} = (r_{b,c,t_1}, r_{b,c,t_2}, \dots, r_{b,c,t_n})^T$ که در آن $r_{b,c}$ دمای پیکسل a متعلق به کلاس c در زمان t_i می باشد، نشان داده شود. عامل مقایسه زمانی^۱ برای پیکسل های a و b برابر است با:

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

$$TCF_{(b,c)} = \frac{\sum_{i=1}^n r_{b,c,t_i}}{n} \quad \text{رابطه (۴)}$$

عامل شکل^۲ پیکسل های a و b در زمان t_i برابر است با:

$$SF_{a,c,t_i} = r_{a,c,t_i} - TCF_{(a,c)} \quad \text{رابطه (۵)}$$

$$SF_{b,c,t_i} = r_{b,c,t_i} - TCF_{(b,c)} \quad \text{رابطه (۶)}$$

با در نظر گرفتن فرض اولیه که تغییرات ویژگی های زمانی پیکسل های متعلق به یک کلاس ثابت است می توانیم بگوییم که $SF_{a,c,t_i} = SF_{b,c,t_i}$ مقدار میانگین $\bar{r}(c, t_i)$ کلاس c در زمان t_i برابر با میانگین مقدار پیکسل های متعلق به کلاس c است:

$$\bar{r}(c, t_i) = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m r(k, c, t_i) \quad \text{رابطه (۷)}$$

که m در آن تعداد پیکسل های متعلق به کلاس c می باشد؛ 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 می باشد:

$$\Delta \bar{r}(c, t_j - t_i) = \Delta r(k, c, t_j - t_i) \quad \text{رابطه (۸)}$$

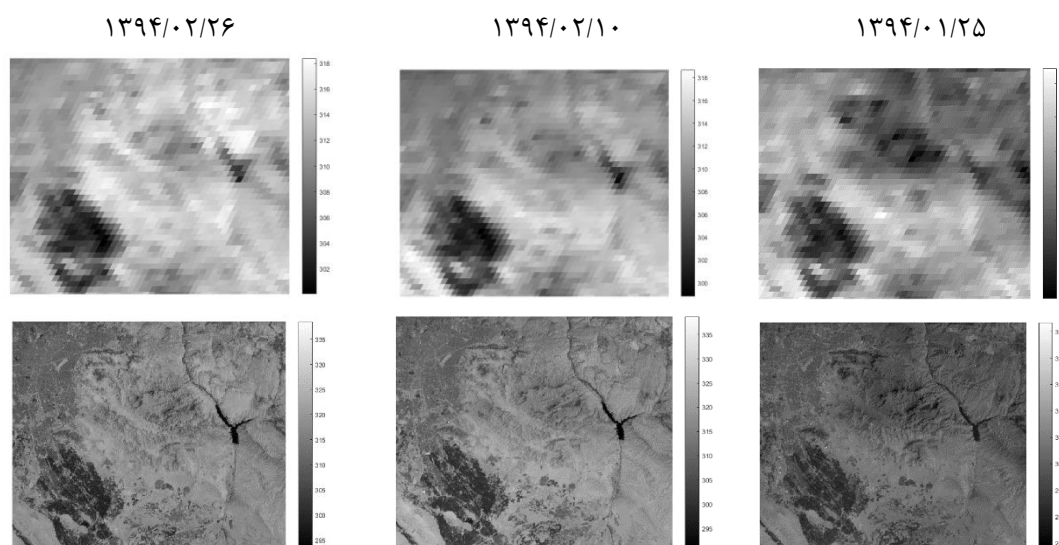
رابطه (۹)

