



نسخه از دور

GIS ایران



سنجش از دور و GIS ایران سال دوازدهم، شماره چهارم، زمستان ۱۳۹۹
Iranian Remote Sensing & GIS Vol.12, No. 4, Winter 2021

۹۳-۱۱۴

مقاله پژوهشی

معرفی روشی جدید به منظور تلفیق مکانی- زمانی محصولات دمای سطح زمین

سنجنده‌های ASTER و مادیس بر مبنای تبدیل موجک دوبعدی ایستا

علیرضا بذرگر بجنستانی^{۱*} و مرتضی طیبی^۲

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد نقشه‌برداری، سنجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و

اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران

۲. دانشجوی کارشناسی ارشد نقشه‌برداری، سیستم‌های اطلاعات مکانی، دانشکده مهندسی

نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۰۶/۱۱

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۸/۰۴/۰۴

چکیده

پایش دمای سطح زمین (LST)، که یکی از پارامترهای مهم زیست‌محیطی محسوب می‌شود، تا کنون با استفاده از سنجنده‌های سنجش از دوری دارای توان تفکیک زمانی بالا، همچون سنجنده مادیس (توان تفکیک زمانی روزانه و توان تفکیک مکانی یک کیلومتر)، به‌طور گسترده‌ای صورت گرفته است. یکی از مهم‌ترین مشکلات این سنجنده‌ها پایین بودن توان تفکیک مکانی آنهاست که کارایی‌شان را، در مواردی همچون شناخت آتش در مناطق جنگلی و مطالعه جزایر گرمایی شهری، محدود کرده است. در مقابل، سنجنده‌هایی با توان تفکیک مکانی بالا، همچون سنجنده ASTER (توان تفکیک مکانی ۹۰ متر و توان تفکیک زمانی شانزده روز در محصول دمای سطح زمین)، توان تفکیک زمانی پایینی دارند که این منجر به ضعف آنها در پایش تغییرات سریع می‌شود. در واقع، به دلیل محدودیت‌های فنی، تا کنون سنجنده‌ای وجود نداشته است که، در دو بعد مکانی و زمانی، توان تفکیک بالا داشته باشد. برای حل این مشکل، روش‌های کم‌هزینه و کارآمد ادغام مکانی- زمانی مطرح شده‌اند. از مهم‌ترین روش‌های مطرح در ادغام مکانی- زمانی، روش‌های ESTARFM و STDFA شمرده می‌شوند. در این تحقیق، به منظور تلفیق داده‌های سنجنده‌های مادیس و ASTER از دمای سطح زمین در بخشی از شهر تهران، روشی جدید (SWT-STDFA) بر مبنای روش STDFA مطرح و موجک دوبعدی ایستا تبدیل شد. نتایج حاصل از تلفیق نیز با نتایج دو روش ESTARFM و STDFA مقایسه شدند. همچنین، در ادامه، با توجه به وجود نقشه طبقه‌بندی تهیه شده بر اساس شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده در الگوریتم‌های STDFA و SWT-STDFA، در مورد تأثیر استفاده از شاخص‌های گیاهی تفاضلی نرمال شده سبز (GNDVI) و شاخص گیاهی تعدیل شده چندطیفی خاک (SAVI) در دقت تصویر مجازی خروجی بحث شده است. نتایج تحقیق نشان‌دهنده دقت بالای روش پیشنهادی با ریشه میانگین مربع خطاهای ۳.۰۳ کلوین، انحراف معیار ۲.۲۱ کلوین، میانگین قدرمطلق خطاهای ۱.۷۲ کلوین و ضریب همبستگی ۰.۹۲ بین تصویر دمای سطح واقعی منطقه و تصویر مجازی پیش‌بینی شده در مقایسه با دو روش دیگر است. افزایش شاخص‌های گیاهی GNDVI و SAVI در طبقه‌بندی دو روش STDFA و SWT-STDFA نیز تأثیری چندانی در دقت تصویر تلفیقی مجازی خروجی نداشته است.

کلیدواژه‌ها: دمای سطح زمین، ادغام محصولات حرارتی، محصول حرارتی سنجنده ASTER، تبدیل موجک دوبعدی ایستا.

* نویسنده مکاتبه‌کننده: تهران، خیابان کارگر شمالی، بالاتر از تقاطع جلال آل‌احمد، دانشکده فنی دانشگاه تهران، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، کدپستی: ۰۹۱۵۳۷۵-۲۷۵، تلفن: ۰۱۴۳۹۹۱۱۵۴

۱- مقدمه

باین حال، دوره تکرار طولانی این سنجنده‌ها (۱۶ روز برای سنجنده LANSAT و ۲۶ روز برای سنجنده SPOT)، مشکلات وجود ابر (Ju & Roy, 2008) و آثار توپوگرافی پیچیده محققان را از پایش سریع و شناسایی تغییرات محروم کرده است (Gao et al., 2006).

اما درعین حال، توان تفکیک مکانی تقریباً پایین این سنجنده‌ها، که از ۲۵۰ متر تا ۱ کیلومتر است، توانایی آنها را برای پایش تغییرات محدود کرده است (Justice et al., 2002). برای حل این مشکل، روش‌های کم‌هزینه ادغام داده‌هایی دارای توان تفکیک مکانی بالا با داده‌هایی دارای توان تفکیک زمانی بالا پیشنهاد شده‌اند (Zhu et al., 2010; Michishita et al., 2012b; Michishita et al., 2015). ادغام تصاویر اغلب به دو گروه ادغام طیفی- مکانی^۲ و ادغام مکانی- زمانی^۳ تقسیم‌بندی می‌شود (Huang et al., 2013). در ادغام طیفی- مکانی، باندهای طیفی سنجنده‌ای با توان تفکیک مکانی پایین تر به نسبت تصویر پانکروماتیک همان سنجنده با یکدیگر تلفیق می‌شوند. بسیاری از مدل‌های ادغام طیفی- مکانی طی سه دهه اخیر توسعه یافته‌اند. باین حال، این مدل‌ها کارایی لازم را در بهبود هم‌زمان توان تفکیک مکانی و زمانی ندارند. ادغام مکانی- زمانی داده‌ها مفهوم جدیدی است که

همراه با افزایش سنجنده‌های سنجش از دوری، میزان اطلاعات جمع‌آوری شده از سطح زمین در مقیاس‌های متفاوت محلی و جهانی و با توان تفکیک‌های گوناگون مکانی و زمانی با استفاده از این سنجنده‌ها رو به افزایش است. باوجوداین، با در نظر گرفتن توان تفکیک مکانی و زمانی سنجنده‌های گوناگون، تا کنون سنجنده‌ای وجود نداشته است که در دو بعد مکانی و زمانی، توان تفکیک بالا داشته باشد (Price, 1994; Gao et al., 2006). در جدول ۱، توان تفکیک مکانی و زمانی سنجنده‌های گوناگون مقایسه شده است. برای نمونه، سنجنده‌های چندطیفی SPOT^۱ و LANDSAT TM/ETM+، با توان تفکیک مکانی بین ۶ تا ۳۰ متر، برای پایش جنگل‌ها و اکوسیستم‌ها (Brockhaus & Khorram, 1992; Cohen & Goward, 2004; Healey et al., 2005; Masek & Collatz, 2006; Masek et al., 2008)، طبقه‌بندی پوشش‌های زمینی (Gong et al., 2013; Zhu & Liu, 2014) و تغییر کاربری اراضی (Michishita et al., 2012a; Woodcock & Ozdogan, 2012) مفید بوده‌اند. چون دو منبع با نام نویسنده و سال کاملاً یکسان درج شده، به آنها a و b افزوده شده در منابع انتهایی. اینجها و جاهای دیگر داخل متن باید مشخص شود کدام یک است.

جدول ۱. توان تفکیک مکانی و زمانی سنجنده‌های گوناگون

نام سنجنده	توان تفکیک مکانی	توان تفکیک زمانی
Landsat8	۳۰ متر-۱۰۰ متر	۱۶ روز
ASTER ^۴	۱۵ متر-۹۰ متر	۱۶ روز
Hyperion	۳۰ متر	۱۶ روز
SPOT5	۱۰-۲۰ متر	۲۶ روز
MERIS ^۵	۱۰۰۰-۳۰۰ متر	۳ روز
MODIS	۱۰۰۰-۲۵۰ متر	روزانه
AVHRR	۱ کیلومتر	روزانه

1. Satellites Pour l'Observation de la Terre
2. Spatiospectral fusion
3. Spatiotemporal fusion
4. Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer
5. MEdium Resolution Imaging Spectrometer

در دهه‌های اخیر، برای حل این مسئله به کار گرفته شده است. چندین مدل تلفیق مکانی-زمانی به تازگی پیشنهاد شده است که براساس مشخصه‌ها و فرایند اجرای مدل، می‌توان آنها را به سه گروه اصلی ۱- تلفیق براساس تبدیل؛ ۲- تبدیل براساس بازسازی^۱؛ ۳- تلفیق براساس مدل‌های یادگیری طبقه‌بندی کرد.

