

استفاده از مدل ESTARFM برای ادغام محصولات دمایی سنجنده های MODIS و ASTER به منظور تهیه نقشه دمای سطح زمین با توان تفکیک مکانی بالا

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

^۱ دانشجوی ارشد نقشه برداری، سنجش از دور - دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی - پردیس

دانشکده های فنی - دانشگاه تهران

abazrgar@ut.ac.ir

^۲ استادیار دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده های فنی - دانشگاه تهران

makhonz@ut.ac.ir

(تاریخ دریافت مهر ۱۳۹۶، تاریخ تصویب آذر ۱۳۹۶)

چکیده

به دلیل محدودیت های فنی و مالی، تجهیزات سنجش از دوری به طور هم زمان نمی توانند توان تفکیک بالای مکانی و زمانی را برای یک سنجنده فراهم آورند. باین وجود نیاز به پایش تغییرات فصلی مناطق مختلف در سطح توان تفکیک بالای مکانی در حیطه علوم تغییرات جهانی ضروری به نظر می رسد. دوره بازگشت ۱۶ روزه سنجنده استر، استفاده از این سنجنده را برای مطالعه فرایندهای بیوفیزیکی جهانی که شامل دوره های سریع رشد می شوند را به طور گسترده ای محدود کرده است. در مناطق ابری زمین وضع بدتر هم می شود و محققین باید خوش شانس باشند که دو یا سه تصویر بدون ابر در یک سال از منطقه به دست آورند. در همین زمان توان تفکیک مکانی پایین سنجنده هایی چون مادیس توانایی سنجنده را برای بیان کمی فرایندهای بیوفیزیکی در مناطق ناهمگن محدود می کنند. در این تحقیق روشی تحت عنوان مدل بهبود یافته ادغام سازگار مکانی و زمانی یا ESTARFM برای ترکیب محصولات دمای سطح زمین سنجنده های استر و مادیس استفاده شده است. با استفاده از این روش اطلاعات پرتکرار زمانی سنجنده مادیس و اطلاعات با توان تفکیک مکانی بالای سنجنده استر می توانند برای کاربردهایی که به توان تفکیک بالا در دو بعد مکان و زمان نیاز دارند ترکیب شوند. نتایج این الگوریتم بهبود دقت پیش بینی دمای سطح زمین با توان تفکیک بالای مجازی، به ویژه در مناطق غیر همگن و حفظ جزئیات مکانی را نشان داده است. به کارگیری این الگوریتم برای ادغام محصولات دمایی سنجنده های مادیس و استر برای قسمتی از شهر تهران حاکی از نتایج قابل قبول این الگوریتم (ریشه میانگین مربع خطاها برابر ۳/۲ درجه کلوین، میانگین خطای برابر ۱/۷ درجه کلوین، انحراف معیار خطاها برابر ۲/۶ درجه کلوین و ضریب همبستگی ۸۷ درصدی بین داده واقعی و محصول پیش بینی شده) می باشد.

واژگان کلیدی: دمای سطح زمین، ادغام محصولات حرارتی، محصول حرارتی سنجنده استر، داده های چند منبعی

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

دمای سطح زمین شاخصی مهم در مطالعه مدل‌های تعادل انرژی در سطح زمین، مطالعه رطوبت خاک، مطالعات خشک‌سالی و فعل و انفعالات بین زمین و جو در مقیاس منطقه‌ای و جهانی است [۱]. تصاویر سنجش‌ازدور مادون‌قرمز و حرارتی به دلیل پوشش وسیع و توان تفکیک مکانی و طیفی مناسب منبع اطلاعاتی ارزشمندی به‌منظور تهیه نقشه‌های حرارتی سطح آب و خشکی می‌باشند. همچنین به دلیل واکنش متفاوت انواع گیاهان یا اکوسیستم‌ها به دما، یکی از مهم‌ترین موضوع‌ها در بحث تغییرات جهانی، موضوع دما می‌باشد، که دمای سطح زمین (LST)^۱ نقش بزرگی در پایش تغییرات اقلیم و مطالعات جزایر گرمایی شهری دارد؛ بنابراین برای درک اثر تغییرات اقلیمی در اختیار داشتن محصولات دمای سطحی زمین ضروری به نظر می‌رسد [۲-۴].

با توجه به محدودیت اطلاعات در راه تأمین داده‌ها به‌ویژه در وسعت زیاد که با مشکلات و موانع فراوان همراه است و دستیابی به آن در زمان واقعی سخت و یا غیرممکن است، بنابراین استفاده از فن‌آوری سنجش‌ازدور، می‌تواند بسیار کارآمد باشد. دمای سطح زمین تابعی از انرژی خالص در سطح زمین است که به مقدار انرژی رسیده به سطح زمین، گسیل سطح، رطوبت و جریان هوای اتمسفر بستگی دارد. دمای سطح زمین را می‌توان از تابش مادون‌قرمز ساطع شده از سطح زمین و با معادله معکوس استفان-بولتزمن برآورد نمود [۵]. در حال حاضر محصولات جهانی دمای سطحی زمین (LST) را می‌توان با استفاده از داده‌های سنجنده‌هایی مانند ASTER^۲ و MODIS^۳ تخمین زد. با این وجود به دلیل محدودیت‌های جمع‌آوری داده (محدودیت‌های مالی و فنی) و اثرات ابرها داده‌هایی با توان تفکیک مکانی بالا و توان تفکیک زمانی بالا که مستقیماً توسط سنجنده‌ها به دست آیند وجود ندارد. روش‌های سنتی تلفیق تصاویر مثل جانشینی اجزای اصلی^۴ [۶]، HIS^۵ [۷] و تبدیل موجک [۸، ۹]، با استفاده از تصویر پانکروماتیک (با توان تفکیک مکانی بالا) و سایر

بافتهای طیفی سنجنده (با توان تفکیک مکانی پایین‌تر نسبت به تصویر پانکروماتیک) که به‌طور هم‌زمان به‌دست‌آمده‌اند، تصویر چند طیفی جدیدی با توان تفکیک مکانی بالاتر تولید می‌کنند. این روش‌ها برای استخراج مشخصه‌های طیفی و مکانی سنجنده‌های چند باندهای مفید هستند. با این وجود این روش‌ها اثری در بهبود توان تفکیک مکانی و زمانی به‌طور هم‌زمان ندارند [۱۰].

اخیراً چندین روش ادغام برای تلفیق تصاویر با توان تفکیک مکانی بالا و تصاویر با توان تفکیک زمانی بالا پیشنهاد شده است. این روش‌ها یک تصویر مجازی با توان تفکیک مکانی و زمانی بالا تولید می‌کنند. مدل ادغام مکانی و زمانی بازتابندگی سازگار (STARFM)^۶ برای تلفیق داده‌های دمايي سنجنده مادیس و لندست^۷ پیشنهاد شد. این الگوریتم سپس با مقایسه داده‌های شبیه‌سازی‌شده و داده‌های واقعی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج بررسی‌ها حاکی از دقت قابل قبول این الگوریتم بودند [۱۰]. الگوریتم دیگری بر اساس مدل ترکیب خطی پیشنهاد شد که در آن تصاویری شبیه لندست تولید می‌شود. این الگوریتم برای تشخیص پیکسل‌های مختلط^۸ نیاز به یک پایگاه داده زمینی با توان تفکیک مکانی بالا دارد [۱۱]. در مدلی نیمه فیزیکی دیگر از تلفیق داده‌های مادیس و لندست که از دو سکوی مختلف هستند و بنابراین بایاس‌های متفاوتی دارند، استفاده شد. با کاهش بایاس در این مدل به‌دقت بالایی در تلفیق داده‌ها دست یافتند [۱۲]. در تلاشی دیگر بر اساس تئوری تلفیق خطی الگوریتم تلفیق زمانی و مکانی داده‌ها برای تلفیق تصاویر پیشنهاد شد. در این الگوریتم در اصل برای تلفیق تصاویر مادیس و لندست تلاش شده است. در این روش با استفاده از شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده^۹ برای تصاویر در دو زمان قبل و بعد از زمان پیش‌بینی به یک نقشه طبقه‌بندی از منطقه رسیده و به کمک تئوری تلفیق خطی به یک برآورد از بازتابندگی سطح در زمان پیش‌بینی می‌رسد [۱۳]. با توجه به ضعف مدل STARFM در زمین‌های ناهمگون در اندازه پیکسل مادیس یک مدل بهبودیافته دیگر با نام الگوریتم بهبودیافته ادغام مکانی و زمانی

^۶ Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model^۷ LANDSAT^۸ Mixed pixel^۹ Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)^۱ Land Surface Temperature^۲ Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer^۳ Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer^۴ principal component substitution^۵ intensity-hue-saturation

پیکسل مختلط الگوریتم اولیه STARFM نیز بر روی داده‌ها اجرا شده است. به همین دلیل ابتدا به صورت مختصر مبانی نظری الگوریتم STARFM و سپس در ادامه مبانی نظری الگوریتم ESTARFM آورده شده است. از اینجا به بعد و برای راحتی در ادامه بحث تصویر با توان تفکیک پایین مکانی ولی با تعداد تکرار زیاد در طی دوره پیش‌بینی را تصویر ((توان تفکیک پایین^۴)) و تصویر با توان تفکیک بالای مکانی اما تعداد تکرار پایین در طی دوره پیش‌بینی را تصویر ((توان تفکیک بالا^۵)) می‌نامیم.