¹ time comparability factors

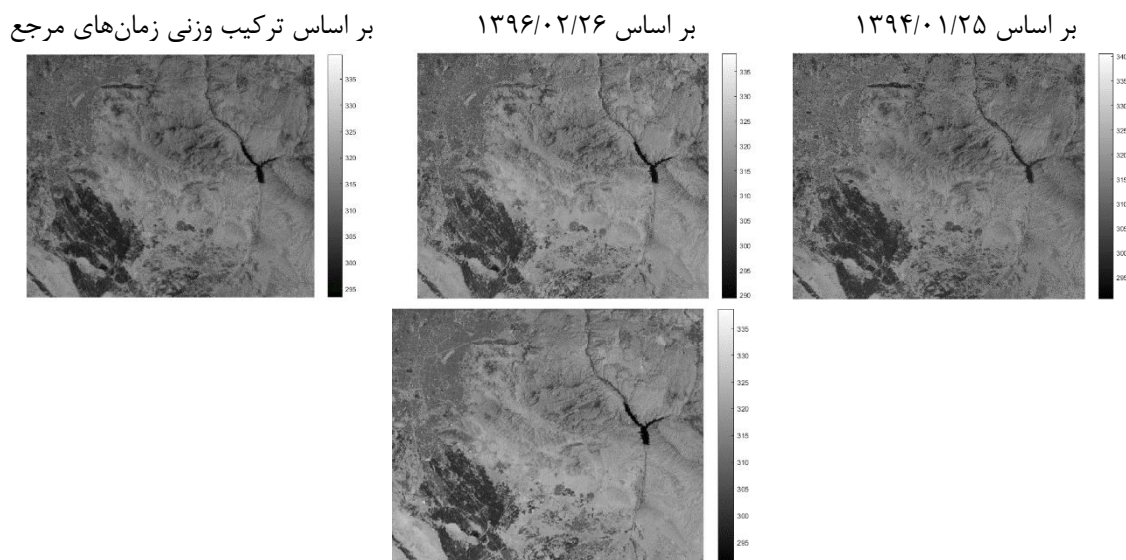
² shape factors

مورد مطالعه در این تحقیق می باشد. شکل (۵-الف) نشان می دهد که بیشترین اختلاف دمایی را در این ناحیه دارد در حالی که شکل (۵-ب) همین ناحیه دارای اختلاف دمایی بسیار کمتری نسبت به شکل (۵-الف) می باشد. دلیل این مسئله ناشی از نحوه ی طبقه بندی استفاده شده در الگوریتم می باشد. طبق شیوه مطرح شده طبقه بندی در الگوریتم در قسمت ۴-۱ پیکسل هایی که تغییر ویژگی های یکسانی بر اساس شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده داشته باشند را متعلق به یک کلاس در نظر می گیرد. از این رو هنگام طبقه بندی مرز آب پشت سد در زمانی که این مرز کوچکتر است (در ۲۶ اردیبهشت به دلیل استفاده بیشتر از آب این سد و دور شدن از فصل بارندگی) به عنوان یک کلاس در نظر گرفته می شود. از طرف دیگر در تاریخ پیش بینی (۱۰ اردیبهشت) مرز آب پشت سد به مرز آب پشت سد در ۲۶ اردیبهشت نزدیکتر می باشد بنابراین تصویر تفاضلی تصویر واقعی و تصویر دمایی مجازی بر اساس زمان مرجع ۲۵ فروردین (شکل ۵-الف)) نشان دهنده ی اختلاف بیشتر دمایی نسبت به تصویر تفاضلی تصویر واقعی و تصویر دمایی مجازی بر اساس زمان مرجع ۲۶ اردیبهشت در منطقه مورد بحث خواهد بود.