دسته اول، که تلفیق براساس تبدیلات است، شامل تبدیل موجک و تبدیل tasseled cap می‌شود (Kauth & Thomas, 1976; Nunez et al., 1999). آکربی-جونور^۲ و همکاران (۲۰۰۶)، برای افزایش توان تفکیک مکانی سنجنده مادیس^۳ در تلفیق با تصاویر لندست^۴، از سه مرحله تجزیه موجک استفاده کردند. از تبدیل tasseled cap نیز استفاده گسترده‌ای برای شناسایی تغییرات پوشش زمین و توزیع فنولوژی شده است (Healey et al., 2005).

در دسته دوم، که تلفیق براساس مدل‌های بازسازی انجام می‌شود، تصویر مجازی حاصل از تلفیق داده‌ها با جمع وزن دار پیکسل‌های شبیه به هم، از لحاظ طیفی، به دست می‌آید (Gao et al., 2006; Hilker et al., 2009; Zhu et al., 2010). گائو^۵ و همکاران (۲۰۰۶) یک مدل تلفیق سازگار مکانی و زمانی (STARFM)^۶ برای تلفیق داده‌های لندست و مادیس پیشنهاد دادند که در آن تصویر مجازی روزانه شبیه به لندست، با توان تفکیک مکانی سی متر، تولید شد. برای بهبود این مدل، در ادامه، چندین مدل تکمیلی توسعه یافت. هیلکر^۷ و همکاران (۲۰۰۹) مدل دیگری با نام STAARCH^۸، برای شناسایی جزئیات در نقشه تغییرات، پیشنهاد دادند. این الگوریتم، که توسعه یافته الگوریتم STARFM بود، به منظور ادغام داده‌های بازتابندگی سنجنده‌های لندست و مادیس به کار رفت. با وجود این، دقت پیش‌بینی الگوریتم‌های STARFM و STAARCH ارتباط روشنی با ناهمگنی منطقه مورد مطالعه داشت (Weng, 2011). ژو^۹ و همکاران (۲۰۱۰) مدل بهبود یافته روش STARFM را با نام

ESTARFM^{۱۰}، توسعه دادند. در این مدل، برای پیکسل‌های مختلط^{۱۱} و غیرمختلط ضریب تبدیل متفاوتی در نظر گرفته شد (Zhu et al., 2010). هسن^{۱۲} و همکاران (۲۰۰۸)، با هدف پایش تغییرات پوششی جنگل به کمک تصاویر مادیس و لندست در دوره‌های شانزده روزه، از مدلی رگرسیونی برای ادغام داده‌ها استفاده کردند. روی^{۱۳} و همکاران (۲۰۰۸) مدلی نیمه‌فیزیکی مطرح کردند که در آن از داده‌های BRDF برای پرکردن شکاف داده‌های لندست استفاده می‌شد. زوریتا-میللا^{۱۴} و همکاران (۲۰۰۸)، طبق نظریه unmixing مدلی پیشنهاد دادند که در آن داده‌های سنجنده‌های MERIS و لندست تلفیق می‌شود. این مدل به طبقه‌بندی نظارت نشده‌ای، به کمک داده با توان تفکیک مکانی بالا یا نقشه‌ای کاربری با توان تفکیک مکانی بالا، در جایگاه داده اولیه برای پیکسل‌های مختلط، نیاز دارد. در تلاشی دیگر براساس نظریه تلفیق خطی، الگوریتم تلفیق زمانی و مکانی داده‌ها (STDFA)^{۱۵} برای تلفیق تصاویر پیشنهاد شد. در ابتدا این الگوریتم، در اصل، برای تلفیق تصاویر مادیس و لندست ایجاد شده است. در این روش، با استفاده از شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده (NDVI)^{۱۶} برای تصاویر، در دو زمان قبل و بعد از پیش‌بینی، یک نقشه طبقه‌بندی منطقه حاصل می‌شود و به کمک

1. Reconstruction-based
2. Acerbi-Junior
3. MODIS
4. LANDSAT
5. Gao
6. Spatial and temporal adaptive reflection fusion model
7. Hilker
8. Spatial and temporal adaptive algorithm for mapping reflectance change
9. Zhu
10. Enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model
11. Mixed pixel
12. Hansen
13. Roy
14. Zurita-Milla
15. Spatial and Temporal Data Fusion Approach
16. Normalized Difference Vegetation Index

- رزولوشن چندگانه دارد؛
 - الگوریتم‌های اجرای آن بسیار سریع و پایدار است؛
 - ارتباطدهی خوبی دارد؛
 - هم در حوزه زمان و هم در حوزه فرکانس، محلی شده است.

همچنین، ویژگی‌های خاص تبدیل موجک ایستا، که در بخش دوم تشریح شده است و امکان اعمال مدل‌های بازسازی را فراهم می‌کند، علت استفاده از این تبدیل در تحقیق پیش روست.

پژوهش حاضر روشی جدید در ادغام مکانی-زمانی را براساس مدل STDA و به کمک تبدیل موجک دوبعدی ایستا، مطرح می‌کند. بررسی تأثیر افزودن شاخص‌های گیاهی SAVI و GNDVI در دقت الگوریتم پیشنهادی و الگوریتم STDA از دیگر اهداف این تحقیق است. از سویی، بیشتر تحقیقات حوزه ادغام مکانی-زمانی بر تصاویر ماهواره‌های لندست و مادیس متمرکزند؛ درحالی‌که این تحقیق تصاویر ماهواره‌های مادیس و ASTER را ادغام می‌کند. نتایج حاصل از تحقیق دقت بالای روش پیشنهادی در تلفیق مکانی-زمانی تصاویر ماهواره‌های ASTER و مادیس را نشان می‌دهد.

در ادامه این تحقیق در بخش دوم مبنای نظری این پژوهش شامل توضیح تبدیل موجک ایستا و مزایای آن، الگوریتم‌های ESARFM و STDA از مهم‌ترین الگوریتم‌های دسته تلفیق بر اساس مدل‌های بازسازی تشریح شده است. بخش سوم به معرفی روش پیشنهادی می‌پردازد. بخش چهارم به معرفی داده‌های مورد مطالعه و روش اجرا اختصاص یافته است. سپس در بخش پنجم پس از ارائه نتایج به ارزیابی آن‌ها توسط

نظریه تلفیق خطی، برآوردی از بازتابندگی سطح در زمان پیش‌بینی به‌دست می‌آید (Wu et al., 2012). تحقیقات این دسته اغلب در پی بهبود عملکرد روش‌ها با شناسایی و تقسیم پیکسل‌های مختلط‌اند. در این زمینه، روش‌های طبقه‌بندی تصویر به کار رفته‌اند.

در دسته سوم، که تلفیق بر مبنای مدل‌های یادگیری است، سنجش فشرده^۱ و نمایش پراکنده^۲ توجهات بسیاری را طی دهه‌های اخیر، در گرایش‌های گوناگون و به‌ویژه در پردازش تصویر به خود جلب کرده است. یانگ^۳ و همکاران (۲۰۱۰) مدلی جدید را براساس نمایش پراکنده، به منظور تولید تصویر با توان تفکیک مکانی بالا، پیشنهاد دادند. هوانگ و سونگ^۴ (۲۰۱۲) مدلی دیگر را با نام SPSTFM^۵ و بر مبنای نمایش پراکنده، به منظور ادغام تصاویر مادیس و لندست، مطرح کردند. در این مدل، از یک جفت تصویر مادیس و لندست، قبل و بعد از زمان پیش‌بینی، استفاده شد.