۲-۱- مبانی نظری الگوریتم STARFM

در الگوریتم STARFM ارتباط بین تصویر توان تفکیک پایین و توان تفکیک بالا به صورت زیر بیان می‌شود:

$$F(x_i, y_i, t_0) = C(x_i, y_i, t_0) + \varepsilon_0 \quad (1)$$

که در آن $F(x_i, y_i, t_0)$ بازتابندگی پیکسل توان تفکیک بالا و $C(x_i, y_i, t_0)$ بازتابندگی پیکسل توان تفکیک پایین در زمان t_0 می‌باشد. ε_0 نیز اختلاف بین دو مشاهده سنجنده‌ها می‌باشد. با فرض ثابت بودن نوع پوشش زمینی و خطاهای سیستم در طی دوره پیش‌بینی مدل STARFM مقدار بازتابندگی تصویر مجازی توان تفکیک بالا را در زمان پیش‌بینی به صورت زیر پیش‌بینی می‌کند [۱۰]:

$$F(x_i, y_i, t_p) = C(x_i, y_i, t_p) + F(x_i, y_i, t_0) - M(x_i, y_i, t_0) \quad (2)$$

با معرفی اطلاعات اضافی از پیکسل‌های همسایه جهت کاهش اثر تغییرات پوشش زمینی، مدل وزن‌دار STARFM به صورت زیر می‌شود:

$$F(x_{\omega/2}, y_{\omega/2}, t_p) = \sum_{i=1}^{\omega} \sum_{j=1}^{\omega} w_{ijk} \times (C(x_i, y_j, t_p) + F(x_i, y_j, t_0) - C(x_i, y_j, t_0)) \quad (3)$$

که k در آن تعداد پیکسل‌های همسایه داخل پنجره همسایگی، W عرض پنجره جست‌وجو و w_{ijk} وزن هر پیکسل همسایه می‌باشد، که توسط اختلاف فاصله طیفی (S_{ijk})، اختلاف فاصله زمانی (T_{ijk}) و اختلاف فاصله

بازتابندگی سازگار (ESTARFM^۱) توسعه یافت. در این الگوریتم با توجه به توان تفکیک مکانی پایین تصاویر مادیس و حضور پیکسل‌های مختلط، برای بهبود کارایی الگوریتم STARFM در ابتدا از یک طبقه‌بندی نظارت‌نشده جهت ادغام بازتابندگی سطح سنجنده‌های مادیس و لندست استفاده شده است [۱۴].

در مدلی دیگر روش ESTARFM را به منظور پیش‌بینی رادیانس حرارتی و دمای سطح زمین با در نظر گرفتن چرخه سالانه دما^۲ و ناهمگونی سطح زمین بهبود داده شد و تحت عنوان SADFAT^۳ ارائه گردید. این روش دمای سطح زمین را به صورت روزانه با قدرت تفکیک لندست پیش‌بینی کرده و به طور قابل ملاحظه‌ای کاربرد دمای سطح زمین را توسعه داد [۱۵].

مدل SADFAT به اطلاعات اضافی چرخه سالانه دما و ناهمگونی سطح زمین نیاز دارد. این تحقیق قصد دارد بدون استفاده از اطلاعات اضافی از منطقه با ادغام محصول حرارتی سنجنده مادیس (که توان تفکیک زمانی بالایی دارند) با محصول حرارتی سنجنده استر (که توان تفکیک مکانی بالایی دارند) توسط الگوریتم STARFM به محصول حرارتی دمای سطح زمین با توان تفکیک زمانی و مکانی بالا دست پیدا کند. درواقع هدف این تحقیق پیاده‌سازی الگوریتم STARFM روی محصول دمای سطح زمین دو سنجنده مادیس و استر می‌باشد. متأسفانه الگوریتم‌های موجود برای ترکیب داده‌های چند منبعی دچار نقص‌هایی در دقت پیش‌بینی به‌خصوص در مناطق غیرهمگن می‌باشند. الگوریتم بهبودیافته ادغام مکانی و زمانی بازتابندگی سازگار ESTARFM بر اساس الگوریتم موجود STARFM می‌باشد. نتایج این الگوریتم بهبود دقت پیش‌بینی دمای تصویر توان تفکیک بالای مجازی، به‌ویژه در مناطق غیر همگن و حفظ جزئیات مکانی را نشان داده است.

۲- مبانی نظری الگوریتم

در این تحقیق برای ارزیابی نتایج الگوریتم ESTARFM بر روی داده دمای سطح زمین در سطح

^۱ Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model

^۲ Annual Temperature Cycle

^۳ Spatio-temporal Adaptive Data Fusion Algorithm for Temperature mapping

^۴ Coarse resolution

^۵ Fine resolution

(dijk) بین پیکسل مرکزی و پیکسل کاندید تعیین می شود. این پارامترها به طریق زیر محاسبه می شود:

$$W_{ijk} = 1 / S_{ijk} \times T_{ijk} \times D_{ijk} \quad (4)$$

$$S_{ijk} = |F(x_i, y_j, t_0) - C(x_i, y_j, t_0)| \quad (5)$$

$$T_{ijk} = |C(x_i, y_j, t_p) - M(x_i, y_j, t_0)| \quad (6)$$

$$D_{ijk} = 1.0 + d_{ijk} / A \quad (7)$$

$$d_{ijk} = \sqrt{(x_{\omega/2} - x_i)^2 + (y_{\omega/2} - y_i)^2} \quad (8)$$

که در آن A ثابتی است که نسبت اهمیت فاصله را به فاصله طیفی و زمانی نشان می دهد.

۲-۲- مبانی نظری الگوریتم ESTARFM

فرض می کنیم که سنجنده توان تفکیک پایین باندهای طیفی شبیه (مثلاً باند B) به سنجنده توان تفکیک بالا دارد. اگر پیکسل های تصویر توان تفکیک پایین را مختلط در نظر بگیریم و فرض کنیم که بازتابندگی سطح پیکسل مختلط را بتوان به عنوان یک ترکیب خطی از پوشش های مختلف موجود در پیکسل که به وسیله درصد پوشش هر کلاس وزن داده می شوند، بیان کرد، آنگاه تغییرات بازتابندگی پیکسل مختلط بین دو تاریخ مشخص برابر با مجموع اختلاف های بازتابندگی برای هر پوشش داخل پیکسل خواهد بود [۱۶]. با فرض اینکه درصد پوشش های مختلف داخل هر پیکسل مختلط از تاریخ t_m تا t_n تغییر نکند، بازتابندگی پیکسل مختلط تصویر توان تفکیک پایین را طبق مدل ترکیب خطی می توان به صورت زیر شرح داد:

$$C_m = \sum_{i=1}^M f_i \left(\frac{1}{a} F_{im} - \frac{b}{a} \right) + \varepsilon \quad (9)$$

$$C_n = \sum_{i=1}^M f_i \left(\frac{1}{a} F_{in} - \frac{b}{a} \right) + \varepsilon$$

که C_n و C_m به ترتیب بازتابندگی پیکسل مختلط در

زمان های t_m و t_n ، f_i درصد پوشش i امین پوشش

(کلاس)، F_{in} و F_{im} بازتابندگی i امین کلاس در

زمان های t_m و t_n به دست آمده از تصویر توان تفکیک بالا، M مجموع تعداد کلاس ها، ε خطای اتفاقی و a و b ضرایب کالیبره نسبی بین تصاویر توان تفکیک بالا و توان تفکیک پایین می باشند. از معادله (۹) می توان تغییرات بازتابندگی پیکسل توان تفکیک پایین را از زمان t_m تا t_n به دست آورد:

$$C_n - C_m = \sum_{i=1}^M \frac{f_i}{a} (F_{in} - F_{im}) \quad (10)$$

همچنین اگر فرض کنیم که تغییرات بازتابندگی اعضای هدف داخل هر پیکسل در طی زمان t_m تا t_n خطی باشد، آنگاه می توان بازتابندگی i امین عضو هدف در زمان t_n را بر اساس بازتابندگی در زمان t_m نوشت:

$$F_{in} = h_i \times \Delta t + F_{im} \quad (11)$$

که $\Delta t = t_n - t_m$ و h_i نرخ تغییر می باشد که می توان آن را در طی زمان پیش بینی ثابت در نظر گرفت. فرض تغییر خطی بازتابندگی از زمان t_m تا t_n برای یک دوره زمانی کوتاه منطقی است [۱۴]. با استفاده از معادله (۱۱) معادله (۱۰) را می توان به صورت زیر نوشت:

$$C_n - C_m = \Delta t \sum_{i=1}^M \frac{f_i h_i}{a} \quad (12)$$

اگر بازتابندگی k امین عضو هدف^۱ در تاریخ های t_m و

t_n معلوم باشد آنگاه از معادله (۱۱) داریم:

$$\Delta t = \frac{F_{kn} - F_{km}}{h_k} \quad (13)$$

که h_k نرخ تغییر بازتابندگی k امین عضو هدف است. با استفاده از معادله (۱۲) و (۱۳) داریم:

$$\frac{F_{kn} - F_{km}}{C_n - C_m} = \frac{h_k}{\sum_{i=1}^M \frac{f_i h_i}{a}} = v_k \quad (14)$$

^۱ endmember

طول جغرافیایی $51^{\circ} 23' - 51^{\circ} 24'$ شمالی و عرض جغرافیایی $35^{\circ} 46' - 35^{\circ} 26'$ شرقی قرار دارد.