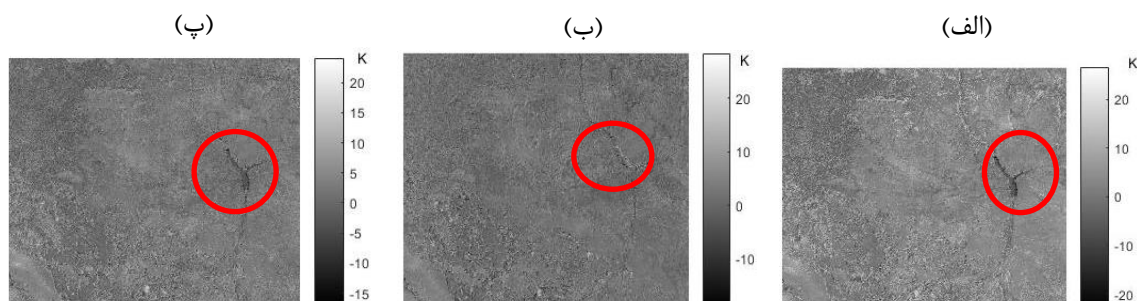
دمای سطح زمین پیش بینی شده برای ۱۰ اردیبهشت ۱۳۹۴ و با توان تفکیک مکانی ۹۰ متر (برابر با توان تفکیک مکانی سنجنده استر) می باشد. این تصاویر همچنان که در شکل (۴) نیز مشخص شده است، به ترتیب از راست به چپ بر اساس زمان مرجع ۲۵ فروردین، ۲۶ اردیبهشت و در نهایت میانگین این دو زمان می باشند؛ یعنی برای پیش بینی تصویر استر در ۱۰ اردیبهشت یک بار از داده های قبل از آن زمان (۲۵ فروردین)، یک بار از داده های 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 می دهد. شکل (۴) یک تفسیر بصری از نتایج الگوریتم را نشان می دهد. شکل (۵) تصویر تفاضلی مقدار واقعی دمای سطح زمین (محصول LST سنجنده استر در ۱۰/۲/۱۳۹۴) را از سه تصویر مجازی پیش بینی شده نمایش می دهد. بازه تغییرات اختلاف دما در این تصاویر بین ۱۰- تا ۱۰+ کلوین قرار دارد. منطقه مشخص شده با دایره قرمز رنگ در شکل (۵) مربوط به سد آبی ماملو در جنوب شرقی شهر تهران واقع شده در منطقه



شکل ۳: داده‌های ورودی به الگوریتم STDEFA؛ 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 STDEFA؛ 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 ۱۰/۲/۱۳۹۴ 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 استفاده شده است:

$$MD_{LST} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (LST_{P,i} - LST_{A,i}) \quad \text{رابطه (۱۰)}$$

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

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

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

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.

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

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

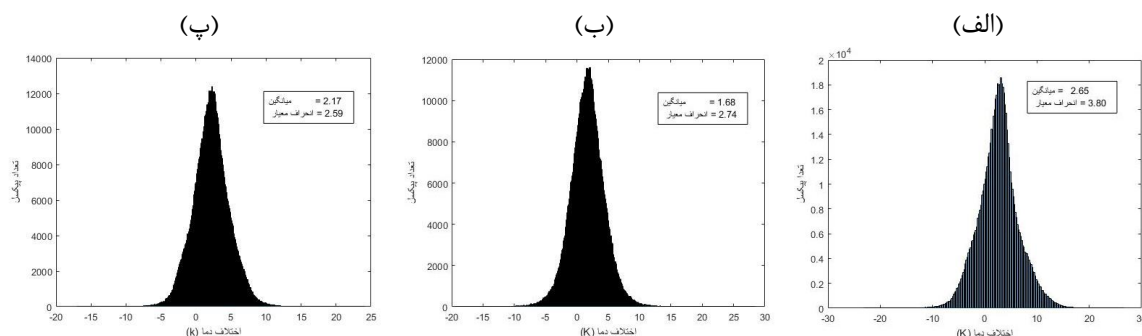
میانگین زمان‌های مرجع	۱۳۹۴/۰۲/۲۶	۱۳۹۴/۰۱/۲۵	پیش‌بینی‌شده
			بر اساس زمان مرجع پارامتر آماری
۲/۱۷۱	۱/۶۸۹	۲/۶۵۴	میانگین اختلاف‌ها
۲/۵۹۹۸	۲/۷۴۴۸	۳/۸۰۹۱	انحراف معیار اختلاف‌ها
۳/۳۸۷۴	۳/۲۲۲۸	۴/۶۴۲۵	ریشه میانگین مربع خطاها
۰/۸۸۰۰	۰/۸۷۱۳	۰/۷۴۴۲	ضریب همبستگی