به‌رغم پژوهش‌های گسترده‌ای که در زمینه ادغام مکانی-زمانی در سه دسته مورد اشاره انجام شده است، باید در مورد روش‌هایی که از نقاط قوت روش‌های تبدیل مینا و بازسازی (دسته اول و دوم) بهره هم‌زمان می‌برند مطالعات بیشتری انجام شود. روش‌های تبدیل مینا، پس از تجزیه تصویر به سطوح جزئیات متفاوت، در پی ایجاد تصویر بهینه با انتخاب مؤلفه‌های مناسب‌اند؛ درحالی‌که از پردازش و بازسازی مؤلفه‌ها، که منجر به غنی‌تر شدن اطلاعات آنها می‌شود، غافل مانده‌اند. از این‌رو، تحقیق حاضر، به منظور تلفیق مکانی-زمانی تصاویر ماهواره‌ای، ابتدا تصاویر را با به‌کارگیری تبدیل موجک تجزیه می‌کند و تصویر تلفیق‌شده، پس از اعمال یک مدل بازسازی، ایجاد می‌شود.

در میان تبدیل‌هایی که در تجزیه تصاویر کاربرد دارند، تبدیل موجک در تحقیقات تلفیق مکانی-زمانی کارایی مناسبی داشته (Zhu et al., 2018) و در این تحقیق نیز، استفاده شده است. از جمله مزایای تبدیل موجک، می‌توان به این موارد اشاره کرد (Blatter, 2018):

1. Compressive sensing
2. Sparse representation
3. Yang
4. Huang & Song
5. Sparse-representation-based SpatioTemporal reflectance Fusion Model

تبدیل موجک گسسته غیرایستا، در هر مرحله از تجزیه، مؤلفه‌هایی با ابعاد نصف تصویر مرحله قبل ایجاد می‌کند؛ بنابراین، اعمال الگوریتم STDA روی مؤلفه‌های حاصل از این تبدیل امکان‌پذیر نیست و از این رو، در این تحقیق، تبدیل موجک ایستا با توجه به حفظ ابعاد تصویر اصلی در هر مرحله از تجزیه مورد توجه قرار گرفته است.

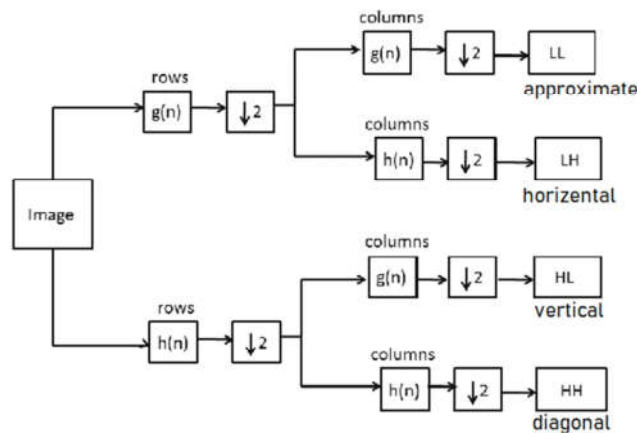
تبدیل موجک ایستا یکی از تبدیل‌های موجک است که مهم‌ترین ویژگی‌اش ناوردابودن زمانی^۳ آن شمرده می‌شود. این روش مشابه تبدیل موجک گسسته است؛ با این تفاوت که عمل زیرنمونه‌گیری از سیگنال، در این روش، انجام نمی‌شود و در عوض، فیلترهای بالا نمونه‌گیری می‌شوند و فیلتر هر مرتبه بالاتر نمونه‌گیری شده فیلتر متناظر مرتبه پایین‌تر است. این تبدیل، به‌طور ذاتی، به افزودگی داده‌ها می‌انجامد؛ چرا که تعداد نقاط در هر مقیاس برابر با تعداد داده‌های سیگنال اصلی است. بدین ترتیب، تجزیه‌ای از مرتبه N به $2N$ افزودگی داده‌ها می‌انجامد (Pesquet et al., 1996). شکل ۲ نمونه‌ای از تجزیه تبدیل موجک ایستا را نمایش می‌دهد.

پارامترهای آماری ریشه میانگین مربع خطاها^۱، میانگین قدر مطلق اختلاف‌ها و ضریب همبستگی پرداخته می‌شود. در انتها، در بخش ششم، نتیجه‌گیری حاصل از این تحقیق بیان خواهد شد.

۲- مبانی نظری

۲-۱- تبدیل موجک ایستا^۲

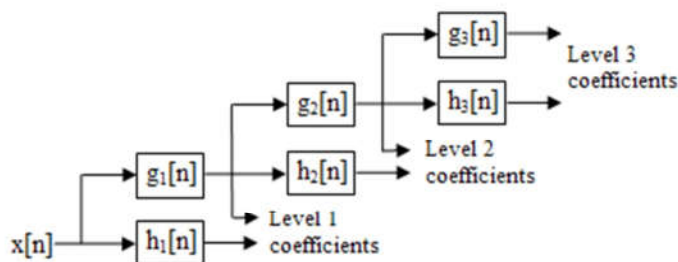
تبدیل موجک برای تجزیه سیگنال به مؤلفه‌های فرکانسی به کار می‌رود. در تبدیل موجک دوبعدی، ابتدا، دو فیلتر بالاگذر و پایین‌گذر روی سطرها اعمال و کاهش نرخ نمونه‌برداری انجام می‌شود. در نتیجه آن، دو سیگنال با فرکانس‌های بالا و پایین پدید می‌آید و دوباره فیلتر بالاگذر و پایین‌گذر روی ستون‌ها اعمال و کاهش نرخ نمونه‌برداری انجام می‌شود. در نهایت نیز، تصویر به چهار بخش فرکانسی تبدیل می‌شود. شکل ۱ تجزیه یک مرحله‌ای تبدیل موجک گسسته را نشان می‌دهد و اینکه، در آخر، تصویر به چهار جزء جزئیات قطری، جزئیات افقی، جزئیات عمودی و تصویر تقریبی تجزیه می‌شود.



شکل ۱. دیاگرام تبدیل موجک گسسته

منبع: Loya & Keskar, 2015

1. Root Mean Square Error (RMSE)
2. Stationary wavelet transform
3. Time-invariant



شکل ۲. دیاگرام تبدیل موجک ایستا تا تجزیه مرحله سوم (g فیلتر بالاگذر و h فیلتر پایین گذر است)

منبع: Abbood et al., 2016

پارامترهای C و F، به ترتیب، بازتابندگی پیکسل توان تفکیک مکانی پایین و بازتابندگی پیکسل توان تفکیک مکانی بالا هستند. t_0 و t_p نیز زمان پایه و زمان پیش‌بینی‌اند. با معرفی اطلاعات اضافی از پیکسل‌های همسایه برای کاهش اثر تغییرات پوشش زمینی، مدل وزن‌دار ESTARFM به صورت زیر می‌شود:

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

رابطه (۳)

k تعداد پیکسل‌های همسایه داخل پنجره همسایگی، W عرض پنجره جست‌وجو، W_{ijk} وزن هر پیکسل همسایه و V_k نسبت تغییر بازتابندگی k‌امین عضو هدف به تغییر بازتابندگی پیکسل مختلط توان تفکیک مکانی پایین است. وزن هر پیکسل از طریق ضریب همبستگی بین هر پیکسل شبیه با پیکسل توان تفکیک مکانی پایین متناظر آن (R) و فاصله هندسی پیکسل تا پیکسل مرکزی (d) به طریق زیر به دست می‌آید:

$$R_i = \frac{E[(F_i - E(F_i))(C_i - E(C_i))]}{\sqrt{D(F_i)} \cdot \sqrt{D(C_i)}} \quad \text{رابطه (۴)}$$

$$d_i = 1 + \sqrt{(x_{w2} - x_i)^2 + (y_{w2} - y_i)^2} / (w/2) \quad \text{رابطه (۵)}$$

$$D_i = (1 - R_i) \times d_i \quad \text{رابطه (۶)}$$

$$W_i = (1/D_i) / \sum_{i=1}^N (1/D_i) \quad \text{رابطه (۷)}$$

برخلاف تبدیل گسسته موجک که اندازه ضرایب تجزیه، پس از هر مرحله تجزیه تصویر، نصف مرحله قبل می‌شود؛ در تبدیل موجک ایستا، اندازه تمامی ضرایب برابر با اندازه تصویر اولیه است. تبدیل موجک ایستا، با ایزوله کردن فرکانس در دو بعد زمان و مکان، امکان استخراج اطلاعات جزئیات تصاویر را فراهم می‌کند (Paul & Ramamoorthy, 2013).