داده‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل محصول دمای سطحی زمین (LST) سنجنده مادیس (MOD11A1) و محصول دمای سطحی سنجنده استر، باندهای ۳۱ و ۳۲ حرارتی سنجنده مادیس و باندهای مرئی و حرارتی سنجنده استر شامل باندهای ۱ تا ۳ و باندهای ۱۰ تا ۱۴ (AST-L1T) 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. جدول ۱ داده‌های مورد استفاده در این تحقیق به همراه کاربرد هر کدام در الگوریتم را نشان می‌دهد.

برای منطقه مورد بحث، روی داده‌های سنجنده‌های دوری از دو سنجنده مختلف که در یک زمان اخذ شده‌اند پیش‌پردازش شامل تصحیح اتمسفری، تصحیح هندسی و نمونه‌برداری مجدد^۱ به یک پیکسل با اندازه مشخص (برابر یا کوچک‌تر از تصویر توان تفکیک بالایی مکانی) انجام شده است. هرچند به دلیل اختلاف در سیستم‌های سنجنده‌ها مثل عرض باند، لحظه اخذ داده‌ها و تابع پاسخ طیفی اندکی بایاس در میان تصویرهای سنجنده‌های مختلف دور از انتظار نیست.

منطقه مورد مطالعه به گونه‌ای انتخاب شده است که ترکیبی از پوشش‌های مختلف در آن یافت می‌شود. این منطقه دارای منطقه مسکونی شهری، قسمتی از اراضی کشاورزی، منطقه کوهستانی و سد ماملو در جنوب شرقی تهران می‌باشد. شکل ۱ محدوده منطقه مورد مطالعه به همراه دو تصویر دمای سطح زمین سنجنده مادیس و تصویر ترکیب رنگی باندهای مرئی سنجنده استر از این منطقه را نمایش می‌دهد.

بنا بر فرض‌های قبلی که درصد پوشش و نرخ تغییر هر عضو هدف ثابت در نظر گرفته شد، سمت راست معادله (۱۴) ثابت است؛ بنابراین V_k نسبت تغییر بازتابندگی k امین عضو هدف به تغییر بازتابندگی پیکسل مختلط توان تفکیک پایین می‌باشد. از معادله (۱۴) می‌توان پی برد که یک ارتباط خطی بین تغییر بازتابندگی عضو هدف و تغییر بازتابندگی پیکسل مختلط توان تفکیک پایین وجود دارد. وقتی اعضای هدف، پیکسل‌های توان تفکیک بالایی (x, y) داخل پیکسل توان تفکیک پایین در نظر گرفته می‌شوند، ضریب تبدیل $v(x, y)$ را می‌توان با یک رگرسیون خطی از تغییرات بازتابندگی پیکسل‌های توان تفکیک بالایی متعلق به یک کلاس در مقابل تغییرات پیکسل‌های توان تفکیک پایین به دست آورد. اگر یک جفت تصویر توان تفکیک بالا و توان تفکیک پایین در زمان t_0 و یک تصویر توان تفکیک پایین دیگر در زمان t_p داشته باشیم آنگاه مقدار مجهول بازتابندگی پیکسل توان تفکیک بالا در زمان t_p را می‌توان طبق معادله (۱۵) پیش‌بینی کرد:

$$F(x, y, t_p, B) = F(x, y, t_0, B) + v(x, y) \times (C(x, y, t_p, B) - C(x, y, t_0, B)) \quad (15)$$

با لحاظ کردن پیکسل‌های همسایه متعلق به یک کلاس با تغییرات بازتابندگی شبیه به هم با استفاده از پنجره محلی لغزان می‌توان اطلاعات مفیدی از پیکسل‌های مجاور کسب کرد. در اینجا اطلاعات کسب شده از پیکسل‌های مجاور شبیه به بازتابندگی تصویر توان تفکیک بالا آن چنان که در معادله (۱۶) می‌آید همراه شده است؛ که W عرض پنجره جست‌وجو و $(x_{w/2}, y_{w/2})$ موقعیت پیکسل مرکزی پنجره، N تعداد پیکسل‌های شبیه به پیکسل مرکزی پنجره جست‌وجو و W وزن پیکسل‌های شبیه به پیکسل مرکزی می‌باشد.

$$F(x_{w/2}, y_{w/2}, t_p, B) = F(x_{w/2}, y_{w/2}, t_0, B) + \sum_{i=1}^N W_i \times V_i \times (C(x_{w/2}, y_{w/2}, t_p, B) - C(x_{w/2}, y_{w/2}, t_0, B)) \quad (16)$$

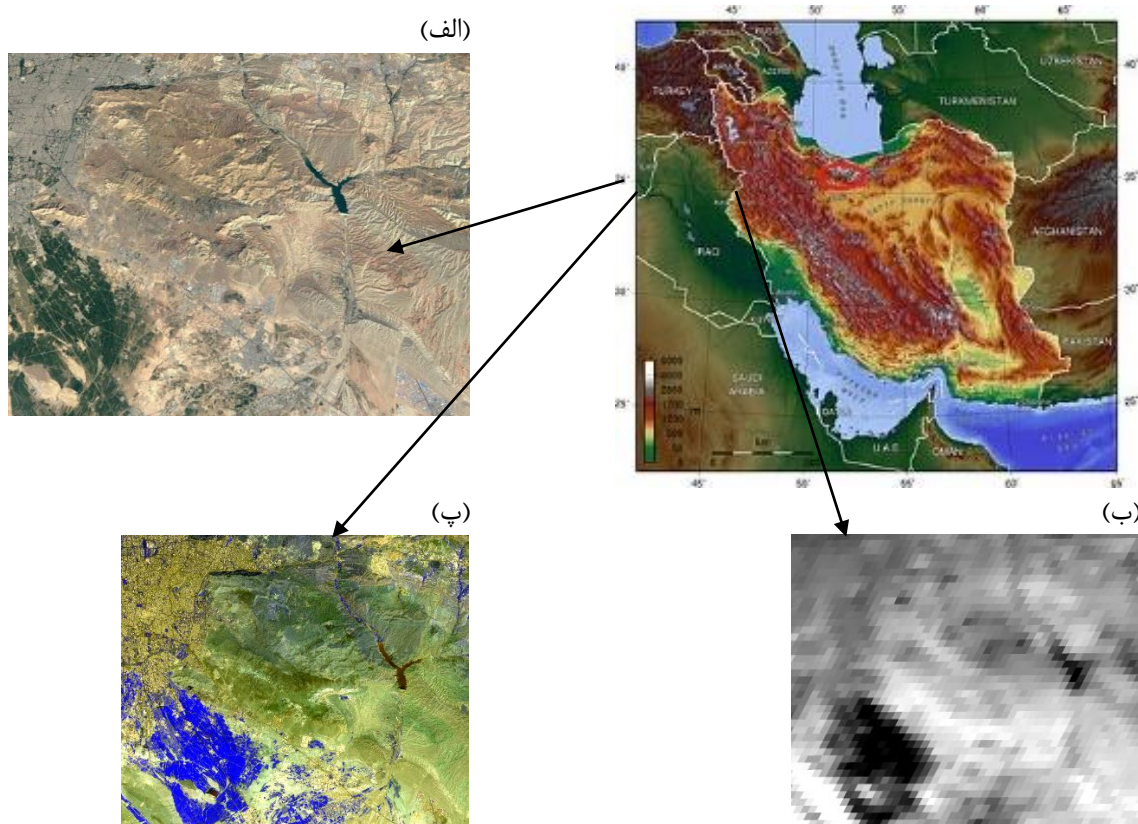
۳- منطقه مورد مطالعه و داده‌های تحقیق

منطقه مورد مطالعه قسمتی از شهر تهران است که با یک تصویر استر پوشش داده می‌شود، این منطقه در بین