و انحراف معیار کم نشان‌دهنده دقت خوب الگوریتم در برآورد داده واقعی می‌باشد

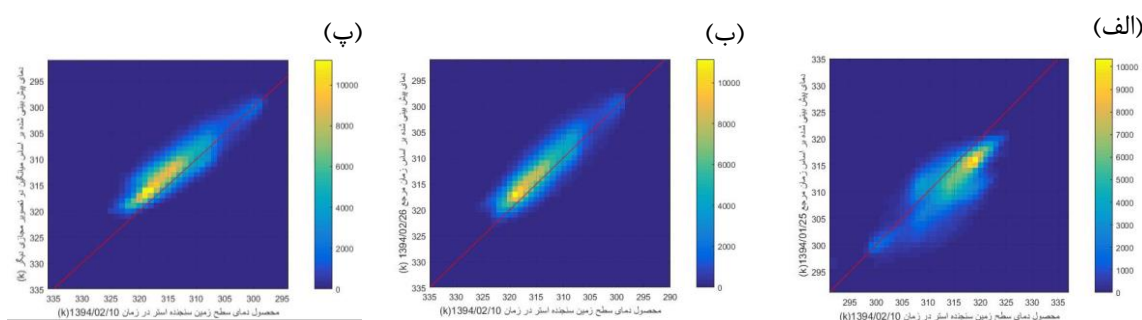
شکل (۶) هیستوگرام اختلاف داده واقعی از تصاویر مجازی پیش‌بینی‌شده را نشان می‌دهد. این هیستوگرام‌ها دارای توزیع شبیه به توزیع نرمال با میانگین و انحراف معیار بیان‌شده در جدول (۲) می‌باشند. این شکل از توزیع با میانگین نزدیک به صفر

شکل (۷) نمودار پراکنش^۱ داده واقعی (محصول دمای سطح زمین سنجنده استر در زمان ۱۰ اردیبهشت) در برابر تصاویر مجازی دمایی پیش‌بینی شده نمایش می‌دهد. هر چه این نمودارها به خط همانی (خط قرمز رنگ مشخص شده در هیستوگرام‌ها) نزدیک‌تر باشد، نتیجه پیش‌بینی دقیق‌تر خواهد بود بر این اساس تصویر مجازی پیش‌بینی شده 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 آن چنان که در مورد شکل (۴) بحث شد باشد.

¹ Scatter plot



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

۵- نتیجه‌گیری

به دلیل 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 دمایی سطح زمین سنجنده استر دارای قدرت تفکیک مکانی ۹۰ متر و دوره بازگشت ۱۶ روزه است درحالی‌که محصول دمایی سطح زمین سنجنده مادیس دارای قدرت تفکیک مکانی ۱ کیلومتر و دوره بازگشت یک‌روزه می‌باشد. در این تحقیق با استفاده از الگوریتم STDFA که برای ادغام مکانی و زمانی داده‌های بازتابندگی سنجنده‌ها به‌کاررفته بود، محصولات دمایی سطح زمین این دو سنجنده باهم ادغام و درنهایت محصول دمایی 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 $r(c, t)$ توسط داده‌های سنجنده مادیس و سهم محاسبه‌شده هر کلاس در پیکسل در مرحله قبل با استفاده از روش کمترین مربعات استخراج می‌گردد و نهایتاً در گام نهایی دمایی واقعی هر سطح r توسط برنامه محاسباتی بازتابندگی سطح (SRCM) با میانگین‌های به‌دست‌آمده از مرحله قبل و داده دمایی 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.

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 در مجموع در جاهایی که داده‌های سری زمانی از منطق موجود باشد این روش با توجه به دقت خوب آن در برآورد دما می‌تواند مورد توجه قرار گیرد.

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.

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.

- [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

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.



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

Alireza Bazrgar Bajestani¹, 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- Assistant 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.