۲-۲- الگوریتم ESTARFM

در این تحقیق، نتایج الگوریتم پیشنهادی با نتایج الگوریتم ESTARFM مقایسه خواهد شد؛ از این‌رو، در این بخش، به مبانی نظری الگوریتم ESTARFM اشاره‌ای کوتاه شده است. در الگوریتم ESTARFM، ارتباط بین تصویر توان تفکیک مکانی پایین و توان تفکیک مکانی بالا به صورت زیر بیان می‌شود:

$$F(x_i, y_i, t_0) = C(x_i, y_i, t_0) + \varepsilon_0 \quad \text{رابطه (۱)}$$

$F(x_i, y_i, t_0)$ بازتابندگی پیکسل توان تفکیک مکانی بالا، $C(x_i, y_i, t_0)$ بازتابندگی پیکسل توان تفکیک مکانی پایین در زمان t_0 و ε_0 اختلاف بین دو مشاهده سنجنده‌هاست. با فرض ثابت بودن نوع پوشش زمینی و خطاهای سیستم طی دوره پیش‌بینی مدل ESTARFM، مقدار بازتابندگی تصویر مجازی توان تفکیک مکانی بالا را در زمان پیش‌بینی، بدین صورت پیش‌بینی می‌کند:

$$F(x_i, y_i, t_p) = C(x_i, y_i, t_p) + F(x_i, y_i, t_0) - C(x_i, y_i, t_0) \quad \text{رابطه (۲)}$$

مختلط است؛ بنابراین، بازتابندگی سطح هر پیکسل توان تفکیک پایین $R(i,t)$ از k تا کلاس گسسته زمینی c ، که با استفاده از سهم هر کلاس $f_c(i,c)$ وزن داده شده است، به دست می آید (Settle & Drake, 1993).

$$R(i,t) = \sum_{c=0}^k f_c(i,c) \times \bar{r}(c,t) + \xi(i,t), \quad \text{رابطه (۱۰)}$$

$$\sum_{c=0}^k f_c(i,c) = 1 \quad ; \quad f_c(i,c) \geq 0$$

$\bar{r}(c,t)$ میانگین بازتابندگی کلاس c و $\xi(i,t)$ ترم خطای اتفاقی است. با داشتن سهم هر کلاس $f_c(i,c)$ ، می توان با یک روش حداقل مربعات معمولی از معادله بالا، که روی کل تصویر با توان تفکیک مکانی پایین اعمال می شود، مقدار میانگین هر کلاس در زمان مورد نظر $\bar{r}(c,t)$ را به دست آورد. مقدار $f_c(i,c)$ را نیز می توان، با استفاده از یک نقشه طبقه بندی، برآورد کرد ولی برای برآورده کردن فرض اساسی مسئله (که در آن تغییرات زمانی ویژگی های پیکسل های هر کلاس در کل آن کلاس ثابت و برابر در نظر گرفته شده)، از یک شیوه جدید طبقه بندی استفاده شده است که تغییرات زمانی داده ها را در تاریخ های متفاوت، در نظر می گیرد. در این روش، ابتدا، شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده (NDVI) برای زمان قبل و بعد از پیش بینی در منطقه مورد نظر محاسبه می شود. در ادامه، با استفاده از طبقه بندی کننده k -Means روی این دو تصویر، شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده و هم زمان (هر کدام یک باند از یک تصویر واحد در نظر گرفته شده است) نقشه طبقه بندی به دست می آید. با توجه به این حقیقت که تصویر شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده چندگانه از دو تصویر در زمان های متفاوت به دست آمده است، در طبقه بندی انجام شده، پیکسل هایی که تغییرات یکسان دارند به یک کلاس تعلق می گیرند و بنابراین، طبقه بندی براساس تغییرات زمانی داده هاست و نشان می دهد پیکسل هایی که در یک کلاس قرار دارند دارای تغییرات زمانی یکسانی اند. پس با این شیوه طبقه بندی، فرض اساسی اولیه الگوریتم نیز برآورده می شود. در

ضریب تبدیل V_k نیز، که به صورت زیر است، از راه رگرسیون خطی بین پیکسل های مشابه توان تفکیک مکانی بالا داخل پیکسل توان تفکیک مکانی پایین حاصل می شود:

$$\frac{F_{kn} - F_{km}}{C_n - C_m} = V_k \quad \text{رابطه (۸)}$$

روش مطلوب برای محاسبه ضرایب تبدیل V_i استفاده از تحلیل رگرسیون خطی برای هر پیکسل شبیه در پنجره محلی همسایگی است. ضریب تبدیل هر پیکسل شبیه (X_i, Y_i) را می توان از مقدار پیکسل با توان تفکیک مکانی بالا و توان تفکیک مکانی پایین آن، در دو زمان t_m (زمان قبل از پیش بینی) و t_n (زمان پس از پیش بینی)، محاسبه کرد.

۲-۳- الگوریتم STDFA

در الگوریتم STDFA، هدف تولید بازتابندگی سطح واقعی یک پیکسل توان تفکیک مکانی بالا، با در نظر گرفتن تغییرات مکانی و تغییرات غیرخطی زمانی، است. فرض اساسی این مدل ثابت بودن تغییرات زمانی ویژگی های پیکسل های هر کلاس در کل آن کلاس است. با توجه به این فرض، معادله زیر به دست می آید (Wu et al., 2012):

$$\bar{r}(c, t_m) - \bar{r}(c, t_p) = r(k, c, t_m) - r(k, c, t_p) \quad (۹)$$

$\bar{r}(c, t)$ میانگین بازتابندگی کلاس c در زمان t و $r(k, c, t)$ پیکسل دلخواه k متعلق به کلاس c در زمان t است. t_m زمان دلخواه m (قبل یا بعد از پیش بینی) و t_p زمان پیش بینی محسوب می شود. هدف به دست آوردن مقدار بازتابندگی پیکسل K متعلق به کلاس c در زمان t_p است $(r(k, c, t_p))$. برای به دست آوردن میانگین هر کلاس در تصویر با توان تفکیک مکانی پایین، از نظریه شناسایی پیکسل های مختلط الهام گرفته شده است. طبق این نظریه، بازتابندگی هر پیکسل توان تفکیک پایین یک ترکیب خطی از بازتابندگی هر کلاس زمینی سهم در پیکسل

می‌شود ولی در الگوریتم پیشنهادی (SWT-STDFA)^۱ اجزای تجزیه‌شده تصاویر، با استفاده از تبدیل موجک ایستا، به کار می‌رود زیرا تبدیل موجک ایستا، پس از تجزیه تصاویر به سطوح جزئیات متفاوت، در پی ایجاد تصویر بهینه با انتخاب مؤلفه‌های مناسب است. داده‌های ورودی به این الگوریتم نیز، همانند الگوریتم STDFA، تصویری با توان تفکیک مکانی بالا در زمان قبل (t_m) یا بعد (t_n) از زمان پیش‌بینی و دو تصویر با توان تفکیک مکانی پایین، یکی در زمان پیش‌بینی (t_p) و دیگری در زمان دریافت تصویر با توان تفکیک مکانی بالا، است. همان‌طور که در بخش پیشین بیان شد، برای تهیه نقشه طبقه‌بندی، به دو تصویر شاخص گیاهی تفاضلی نرمال‌شده (NDVI)، قبل (t_m) و بعد (t_n) از زمان پیش‌بینی نیز، نیاز است. این الگوریتم شامل سه گام اساسی تشکیل می‌شود:

الف) محاسبه سهم هر کلاس در پیکسل با توان تفکیک مکانی پایین: ابتدا، سهم هر کلاس در پیکسل با توان تفکیک مکانی پایین ($f_c(i,c)$)، همانند الگوریتم STDFA، به کمک نقشه طبقه‌بندی حاصل از دو تصویر NDVI منطقه در زمان‌های قبل و بعد از تاریخ پیش‌بینی، محاسبه می‌شود.

ب) محاسبه میانگین هر کلاس در فضای تبدیل موجک ایستا: نخست، تصاویر دارای توان تفکیک مکانی پایین در دو زمان t_p و t_m ، با استفاده از تبدیل موجک ایستا، تجزیه می‌شوند. در نتیجه این تبدیل، در هر مرحله تجزیه، چهار جزء تصویر شامل جزئیات تقریبی (a)، جزئیات قطری (d)، جزئیات افقی (h) و جزئیات عمودی (v) در فضای فرکانس هم‌اندازه با تصویر اصلی به دست می‌آید. همانند روش STDFA، میانگین کلاس در فضای تبدیل موجک به کمک روش حداقل مربعات و طبق رابطه (۱۱) به دست می‌آید.