^۱ Resampling

جدول ۱- داده های مورد استفاده در تحقیق

زمان	داده	کاربرد
۱۳۹۴/۰۱/۲۵	محصول دمای سطحی زمین سنجنده مادیس (MOD11A1)	ورودی الگوریتم جهت پیش بینی دما در ۹۴/۰۲/۱۰
	محصول دمای سطحی زمین سنجنده استر	ورودی الگوریتم جهت پیش بینی دما در ۹۴/۰۲/۱۰
	باندهای حرارتی ۳۱ و ۳۲ سنجنده مادیس	استفاده در الگوریتم جهت محاسبه وزن پیکسل های مشابه
	باندهای مرئی و حرارتی سنجنده استر (AST-L1T)	استفاده در الگوریتم جهت شناسایی پیکسل های مشابه
۱۳۹۴/۰۲/۱۰	محصول دمای سطحی زمین سنجنده مادیس (MOD11A1)	ورودی الگوریتم جهت پیش بینی دما در ۹۴/۰۲/۱۰
	محصول دمای سطحی زمین سنجنده استر	ارزیابی نتایج به دست آمده از الگوریتم
۱۳۹۴/۰۲/۲۶	محصول دمای سطحی زمین سنجنده مادیس (MOD11A1)	ورودی الگوریتم جهت پیش بینی دما در ۹۴/۰۲/۱۰
	محصول دمای سطحی زمین سنجنده استر	ورودی الگوریتم جهت پیش بینی دما در ۹۴/۰۲/۱۰
	باندهای حرارتی ۳۱ و ۳۲ سنجنده مادیس	استفاده در الگوریتم جهت محاسبه وزن پیکسل های مشابه
	باندهای مرئی و حرارتی سنجنده استر (AST-L1T)	استفاده در الگوریتم جهت شناسایی پیکسل های مشابه

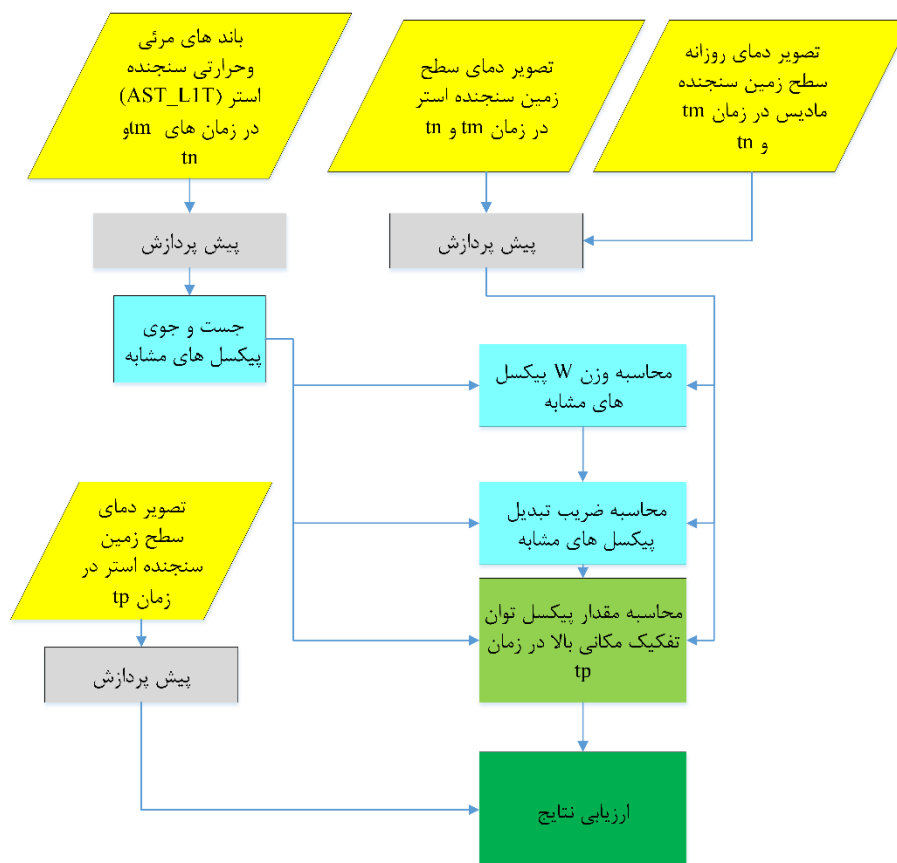


شکل ۱- منطقه مورد مطالعه (الف) تصویر کلی از منطقه، (ب) تصویر سنجنده استر از منطقه (ترکیب رنگی باندهای سبز، قرمز و مادون قرمز نزدیک) و (پ) تصویر دمای سطح زمین سنجنده مادیس از منطقه در ۲۵ فروردین ۱۳۹۴

۴- روش اجرایی

در اینجا ابتدا مشاهدات مادیس از سیستم مختصات سینوسی (Sinusoidal) به سیستم مختصات جهانی مرکاتور معکوس (UTM) که همان سیستم مختصات تصاویر استر نیز می‌باشد تبدیل شده و سپس تصاویر استر و مادیس به یک توان تفکیک مکانی یکسان (۵۰ متر) نمونه‌برداری مجدد شده‌اند و بنابراین اندازه تصویر، اندازه پیکسل و سیستم مختصات یکسانی دارند. استفاده از پیکسل 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 ۲۰×۲۰ پیکسل

در تصویر نمونه‌برداری مجدد شده برابر یک پیکسل مادیس واقعی خواهد بود. شکل ۲ طرح کلی الگوریتم ESTARFM را نمایش می‌دهد. این الگوریتم چهار گام اساسی دارد. گام اول استفاده از دو تصویر توان تفکیک بالا برای جست‌وجوی پیکسل‌های شبیه به پیکسل مرکزی در پنجره محلی می‌باشد. گام دوم وزن پیکسل‌های شبیه محاسبه می‌شود. گام سوم ضرایب تبدیل با استفاده از رگرسیون خطی به دست می‌آید. گام چهارم یا نهایی، وزن و ضرایب تبدیل برای پیش‌بینی دمای پیکسل در زمان پیش‌بینی به کار می‌رود. تمامی گام‌های بحث شده در بالا به‌طور دقیق‌تر و با جزئیات در زیر آورده شده‌اند.



شکل ۲- طرح کلی الگوریتم ESTARFM

۴-۱- انتخاب پیکسل‌های مشابه پیکسل مرکزی

پیکسل‌هایی با پوشش زمینی یکسان با پیکسل مرکزی در پنجره محلی (پیکسل‌های مشابه) اطلاعات ویژه مکانی و زمانی برای محاسبه مقدار پیکسل مرکزی فراهم می‌کنند. با محاسبه اختلاف بازتابندگی پیکسل‌های

همسایه با پیکسل مرکزی و استفاده از یک حد آستانه می‌توان برای شناسایی پیکسل‌های مشابه اقدام کرد. حد آستانه را می‌توان توسط انحراف معیار پیکسل‌های همسایه σ و تعداد کلاس برآورد شده N با فرمول $\frac{2 \times \sigma}{N}$ به دست آورد.

اگر برای تمام باندها معادله (۱۷)، برای i امین پیکسل برقرار باشد، سپس i امین پیکسل به عنوان پیکسل مشابه انتخاب می شود:

$$|F(x_i, y_i, t_k, B) - F(x_{w/2}, y_{w/2}, t_k, B)| \leq \sigma(B) \times 2/m \quad (17)$$

که در آن $\sigma(B)$ انحراف معیار باند B در پنجره محلی و m تعداد کلاس تخمین زده شده برای منطقه می باشد. این نکته نیز حائز اهمیت است که اگر در شناسایی پیکسل مشابه تنها از یک تصویر در یک زمان استفاده شود، مقدار برخی از پیکسل ها ممکن است به طور مشخصی در طی زمان پیش بینی تغییر کند؛ بنابراین از دو تصویر اخذ شده در زمان های t_m و t_n برای انتخاب پیکسل های شبیه استفاده شده است و سپس با تقاطع نتایج هر دو مجموعه تخمین دقیق تری از پیکسل های مشابه دست می آید. تعداد کلاس های تخمین زده شده برای منطقه در این تحقیق ۶ کلاس می باشد و از تمامی باندهای مرئی و حرارتی سنجنده استر ذکر شده در قسمت داده های تحقیق در دو زمان ۲۵ فروردین و ۲۶ اردیبهشت) برای شناسایی پیکسل های مشابه استفاده شده است.