نهایت، با توجه به معلوم بودن نقشه طبقه‌بندی سهم هر کلاس در پیکسل‌های تصویر با توان تفکیک مکانی پایین با تناسبی ساده به دست می‌آید؛ بنابراین، میانگین کلاس‌ها $\bar{r}(c, t)$ در رابطه (۱) با استفاده از رابطه (۲) محاسبه می‌شود و مقدار بازتابندگی سطح پیکسل k در زمان t_m متعلق به کلاس c نیز از تصویر با توان تفکیک بالایی موجود مشخص است. پس می‌توان $r(k, c, t_p)$ در زمان پیش‌بینی را طبق رابطه (۹) برآورد کرد.

روش STDFA به بازسازی تصویر، که منجر به غنی شدن اطلاعات آن می‌شود، می‌پردازد. از سوی دیگر، روش‌های تبدیل مبنا سطح جزئیات متفاوتی در اختیار می‌گذارند؛ بنابراین، ترکیب این روش‌ها می‌تواند به نتایج دقیق‌تری منجر شود.

نکته اساسی در تلفیق تصاویر ASTER و مادیس با استفاده از الگوریتم‌های STDFA و ESTARFM، که دچار عدم تطابق تفکیک مکانی‌اند، انتخاب پیکسل سبب مناسب در نمونه‌برداری دوباره است. با توجه به این نکته و نیز امکان پذیر نبودن تقسیم‌بندی پیکسل‌های ماهواره مادیس با توان تفکیک مکانی ۱۰۰۰ متر به پیکسل‌های ۹۰ متری (تفکیک مکانی ماهواره ASTER)، از پیکسل سبب ۱۰ متری در نمونه‌برداری دوباره استفاده شده است. شایان ذکر است که پیکسل با سبب کوچک‌تر، به منظور حفظ اطلاعات موجود در تصاویر ماهواره ASTER، به کار رفته است.

۳- الگوریتم پیشنهادی (SWT-STDFA)

روش پیشنهادی برای ترکیب داده‌های با توان تفکیک مکانی و زمانی متفاوت به منظور پیش‌بینی تصویری مجازی با توان تفکیک مکانی و زمانی بالا به کار می‌رود. این شیوه برپایه روش STDFA است ولی از تبدیل موجک ایستای دوبعدی برای پیش‌بینی جزئیات بیشتر در تصویر استفاده شده است. در الگوریتم اصلی STDFA، از خود تصویر برای پیش‌بینی استفاده

1. Stationary Wavelet Transform Based Spatial Temporal Data Fusion Approach

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

رابطه (۱۴)

که $C(x_i, y_i, t_p)$ بازتابندگی پیکسل توان تفکیک پایین در زمان t_p شمرده می‌شود.

۴- منطقه مورد مطالعه و داده‌های تحقیق

منطقه مورد مطالعه بخشی از شهر تهران است که با یک تصویر ASTER به ابعاد 60×60 کیلومتر پوشش داده می‌شود. این منطقه بین طول جغرافیایی $51^\circ 43' - 51^\circ 43'$ و عرض جغرافیایی $35^\circ 26' - 35^\circ 46'$ شمالی و شرقی قرار دارد. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل محصول دمای سطحی زمین (LST) سنجنده‌های مادیس و ASTER، و باندهای مرئی سنجنده ASTER در سه زمان متفاوت (۲۵ فروردین ۱۳۹۴، ۱۰ اردیبهشت ۱۳۹۴ و ۲۶ اردیبهشت ۱۳۹۴) می‌شود. شکل ۳ داده‌های ورودی در این تحقیق را نمایش می‌دهد. توان تفکیک مکانی محصول دمایی سنجنده مادیس ۱ کیلومتر و سنجنده ASTER برابر با ۹۰ متر است. مشاهدات مادیس و ASTER قبلاً زمین‌مرجع‌سازی و به یک توان تفکیک مکانی یکسان (ده متر) نمونه‌برداری مجدد^۱ شده‌اند و بنابراین، اندازه تصویر و اندازه پیکسل و سیستم مختصات یکسانی دارند. باید اشاره کنیم، با توجه به اینکه سیستم تصویر مختصات داده مادیس از نوع سینوسی^۲ و سیستم تصویر مختصات داده ASTER از نوع سامانه مختصات جهانی مرکاتور معکوس (UTM)^۳ است، سیستم تصویر مختصات داده‌های مادیس نیز به سیستم تصویر UTM تبدیل شده‌اند. جدول ۲ داده‌های استفاده‌شده در این تحقیق را به همراه کاربرد هر یک در الگوریتم پیشنهادی، نمایش می‌دهد.

1. Resample
2. Sinusoidal projection
3. Universal Transverse Mercator coordinate system

$$R_w^a(i, t) = \sum_{c=0}^k f_c(i, c) \times \bar{r}_w^a(c, t) + \xi(i, t)$$

رابطه (۱۱)

مقدار بازتابندگی جزئیات تقریبی تصویر با توان تفکیک مکانی پایین حاصل از تبدیل موجک ایستا و $\bar{r}_w^a(c, t)$ مقدار میانگین بازتابندگی جزئیات تقریبی تصویر در کلاس c در فضای تبدیل موجک ایستا محسوب می‌شود. برای هر یک از اجزا، رابطه (۱۱) را می‌توان بازنویسی و مقدار میانگین بازتابندگی جزئیات قطری (d)، جزئیات افقی (h) و جزئیات عمودی (v) تصویر در کلاس c در فضای تبدیل موجک ایستا را برآورد کرد.

ج) به دست آوردن مقدار پیکسل با توان تفکیک مکانی بالا در زمان پیش‌بینی: در فضای تبدیل موجک ایستا، مقدار بازتابندگی هر جزء تصویر با توان تفکیک مکانی بالا در زمان پیش‌بینی را می‌توان، همانند مدل STDFA و طبق رابطه (۱۲)، برآورد کرد.

$$r_w(k, c, t_p) = r_w(k, c, t_m) + \bar{r}_w(c, t_p) - \bar{r}_w(c, t_m)$$

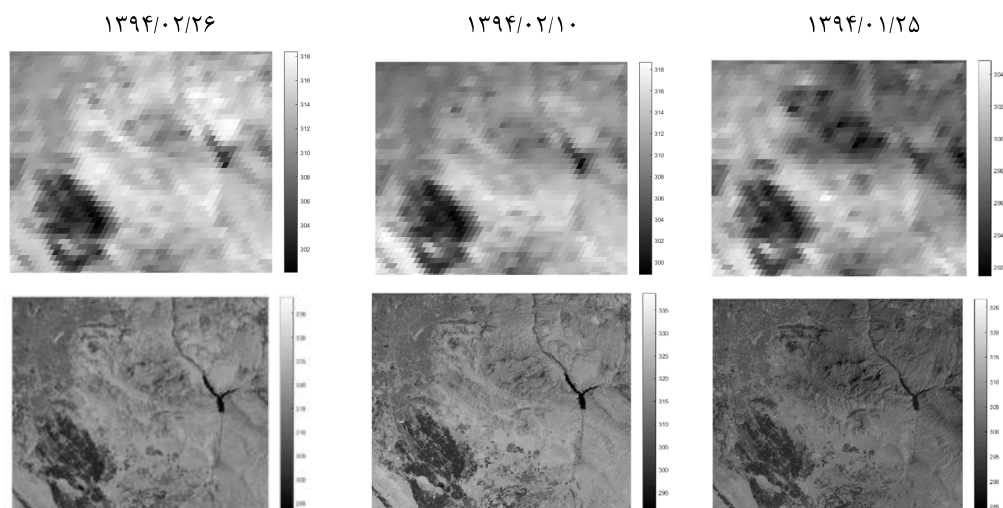
رابطه (۱۲)

طبق رابطه (۱۲)، تمامی اجزای تصویر با توان تفکیک مکانی بالا در زمان پیش‌بینی شامل جزئیات تقریبی (a)، جزئیات قطری (d)، جزئیات افقی (h) و جزئیات عمودی (v) برآورد می‌شود. بعد از این مرحله، با استفاده از تبدیل معکوس موجک دوبعدی ایستا و به کمک جزئیات برآوردشده، می‌توان تصویر با توان تفکیک مکانی بالا در زمان پیش‌بینی را بازسازی کرد.

همان‌طور که طبق رابطه (۱۲) معلوم است، مقدار پیکسل با توان تفکیک مکانی بالا در فضای تبدیل موجک ایستا را می‌توان، با میناقراردادن زمان قبل (t_m) یا بعد (t_m) از پیش‌بینی، برآورد کرد. در صورت استفاده از دو زمان قبل و بعد از پیش‌بینی، می‌توان نتیجه نهایی را از میانگین وزن دار، براساس اختلاف زمان تا تاریخ پیش‌بینی، طبق رابطه زیر به دست آورد (Zhu et al., 2010):

$$r(k, c, t) = T_m \times r_m(k, c, t) + T_n \times r_n(k, c, t)$$

رابطه (۱۳)



شکل ۳. داده‌های ورودی به الگوریتم SWT-STDFA؛ تصاویر دمای سطح زمین سنجنده مادیس (ردیف بالا) و دمای سطح زمین سنجنده ASTER (ردیف پایین)، به ترتیب و از راست به چپ، در تاریخ‌های ۲۵ فروردین، ۱۰ اردیبهشت و ۲۶ اردیبهشت ۱۳۹۴

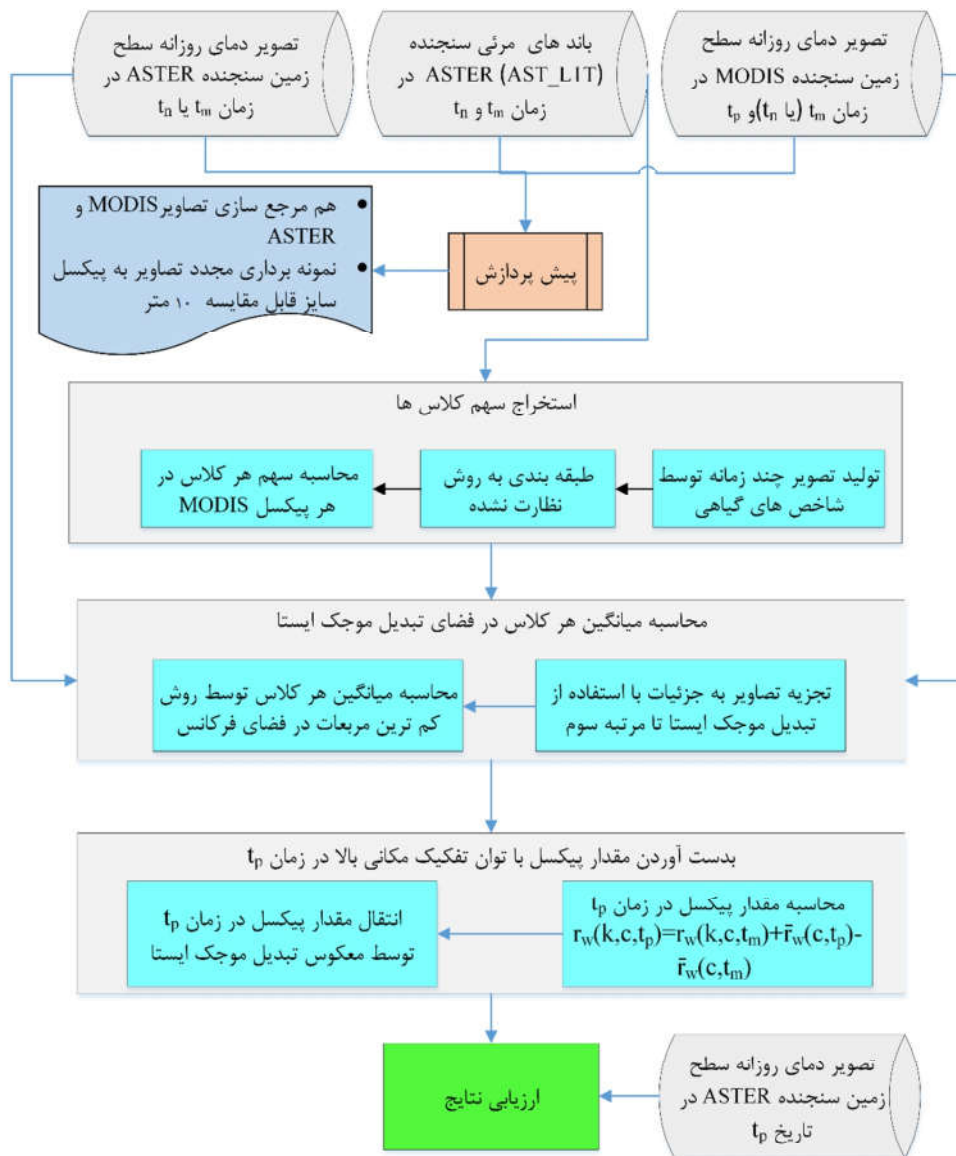
جدول ۲. داده‌های استفاده‌شده در تحقیق، به همراه کاربرد هر یک در الگوریتم

نوع داده ماهواره‌ای	زمان دریافت داده	کاربرد در الگوریتم
باندهای مرئی سنجنده ASTER (AST_LIT)	۱۳۹۴/۰۱/۲۵	استخراج نقشه شاخص گیاهی تفاضلی نرمال‌شده و استفاده برای استخراج نقشه طبقه‌بندی
	۱۳۹۴/۰۲/۲۶	
محصول دمای سطح زمین سنجنده (AST_08) ASTER	۱۳۹۴/۰۱/۲۵	استفاده به منظور پیش‌بینی دما در تاریخ ۱۰ اردیبهشت
	۱۳۹۴/۰۲/۲۶	
	۱۳۹۴/۰۲/۱۰	برای ارزیابی نتایج حاصل از الگوریتم
محصول دمای سطح زمین سنجنده مادیس (MOD11A1)	۱۳۹۴/۰۱/۲۵	برآورد میانگین کلاس‌های دمایی و استفاده
	۱۳۹۴/۰۲/۱۰	
	۱۳۹۴/۰۲/۲۶	به منظور پیش‌بینی دما، در تاریخ ۱۰ اردیبهشت

۵- روش اجرایی

سنجنده ASTER از همان منطقه و مطابق با زمان یکی از تصاویر مادیس است. خروجی این الگوریتم تصویر مجازی دمای سطح زمین، با توان تفکیک مکانی برابر با محصول دمای سطح زمین ASTER (۹۰ متر)، و مطابق با زمان تصویر دوم سنجنده مادیس است. شکل ۴ طرح کلی الگوریتم SWT-STDFA اجراشده روی داده دمای سطح زمین سنجنده‌های مادیس و ASTER را نمایش می‌دهد.

در این تحقیق، از روش ادغام زمانی- مکانی SWT-STDFA برای تلفیق داده‌های سطح زمین سنجنده‌های مادیس و ASTER، که در بخش پیشین ذکر شد، استفاده شده است. چون هر دو سنجنده سکوی یکسانی دارند، استفاده از این دو ممکن است سبب کاهش خطای بین سکو در تلفیق داده‌ها شود. ورودی الگوریتم SWT-STDFA شامل دو تصویر دمای سطح زمین مادیس از منطقه و یک تصویر دمای سطح زمین



شکل ۴. طرح کلی الگوریتم SWT-STDFA

افزایش شاخص‌های گیاهی در خروجی نهایی در الگوریتم SWT-STDFA، از شاخص‌های گیاهی تعدیل‌شده چندطیفی خاک (SAVI) و شاخص گیاهی تفاضلی نرمال‌شده سبز (GNDVI) نیز، در طبقه‌بندی، استفاده شده است. معادله‌های هریک از این شاخص‌های گیاهی، طبق رابطه (۱۵) تا (۱۷)، بدین صورت است (Rouse Junior et al., 1974; Huete, 1988; Gitelson et al., 2003):

همان‌طور که از طرح کلی الگوریتم در شکل ۴ مشخص است، این روش سه بخش اصلی را شامل می‌شود که در بخش الگوریتم پیشنهادی، به آنها اشاره شد. یکی از پارامترهای به‌کاررفته در گام نخست، برای طبقه‌بندی، شاخص گیاهی تفاضلی نرمال‌شده است. در الگوریتم STDFA، برای طبقه‌بندی، از شاخص گیاهی تفاضلی نرمال‌شده (NDVI) برای طبقه‌بندی استفاده شده است. در این تحقیق، به‌منظور بررسی تأثیر

خروجی نهایی الگوریتم در نظر گرفته شده است. تاریخ دوم (۲۵ فروردین) به گونه‌ای انتخاب شده است که تصویر ASTER دمای سطح زمین در دسترس باشد تا بتوان نتیجه خروجی الگوریتم را با این تصویر، ارزیابی کرد. در واقع، این تاریخ ۱۶ روز پس از تاریخ اول (t_0) (برابر با توان تفکیک زمانی سنجنده ASTER) و ۱۶ روز پیش از تاریخ سوم (t_m) است. در نهایت، خروجی الگوریتم با تصویر دمای سطح زمین سنجنده ASTER در ۲۵ فروردین ارزیابی می‌شود که در بخش بعدی، به تفصیل بیان شده است.