۴-۲- محاسبه وزن پیکسل های مشابه

وزن W_i در مورد سهم i امین پیکسل مشابه برای پیش بینی تغییر دمای پیکسل مرکزی تصمیم گیری می کند. این وزن توسط موقعیت پیکسل مشابه و شباهت طیفی بین پیکسل توان تفکیک بالا و پیکسل توان تفکیک پایین تعیین می شود. فاصله کمتر به پیکسل مرکزی و شباهت بیشتر طیفی به پیکسل مرکزی یک وزن بالاتر (سهم بیشتر) برای پیکسل مشابه را در پی خواهد داشت. در اینجا شباهت طیفی به وسیله ضریب همبستگی بین هر پیکسل شبیه با پیکسل توان تفکیک پایین متناظر آن تعیین می شود:

$$R_i = \frac{E[(F_i - E(F_i))(C_i - E(C_i))]}{\sqrt{D(F_i)} \cdot \sqrt{D(C_i)}} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} F_i &= \{F(x_i, y_i, t_m, B_1), \dots, F(x_i, y_i, t_m, B_n), \\ &F(x_i, y_i, t_n, B_1), \dots, F(x_i, y_i, t_n, B_n)\} \\ C_i &= \{C(x_i, y_i, t_m, B_1), \dots, C(x_i, y_i, t_m, B_n), \\ &C(x_i, y_i, t_n, B_1), \dots, C(x_i, y_i, t_n, B_n)\} \end{aligned}$$

که R_i ضریب همبستگی طیفی بین پیکسل توان تفکیک بالا و پیکسل توان تفکیک پایین، F_i, C_i بردارهای طیفی شامل بازتابندگی باندهای مشابه طیفی در زمان های t_m و t_n برای i امین پیکسل شبیه توان تفکیک بالا و پیکسل توان تفکیک پایین متناظر با آن، $E(\cdot)$ امید ریاضی و $D(\cdot)$ واریانس می باشند. مقدار R بین ۱- تا ۱ تغییر می کند و R بزرگ تر به شباهت طیفی بالاتر اشاره دارد. استفاده از داده های طیفی در دو زمان مختلف برای محاسبه ضریب همبستگی طیفی با توجه به تغییر مشخصه های طیفی برخی پوشش های زمینی در طی زمان ما را به یک معیار صحیح تر اندازه گیری شباهت بین دو پیکسل توان تفکیک بالا و توان تفکیک پایین هدایت می کند. فاصله هندسی بین i امین پیکسل مشابه با پیکسل مرکزی طبق فرمول (۱۹) محاسبه می شود:

$$d_i = 1 + \sqrt{(x_{w/2} - x_i)^2 + (y_{w/2} - y_i)^2} / (w/2) \quad (19)$$

بعد از محاسبه شباهت طیفی و فاصله هندسی می توان از شاخص مجازی D برای ترکیب این دو استفاده کرد:

$$D_i = (1 - R_i) \times d_i \quad (20)$$

همان طور که در بالا نیز اشاره شد، یک پیکسل مشابه با مقدار D بزرگ تر باید سهم کمتری در محاسبه تغییر دمای پیکسل مرکزی داشته باشد، بنابراین از مقدار معکوس نرمال شده D به عنوان وزن W استفاده می کنیم:

$$W_i = (1/D_i) / \sum_{i=1}^N (1/D_i) \quad (21)$$

که N تعداد کل پیکسل مشابه پیکسل مرکزی در داخل پنجره محلی می باشد. در این تحقیق باندهای ۳۱ و ۳۲ سنجنده مادیس و باندهای ۱۳ و ۱۴ سنجنده استر به عنوان باندهای شبیه برای محاسبه ضریب همبستگی استفاده شده اند.

۴-۳- محاسبه ضریب تبدیل

با توجه به این حقیقت که مشخصه های طیفی پیکسل های طیفی مشابه داخل یک پیکسل توان تفکیک پایین با یکدیگر سازگارترند می توان فرض کرد که این

است که مقدار پیش‌بینی وزن‌دار را بر اساس شدت تغییر در پیکسل توان تفکیک پایین بین زمان مرجع و زمان پیش‌بینی تنظیم کنیم:

$$T_k = \frac{1 / \left| \sum_{j=1}^w \sum_{l=1}^w C(x_j, y_l, t_k, B) - \sum_{j=1}^w \sum_{l=1}^w C(x_j, y_l, t_p, B) \right|}{\sum_{k=m,n} (1 / \left| \sum_{j=1}^w \sum_{l=1}^w C(x_j, y_l, t_k, B) - \sum_{j=1}^w \sum_{l=1}^w C(x_j, y_l, t_p, B) \right|)} \quad (22)$$

در نهایت مقدار پیش‌بینی شده برای پیکسل توان تفکیک بالا در زمان t_p را می‌توان طبق فرمول (۲۳) محاسبه نمود:

$$F(x_{w/2}, y_{w/2}, t_p, B) = T_m \times F_m(x_{w/2}, y_{w/2}, t_p, B) + T_n \times F_n(x_{w/2}, y_{w/2}, t_p, B) \quad (23)$$

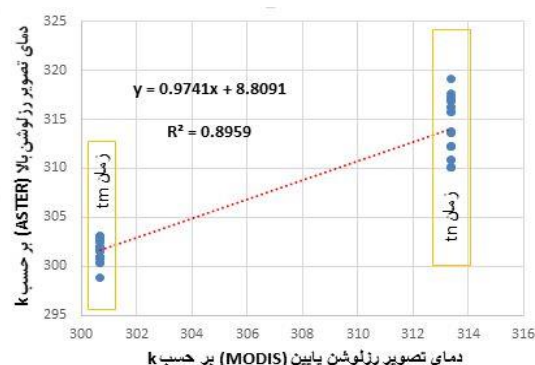
۵- نتایج تحقیق و بحث

هدف این تحقیق پیش‌بینی دمای سطح زمین در تاریخ ۱۰ اردیبهشت ۹۴ برای منطقه مورد بحث در سطح توان تفکیک مکانی محصول دمایی سنجنده استر (۹۰ متر) می‌باشد که به تصویر پیش‌بینی شده تصویر مجازی گویند. پس از اجرای الگوریتم و تولید تصویر مجازی، این تصویر با محصول دمایی واقعی سنجنده استر مقایسه شده است. همان‌طور که در بخش قبل (بخش ۴-۴) نیز اشاره شد، مقدار پیش‌بینی شده را می‌توان با مرجع قرار دادن هر یک از دو تاریخ t_m (۲۵ فروردین ۹۴) یا t_n (۲۶ اردیبهشت ۹۴) و استفاده از ترکیب وزنی این دو به دست آورد. در این تحقیق این سه مورد تولید و با داده اصلی مقایسه شده‌اند. برای مقایسه مقدار پیش‌بینی شده با داده واقعی از پارامترهای آماری میانگین اختلاف‌ها، میانگین قدر مطلق اختلاف‌ها، انحراف معیار اختلاف‌ها، ریشه میانگین مربع خطاها و ضریب همبستگی به ترتیب مطابق معادلات (۲۴)، (۲۵)، (۲۶) و (۲۷) به‌عنوان معیارهای کمی ارزیابی استفاده شده‌اند:

$$MD_{LST} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (LST_{P,i} - LST_{A,i}) \quad (24)$$

$$SD_{LST} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N [(LST_{P,i} - LST_{A,i}) - MD_{LST}]^2} \quad (25)$$

پیکسل‌ها ضریب تبدیل یکسانی دارند؛ بنابراین در اینجا مدل رگرسیون خطی را برای پیکسل‌های مشابه توان تفکیک بالا داخل پیکسل توان تفکیک پایین اجرا می‌کنیم تا ضریب تبدیل را چه برای پیکسل خالص و چه برای پیکسل مختلط محاسبه کنیم. به‌عنوان یک مثال برای رگرسیون خطی شکل ۳، ۲۵ پیکسل شبیه توان تفکیک بالا را در داخل پیکسل توان تفکیک پایین متناظر با آن‌ها در دو زمان t_m و t_n نشان می‌دهد. برای این نقاط در تصویر ۲، مدل رگرسیون خطی با پارامترهای ($R^2 = 0.8959$) ساخته می‌شود و شیب آن‌ها که متناظر با ضریب تبدیل برای تمام پیکسل‌های شبیه داخل این پیکسل توان تفکیک پایین می‌باشد برابر $V = 0.974$ است.



شکل ۳- محاسبه ضریب تبدیل به کمک رگرسیون خطی

۴-۴- محاسبه بازتابندگی پیکسل مرکزی

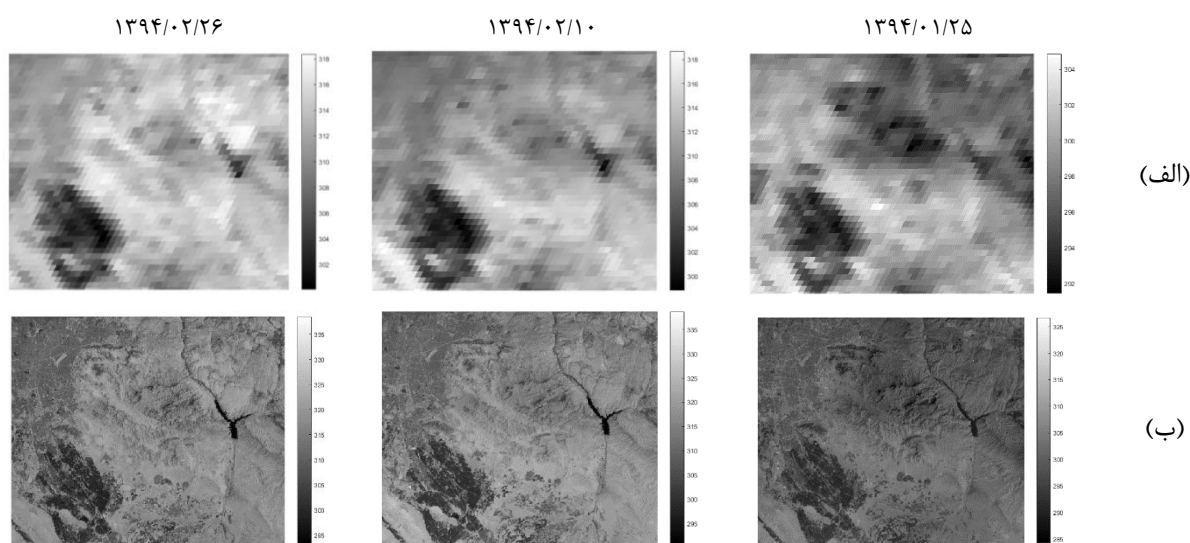
بعد از محاسبه وزن و ضریب تبدیل طبق معادله (۱۶)، مقدار دمای پیکسل توان تفکیک بالا را در زمان پیش‌بینی t_p را می‌توان بر اساس مقدار پیکسل توان تفکیک پایین نمونه‌برداری مجدد شده و پیکسل توان تفکیک بالا در زمان اولیه به دست آورد. طبق معادله (۱۶) مقدار پیکسل پیش‌بینی را می‌توان بر اساس هر یک از زمان‌های t_m و t_n به دست آورد که به ترتیب به آن‌ها $F_n(x_{w/2}, y_{w/2}, t_p, B)$ و $F_m(x_{w/2}, y_{w/2}, t_p, B)$ گوئیم. یک نتیجه دقیق‌تر را می‌توان با ترکیب وزنی این دو مقدار پیش‌بینی شده به دست آورد. هر چه زمان مرجع پیش‌بینی (t_m یا t_n) به زمان پیش‌بینی نزدیک‌تر باشد انتظار می‌رود که ویژگی‌های طیفی پیکسل‌های توان تفکیک بالا به هم نزدیک‌تر باشند و بنابراین به پیکسل با زمان مرجع نزدیک‌تر وزن بالاتری داده می‌شود. حتی بهتر

را نشان می‌دهد. این داده‌ها شامل تصاویر محصول دمایی سطح زمین (LST) سنجنده های مادیس و استر در زمان‌های ۲۵ فروردین، ۱۰ اردیبهشت و ۲۶ اردیبهشت سال ۱۳۹۴ می‌باشند، که طبق آنچه در بخش ۴ گفته شد پیش‌پردازش شده‌اند. چون خروجی نهایی الگوریتم دمایی سطح زمین می‌باشد، در شکل ۴ فقط ورودی‌های LST نمایش داده شده است، تا بتوان در نهایت مقایسه بصری بین ورودی‌ها و خروجی انجام داد.

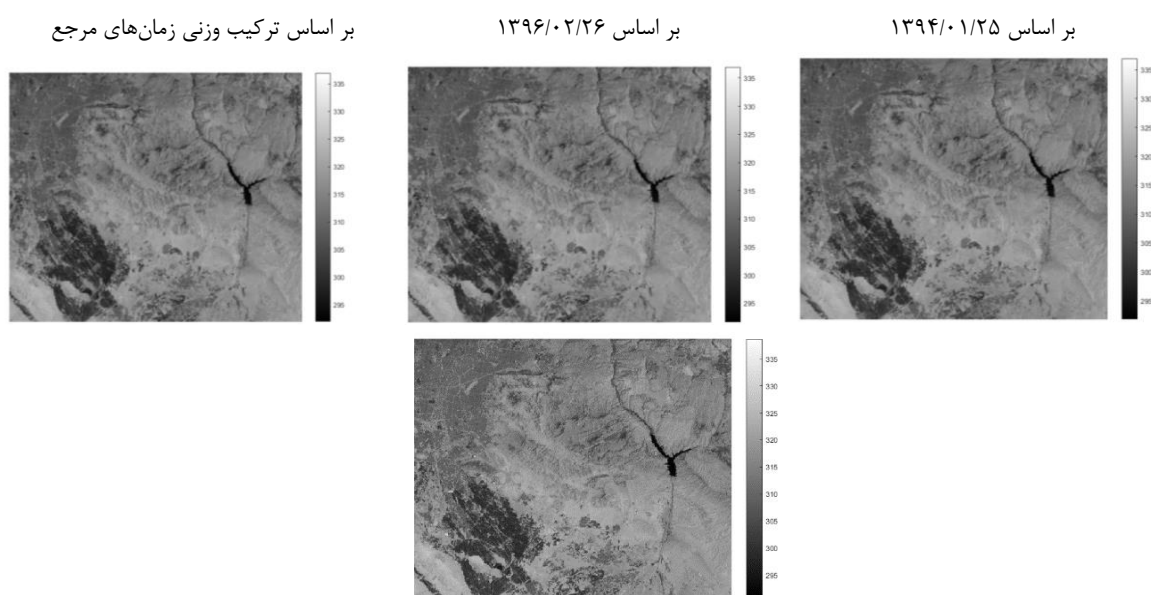
$$RMSE_{LST} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (LST_{P,i} - LST_{A,i})^2} \quad (26)$$

$$cor(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (27)$$

که در آن مقدار پیش‌بینی شده و LST_A مقدار واقعی دما هست. شکل ۴ داده‌های ورودی به این الگوریتم

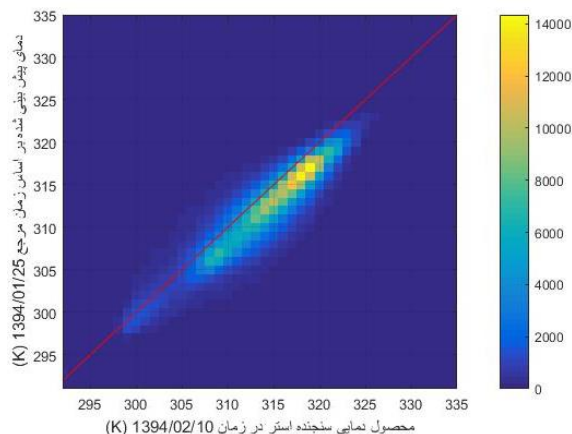


شکل ۴- داده‌های ورودی به الگوریتم ESARFM: (الف): تصاویر دمایی سطح زمین سنجنده مادیس (ردیف بالایی) و (ب): دمایی سطح زمین سنجنده استر (ردیف پایینی)، به ترتیب از راست به چپ در تاریخ‌های ۲۵ فروردین، ۱۰ اردیبهشت و ۲۶ اردیبهشت سال ۱۳۹۴

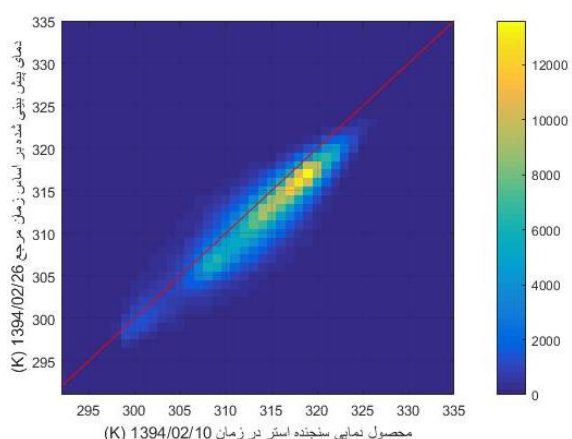


شکل ۵- نتایج الگوریتم ESTARFM؛ تصویر مجازی پیش‌بینی شده دمایی سطح زمین (ردیف بالا) برای ۱۰ اردیبهشت ۱۳۹۴ و به ترتیب بر اساس زمان‌های مرجع ۲۵ فروردین، ۲۶ اردیبهشت و ترکیب وزنی این دو زمان در مقایسه با تصویر واقعی دمایی سطح زمین سنجنده استر (ردیف پایین) در ۱۰ اردیبهشت ۱۳۹۴

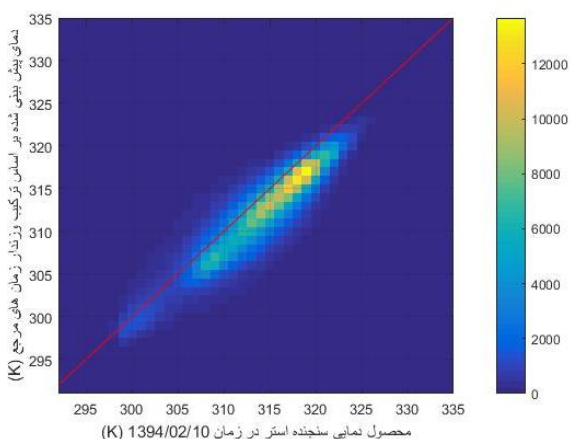
کمترین میانگین و انحراف معیار مربوط به اختلاف داده واقعی با محصول دمایی پیش‌بینی‌شده بر اساس زمان مرجع ۲۵ فروردین می‌باشد؛ که همخوانی آن با نتایج قبلی ذکرشده را نمایش می‌دهد.