۶- ارزیابی نتایج

همان گونه که در مقدمه نیز بحث شد، هدف این تحقیق مقایسه نتایج ادغام مکانی- زمانی داده‌های دمای سطح زمین به روش‌های ESTARFM، STDFA و SWT-STDFA با یکدیگر است. در ادامه نیز، تأثیر افزودن شاخص‌های گیاهی SAVI و GNDVI در روش‌های STDFA و SWT-STDFA بررسی خواهد شد.

۶-۱- مقایسه روش‌های ESTARFM، STDFA و SWT-STDFA

شکل ۵ نتایج خروجی هریک از الگوریتم‌های مورد بحث را در مقایسه با داده واقعی دمای سطح زمین منطقه مورد مطالعه، نشان می‌دهد. چنانکه از این شکل برمی‌آید، نتایج خروجی از این سه الگوریتم تفاوت بصری چندانی با هم ندارند.

برای بهتر مشخص شدن خروجی‌های هر الگوریتم، در شکل ۶، تصویر تفاضلی خروجی سه الگوریتم ESTARFM، STDFA و SWT-STDFA با تصویر واقعی منطقه نشان داده می‌شود. به نظر می‌رسد الگوریتم SWT-STDFA، با توجه به نزدیک بودن بیشتر تصویر تفاضلی به صفر (رنگ آبی)، نتیجه بهتری گرفته است.

$$\text{رابطه (۱۵)} \quad NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$$

$$\text{رابطه (۱۶)} \quad SAVI = \frac{NIR - NIR}{NIR + NIR + L} (1 + L), L = 0.5$$

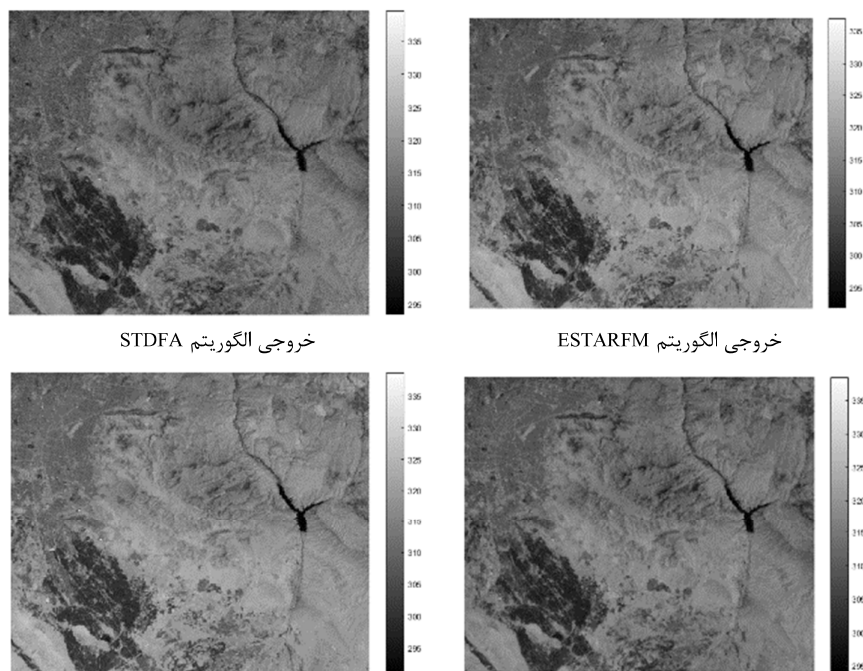
$$\text{رابطه (۱۷)} \quad GNDVI = \frac{RED - GREEN}{RED + GREEN}$$

با اضافه کردن این دو شاخص، از سه باند مرئی سنجنده ASTER در طبقه‌بندی استفاده می‌شود؛ بنابراین، برای هر شاخص گیاهی دو تصویر برای منطقه، مربوط به قبل و بعد از زمان پیش‌بینی، به دست می‌آید. هنگام لحاظ کردن سه شاخص گیاهی، شش تصویر حاصل برای برآورده کردن شرط اساسی الگوریتم STDFA باندهای تصویر در نظر گرفته و طبقه‌بندی با استفاده از الگوریتم نظارت‌نشده k-Means انجام می‌شود.

پس از تهیه نقشه طبقه‌بندی و استخراج سهم هر کلاس، تصاویر دمای سطح زمین سنجنده‌های ASTER و مادیس از طریق تبدیل موجک ایستا به فضای فرکانس منتقل می‌شوند. در این تحقیق، تا سه مرحله تجزیه موجک ایستا و با استفاده از موجک مادر هار^۱ انجام شده است. با توجه به معلوم بودن سهم هر کلاس در پیکسل تصویر مادیس و این ویژگی تبدیل موجک ایستا، که تمامی محصولات حاصل از تجزیه آن اندازه‌ای برابر با تصویر ورودی دارند، طبق رابطه (۱۲) می‌توان محصولات تجزیه تصویر ASTER در زمان پیش‌بینی (۲۵ فروردین ۹۴) را برآورد کرد و سپس، از طریق اعمال معکوس تابع تبدیل موجک ایستا، به تصویر نهایی دمای سطح زمین ASTER در زمان پیش‌بینی رسید. در تحقیق حاضر، یک سری با مبنای قرارداد داده‌های قبل از زمان پیش‌بینی (۲۵ فروردین) و سری دوم با مبنای قرارداد داده‌های پس از زمان پیش‌بینی (۲۶ اردیبهشت) به حاصل شدن دو تصویر خروجی دمای سطح انجامیده و در نهایت، طبق رابطه (۱۳)، ترکیب وزنی- زمانی این دو به‌منزله

1. Haar wavelet

معرفی روشی جدید به منظور تلفیق مکانی-زمانی محصولات دمای سطح زمین ...



خروجی الگوریتم STDFA

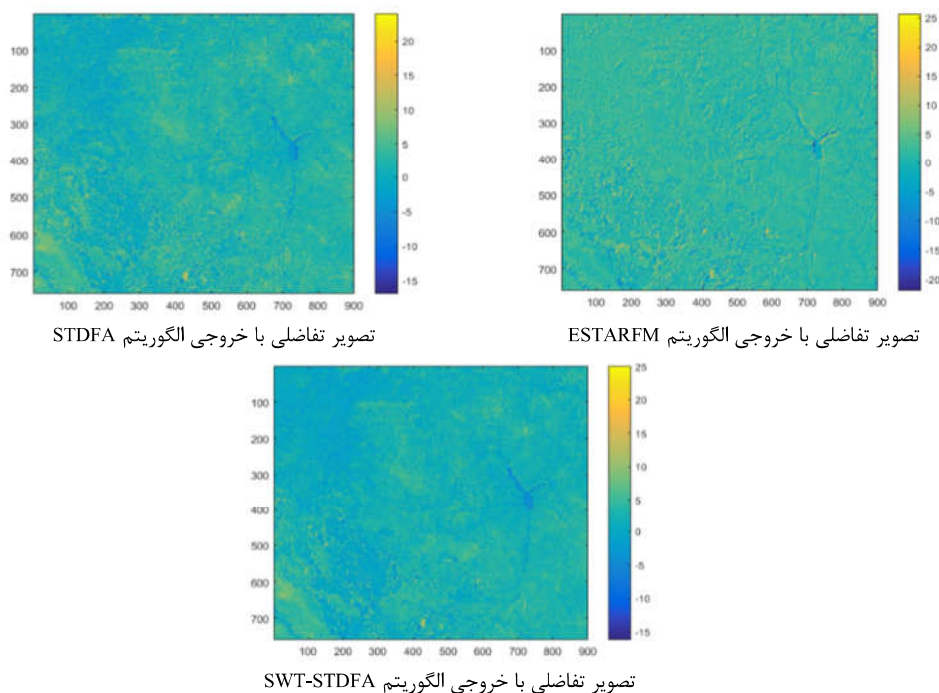
خروجی الگوریتم ESTARFM

تصویر واقعی دمای سطح منطقه

خروجی الگوریتم SWT-STDFA

شکل ۵. تصویر خروجی از سه الگوریتم ESTARFM، STDFA و SWT-STDFA

به همراه تصویر واقعی دمای سطح زمین منطقه مورد مطالعه



تصویر تفاضلی با خروجی الگوریتم STDFA

تصویر تفاضلی با خروجی الگوریتم ESTARFM

تصویر تفاضلی با خروجی الگوریتم SWT-STDFA

شکل ۶. تصویر تفاضلی خروجی سه الگوریتم ESTARFM، STDFA و SWT-STDFA با تصویر واقعی منطقه