(الف)



(ب)



(پ)

شکل ۶- نمودار پراکنش محصولات داده مشاهداتی واقعی در مقابل در مقابل داده پیش‌بینی‌شده بر اساس زمان مرجع (الف) ۱۳۹۴/۰۱/۲۵،

(ب) ۱۳۹۴/۰۲/۲۶، (پ) ترکیب وزن دار دو زمان مرجع

شکل ۵ خروجی‌های الگوریتم ESTARFM را نشان می‌دهد. ردیف بالایی این شکل خروجی نهایی الگوریتم یعنی دمای سطح زمین پیش‌بینی‌شده برای ۱۰ اردیبهشت ۱۳۹۴ و با توان تفکیک مکانی ۹۰ متر (برابر با توان تفکیک مکانی سنجنده استر) می‌باشد. جدول ۲ پارامترهای آماری که به‌عنوان معیارهای کمی برای مقایسه در نظر گرفته شدند را برای مقادیر پیش‌بینی‌شده و داده واقعی نمایش می‌دهد. از مقایسه بصری محصول دمایی واقعی با محصولات دمایی پیش‌بینی‌شده می‌توان به دقت قابل قبول این الگوریتم در حفظ جزئیات مکانی و پیش‌بینی قابل قبول دما با توجه به بازه پیش‌بینی‌شده و بازه واقعی پی برد. همچنین با توجه به نزدیک شدن به تابستان دمای هوا در انتهای اردیبهشت نسبت به اواسط اردیبهشت و اوایل بهار افزایش بیشتری می‌یابد بنابراین می‌توان انتظار داشت که پیش‌بینی انجام‌شده بر اساس زمان مرجع ۲۵ فروردین دقت بالاتری داشته باشد. شکل ۶ نمودار پراکنش^۱ محصولات پیش‌بینی‌شده در مقابل داده مشاهداتی واقعی (محصول دمایی سنجنده استر در ۱۰ اردیبهشت) را نمایش می‌دهد. این نمودارها نشان‌دهنده دقت بالای الگوریتم در پیش‌بینی دمای سطح زمین می‌باشد. همان‌طور که از نمودارهای پراکنش این پیش‌بینی‌ها معلوم می‌باشد این نمودارها نزدیک به خط همانی (۱ به ۱) است و نمودار پراکنش داده پیش‌بینی‌شده بر اساس زمان مرجع ۲۵ فروردین دقت و فراوانی بالاتری دارد (تعداد پیکسل مشابه با توجه بازه نوار رنگی کناری در شکل ۶-الف) بیش‌تر از شکل ۶-ب) و ۶-پ) است؛ که این فراوانی با ضریب همبستگی به‌دست‌آمده در جدول ۲ مطابقت دارد. در این جدول نیز بیش‌ترین همبستگی بین داده پیش‌بینی‌شده و داده مشاهده‌شده مربوط به محصول پیش‌بینی‌شده بر اساس زمان مرجع ۲۵ فروردین می‌باشد. شکل ۷ هیستوگرام اختلاف داده واقعی دمایی (محصول دمایی سنجنده استر در ۱۰ اردیبهشت) با داده‌های پیش‌بینی بر اساس زمان‌های مرجع مختلف را نشان می‌دهد. این هیستوگرام‌ها دارای میانگین نزدیک به صفر و انحراف معیار کم‌تر از ۳ درجه کلون با توزیعی شبیه به توزیع نرمال می‌باشند که نشان‌دهنده برآورد خوب الگوریتم از داده واقعی می‌باشد. در این هیستوگرام‌ها نیز

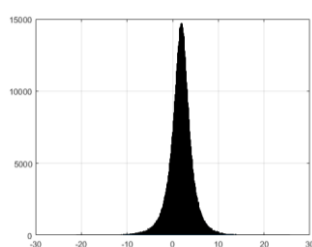
^۱ Scatter plot

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

خروجی الگوریتم پارامتر آماری	بر اساس زمان مرجع ۱۳۹۴/۰۱/۲۵	بر اساس زمان مرجع ۱۳۹۴/۰۲/۲۶	بر اساس ترکیب وزنی هر دو زمان مرجع
میانگین اختلاف‌ها (کلوین)	۱۰۷۷۳	۱۰۷۷۳۳	۱۰۷۷۷۶
میانگین قدر مطلق اختلاف‌ها (کلوین)	۲۰۴۶۳	۲۰۵۳۸	۲۰۵۲۰
انحراف معیار اختلاف‌ها (کلوین)	۲۰۵۷۵	۲۰۷۰۹	۲۰۶۷۶
همبستگی با تصویر اصلی	۰،۸۸۴	۰،۸۷۲	۰،۸۷۵
ریشه میانگین مربع خطاها (کلوین)	۳،۱۲۷	۳،۲۴۰	۳،۲۱۲

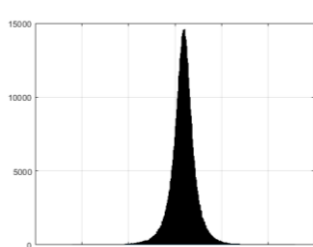
(پ) تفاضلی با تصویر پیش‌بینی‌شده بر اساس

ترکیب وزنی زمان‌های مرجع



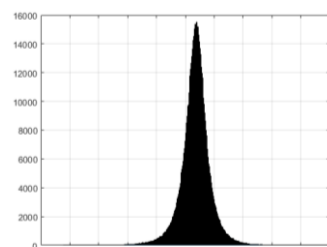
(ب) تفاضلی با تصویر پیش‌بینی‌شده بر

اساس زمان ۱۳۹۴/۰۲/۲۶



(الف) تفاضلی با تصویر پیش‌بینی‌شده بر

اساس زمان ۱۳۹۴/۰۱/۲۵



شکل ۷- هیستوگرام تفاضلی بین داده واقعی و تصویر مجازی پیش‌بینی‌شده توسط الگوریتم ESTARFM؛ هیستوگرام تفاضلی با تصویر مجازی پیش‌بینی‌شده بر اساس زمان مرجع: (الف) ۲۵ فروردین با میانگین ۱۰۷۷ کلوین و انحراف معیار ۲۰۵۷ کلوین، (ب) ۲۶ اردیبهشت با میانگین ۱۰۷۷ کلوین و انحراف معیار ۲۰۷۰ کلوین و (پ) ترکیب وزنی زمان‌های مرجع با میانگین ۱۰۷۷ کلوین و انحراف معیار ۲۰۶۷ کلوین

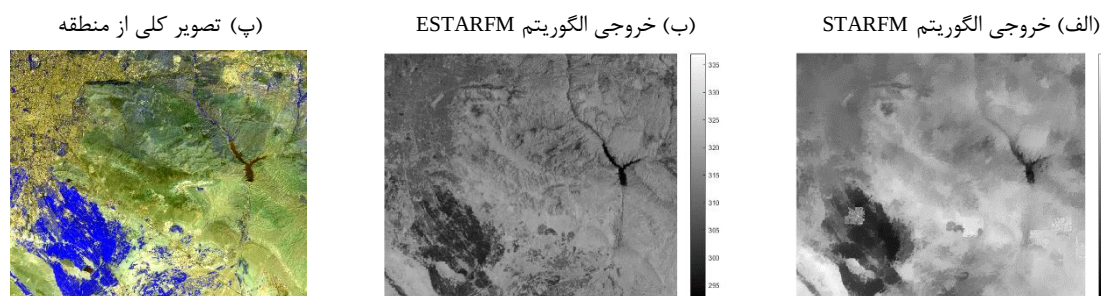
است در تمام پارامترها الگوریتم ESTARFM به صورت بهتری عمل کرده است.

جدول ۳- مقایسه کمی الگوریتم‌های STARFM و ESTARFM

خروجی الگوریتم ESTARFM	خروجی الگوریتم STARFM	نام الگوریتم پارامتر
۱۰۷۷۷۶	۲۰۸۲۵	میانگین اختلاف‌ها (کلوین)
۲۰۵۲۰	۳۰۵۲۹	میانگین قدر مطلق اختلاف‌ها (کلوین)
۲۰۶۷۶	۳۰۰۹۶	انحراف معیار اختلاف‌ها (کلوین)
۰،۸۷۵	۰،۸۳۳	همبستگی با تصویر اصلی
۳،۲۱۲	۴،۱۹۱	ریشه میانگین مربع خطاها (کلوین)

برای مشخص شدن نحوه عملکرد الگوریتم در سطح پیکسل مختلط، که مزیت اصلی الگوریتم ESTARFM نسبت به الگوریتم اولیه STARFM می‌باشد، الگوریتم STARFM نیز بر روی داده دمای سطح منطقه مورد مطالعه اجرا شده است. در هر دو الگوریتم تصویری که بر اساس ترکیب وزنی هر دو زمان مرجع به دست می‌آید به عنوان خروجی نهایی الگوریتم در نظر گرفته شده است. شکل ۸ خروجی‌های الگوریتم STARFM، ESTARFM و تصویر ترکیب رنگی باندهای مرئی سنجنده استر منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد. همچنان که از شکل ۸ نیز مشخص است الگوریتم STARFM تنها کلیات تصویر را حفظ کرده است. در مقابل الگوریتم ESTARFM به دلیل در نظر گرفتن پیکسل‌های مختلط به خوبی توانسته جزئیات مکانی حفظ و دمای سطح زمین را به خوبی پیش‌بینی نماید.

برای مقایسه بهتر عملکرد دو الگوریتم مذکور، پارامترهای آماری خروجی نهایی هر کدام در جدول ۳ آورده شده است. همان‌طور که از این جدول نیز معلوم



شکل ۸- نحوه عملکرد الگوریتم STARFM در مقابل الگوریتم STARFM؛ (الف) خروجی الگوریتم STARFM، (ب) خروجی الگوریتم ESTARFM و (پ) تصویر ترکیب رنگی باندهای مرئی سنجنده استر از منطقه مورد مطالعه

۵- نتیجه گیری

توان تفکیک مکانی ۹۰ متری محصول دمایی سطح زمین سنجنده استر موجب کاربرد فراوان این سنجنده در پروژه‌های مختلف همچون پایش تغییرات جهانی دما در سطح زمین، مطالعه جزایر گرمایی شهری و ... شده است. با این وجود کاربردهای این سنجنده به دلیل دوره بازگشت ۱۶ روزه و مشکلات ناشی از وجود ابر محدود شده است. از طرف دیگر محصول دمایی سطح زمین سنجنده مادیس به صورت روزانه موجود ولی دارای توان تفکیک مکانی پایین (۱ کیلومتر) می‌باشد. الگوریتم ESTARFM با استفاده از اطلاعات مکانی محصول دمایی سنجنده استر و اطلاعات زمانی محصول دمایی سنجنده مادیس به برآورد دمای سطح زمین با توان تفکیک بالای مکانی و زمانی می‌پردازد.

الگوریتم اولیه STARFM محدودیت‌هایی در تخمین دمای اشیائی با اندازه کوچک‌تر از سایز پیکسل تصویر توان تفکیک پایین (مادیس) در شرایطی که در همسایگی آن (داخل پنجره محلی جست‌وجو) پیکسل خالص وجود نداشته باشد دارد؛ زیرا الگوریتم STARFM فرض می‌کند که تغییرات دمای پیکسل‌های توان تفکیک بالای داخل آن است. این فرض برای پیکسل خالص منطقی است ولی زمانی که پیکسل مختلط داشته باشیم این فرض درست نیست. در واقعیت پیدا کردن پیکسلی خالص در توان تفکیک مادیس (1*1 km) مشکل می‌باشد. الگوریتم ESTARFM با به کارگیری ضریب تبدیل (V) تغییرات دمایی یک پیکسل توان تفکیک پایین را به پیکسل‌های توان تفکیک بالای داخل آن تبدیل می‌کند. با این کار

الگوریتم به برآورد بهتری از دما برای اشیای کوچک (کوچک‌تر از توان تفکیک تصویر مادیس) می‌رسد.

الگوریتم ESTARFM برای انتخاب پیکسل‌های مشابه پیکسل مرکزی در پنجره جست‌وجو از تقاطع نتایج حاصل از همبستگی با پیکسل مرکزی در دو زمان مختلف استفاده می‌کند. این کار باعث لحاظ کردن تغییرات زمانی نوع زمین در انتخاب پیکسل‌های مشابه و در نتیجه افزایش دقت الگوریتم می‌شود. از دیگر مزایای این الگوریتم استفاده از ضریب همبستگی بین باندهای مشابه در محاسبه وزن پیکسل‌های مشابه به پیکسل مرکزی پنجره محلی می‌باشد. استفاده از این ضریب در محاسبه وزن به جای استفاده مستقیم مقادیر بازتابندگی باندها، سبب کاهش تأثیر خطاهای رادیومتریکی و اتمسفری بر نتایج حاصل از پیش‌بینی می‌شود.

این الگوریتم محدودیت‌هایی نیز دارد. سنسورهایی با باندهای طیفی مختلف ممکن است یک رابطه غیرخطی داشته باشند. در این تحقیق مادیس و استر یک توافق خطی خوب را نشان دادند. همچنین فرض اینکه نرخ تغییرات خطی دما ثابت است، احتمالاً برای دوره زمانی بلندمدت نادرست باشد؛ بنابراین بهتر است از تصاویر نزدیک به تاریخ مورد پیش‌بینی برای برآورد دما استفاده کنیم. همچنین در این الگوریتم دو پارامتر عرض پنجره جست‌وجو و تعداد کلاس‌های منطقه را باید از ابتدا تنظیم کنیم که تنظیم اشتباه می‌تواند باعث بروز خطاهای بزرگی بشود. می‌توان به کمک الگوریتم‌های بهینه‌سازی همچون ژنتیک این پارامترها را به دست آورد. از دیگر محدودیت‌های این الگوریتم استفاده از دو جفت تصویر برای پیش‌بینی دما در یک زمان خاص می‌باشد. این موضوع برای مناطق ابری که تهیه دو تصویر بدون ابر مشکل می‌باشد مسئله‌ساز است.

به کارگیری این الگوریتم برای ادغام داده های دمایی قسمتی از شهر تهران ما را RMSE کمتر از ۳/۵ درجه کلون (مطابق جدول ۲) رساند؛ که این دقت با توجه به توان تفکیک تصویر خروجی نهایی که برابر با توان تفکیک محصول دمای سطح زمین استر (۹۰ متر) می باشد، دقت قابل ملاحظه ای است. با توجه به دقت های متفاوت نتیجه گرفته شده بر اساس زمان مرجع پیش بینی، می توان از تأثیر داده های اولیه و فصل پیش بینی بر دقت نهایی این الگوریتم پی برد. هر چه زمان مرجع الگوریتم با زمان

پیش بینی سازگارتر و نزدیک تر باشد الگوریتم نتیجه بهتری را به دنبال خواهد داشت. نهایتاً، این الگوریتم ظرفیت تولید محصولات سنجش از دوری با توان تفکیک بالای مکانی و پوشش بالای زمانی را با استفاده از داده های چند منبعی بهبود می بخشد. چنین ظرفیتی کمک بزرگی برای پایش تغییرات فصلی و پویای زیست محیطی مربوط به فعالیت های انسانی می باشد.

مراجع

- [1] T. Carlson, "An overview of the "triangle method" for estimating surface evapotranspiration and soil moisture from satellite imagery," *Sensors*, vol. 7, pp. 1612-1629, 2007.
- [2] G. Guo, Z. Wu, R. Xiao, Y. Chen, X. Liu, and X. Zhang, "Impacts of urban biophysical composition on land surface temperature in urban heat island clusters," *Landscape and Urban Planning*, vol. 135, pp. 1-10, 2015.
- [3] S. N. A. Buyadi, W. M. N. W. Mohd, and A. Misni, "Impact of land use changes on the surface temperature distribution of area surrounding the National Botanic Garden, Shah Alam," *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, vol. 101, pp. 516-525, 2013.
- [4] 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.
- [5] H. Reutter, F.-S. Olesen, and H. Fischer, "Distribution of the brightness temperature of land surfaces determined from AVHRR data," *REMOTE SENSING*, vol. 15, pp. 95-104, 1994.
- [6] V. Shettigara, "A generalized component substitution technique for spatial enhancement of multispectral images using a higher resolution data set," *Photogrammetric Engineering and remote sensing*, vol. 58, pp. 561-567, 1992.
- [7] W. CARPER, T. LILLESAND, and R. KIEFER, "The use of intensity-hue-saturation transformations for merging SPOT panchromatic and multispectral image data," *Photogrammetric Engineering and remote sensing*, vol. 56, pp. 459-467, 1990.
- [8] J. Nunez, X. Otazu, O. Fors, A. Prades, V. Pala, and R. Arbiol, "Multiresolution-based image fusion with additive wavelet decomposition," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing*, vol. 37, pp. 1204-1211, 1999.
- [9] D. A. Yocky, "Multiresolution Wavelet Decomposition I me Merger of Landsat Thematic Mapper and SPOT Panchromatic Data," *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, vol. 62, pp. 1067-1074, 1996.
- [10] 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.
- [11] R. Zurita-Milla, G. Kaiser, J. Clevers, W. Schneider, and M. Schaepman, "Downscaling time series of MERIS full resolution data to monitor vegetation seasonal dynamics," *Remote Sensing of Environment*, vol. 113, pp. 1874-1885, 2009.
- [12] D. P. Roy, J. Ju, P. Lewis, C. Schaaf, F. Gao, M. Hansen, et al., "Multi-temporal MODIS-Landsat data fusion for relative radiometric normalization, gap filling, and prediction of Landsat data," *Remote Sensing of Environment*, vol. 112, pp. 3112-3130, 2008.
- [13] 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.
- [14] X. Zhu, J. Chen, F. Gao, X. Chen, and J. G. Masek, "An enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model for complex heterogeneous regions," *Remote Sensing of Environment*, vol. 114, pp. 2610-2623, 2010.

- [15] 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.
- [16] J. B. Adams, M. O. Smith, and P. E. Johnson, "Spectral mixture modeling: A new analysis of rock and soil types at the Viking Lander 1 site," Journal of Geophysical Research: Solid Earth, vol. 91, pp. 8098-8112, 1986.