سبب بهبود عملکرد الگوریتم STDAFA شده؛ به گونه‌ای که مقدار ریشه میانگین مربع خطاها از ۳.۳۸ به ۳.۰۳، انحراف معیار از ۲.۵۹ به ۲.۲۱، میانگین قدرمطلق خطاها از ۲.۷۴ به ۱.۷۲ کاهش و مقدار ضریب همبستگی تصویر پیش‌بینی شده با تصویر اصلی از ۰.۸۸ به ۰.۹۲ افزایش یافته است.

برای مقایسه بهتر پارامترهای آماری این سه روش، نمودار میله‌ای آنها در نمودار شکل ۷ رسم شده است که این نمودار نیز عملکرد بهتر الگوریتم پیشنهادی STDFA-SWT را به نسبت دو الگوریتم دیگر، نشان می‌دهد. برای مشخص شدن پراکندگی اختلاف خروجی‌های سه روش با داده واقعی حول میانگین اختلافها، در شکل ۸، هیستوگرام اختلافات نشان داده شده است. همان‌طور که در این شکل مشخص است، خروجی‌های الگوریتم توزیعی شبیه به توزیع نرمال دارد و روش STDFA-SWT، با کمترین انحراف معیار، دارای کشیده‌ترین منحنی است.

همچنین، با توجه به این هیستوگرام و پارامترهای آماری جدول ۳، می‌توان به عملکرد ضعیف‌تر الگوریتم STDAFA در برابر دو الگوریتم ESTARFM و SWT-STDFA پی برد. یکی دیگر از نمودارهایی که در بحث پیش‌بینی مطرح است نمودار پراکنش داده‌هاست که میزان نزدیکی داده پیش‌بینی شده را به داده واقعی نشان می‌دهد. به همین منظور، نمودار پراکنش خروجی سه الگوریتم ESTARFM، STDFA و SWT-STDFA،

برای ارزیابی کمی نتایج پارامترهای آماری میانگین اختلافها، میانگین قدرمطلق اختلافها، انحراف معیار اختلافها، ریشه میانگین مربع خطاها و ضریب همبستگی، به ترتیب، مطابق رابطه‌های (۱۸)، (۱۹)، (۲۰) و (۲۱) به صورت معیارهای کمی ارزیابی استفاده شده‌اند.

$$MD_{LST} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (LST_{P,i} - LST_{A,i}) \quad \text{رابطه (۱۸)}$$

$$SD_{LST} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N [(LST_{P,i} - LST_{A,i}) - MD_{LST}]^2} \quad \text{رابطه (۱۹)}$$

$$RMSE_{LST} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (LST_{P,i} - LST_{A,i})^2} \quad \text{رابطه (۲۰)}$$

$$cor(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad \text{رابطه (۲۱)}$$

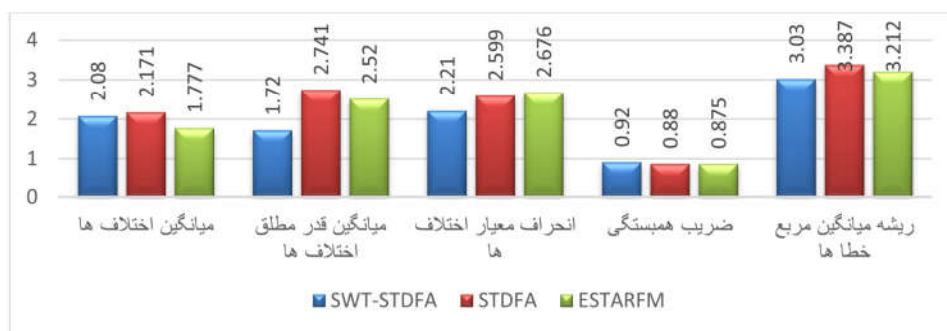
در این روابط، LST_P مقدار دمای سطح پیش‌بینی شده و LST_A مقدار واقعی دماست. جدول ۳ مقدار این پارامترهای آماری را برای سه الگوریتم ESTARFM، STDFA و SWT-STDFA، در مقایسه با تصویر واقعی، نشان می‌دهد. براساس این جدول، الگوریتم SWT-STDFA در بیشتر پارامترهای آماری عملکردی بهتر از دو الگوریتم دیگر داشته است. در واقع، در این جدول، می‌توان دید که به کارگیری تبدیل موجک ایستا در الگوریتم پیشنهادی SWT-STDFA

جدول ۳. پارامترهای آماری سه روش ESTARFM، STDFA و SWT-STDFA در مقایسه با تصویر واقعی منطقه

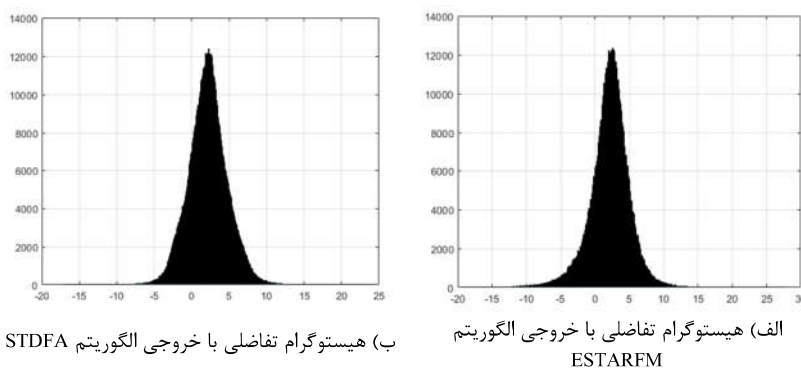
نام الگوریتم	پارامتر	خروجی الگوریتم ESTARFM	خروجی الگوریتم STDFA	خروجی الگوریتم SWT-STDFA
میانگین اختلافها (کلوین)	۱.۷۷۷	۲.۱۷۱	۲.۰۸	
میانگین قدرمطلق اختلافها (کلوین)	۲.۵۲۰	۲.۷۴۱	۱.۷۲	
انحراف معیار اختلافها (کلوین)	۲.۶۷۶	۲.۵۹۹	۲.۲۱	
همبستگی با تصویر اصلی	۰.۸۷۵	۰.۸۸۰	۰.۹۲	
ریشه میانگین مربع خطاها (کلوین)	۳.۲۱۲	۳.۳۸۷	۳.۰۳	

خوشه‌های ایجادشده در این نمودار به قطر اصلی (خط قرمز) نزدیک‌اند که حاکی از دقت بیشتر این الگوریتم است. خوشه‌های ایجادشده در این سه الگوریتم همگی به سمت پایین قطر اصلی (به سمت داده واقعی) متمایل‌اند که بیان می‌کند این الگوریتم‌ها، برای داده‌های این منطقه، دمای سطح زمین را کمتر از دمای واقعی پیش‌بینی کرده‌اند.

در مقایسه با تصویر واقعی، در شکل ۹ نشان داده شده است. در این نمودارها، محور افقی نشان‌دهنده دمای سطح پیش‌بینی‌شده و محور عمودی نشان‌دهنده دمای سطح واقعی منطقه مورد مطالعه است. در این سه نمودار نیز، دقت تصویر پیش‌بینی‌شده براساس مدل SWT-STDFA از دو مدل دیگر بیشتر است.



شکل ۷. مقایسه پارامترهای آماری سه روش ESTARFM، STDFA و SWT-STDFA در مقایسه با یکدیگر

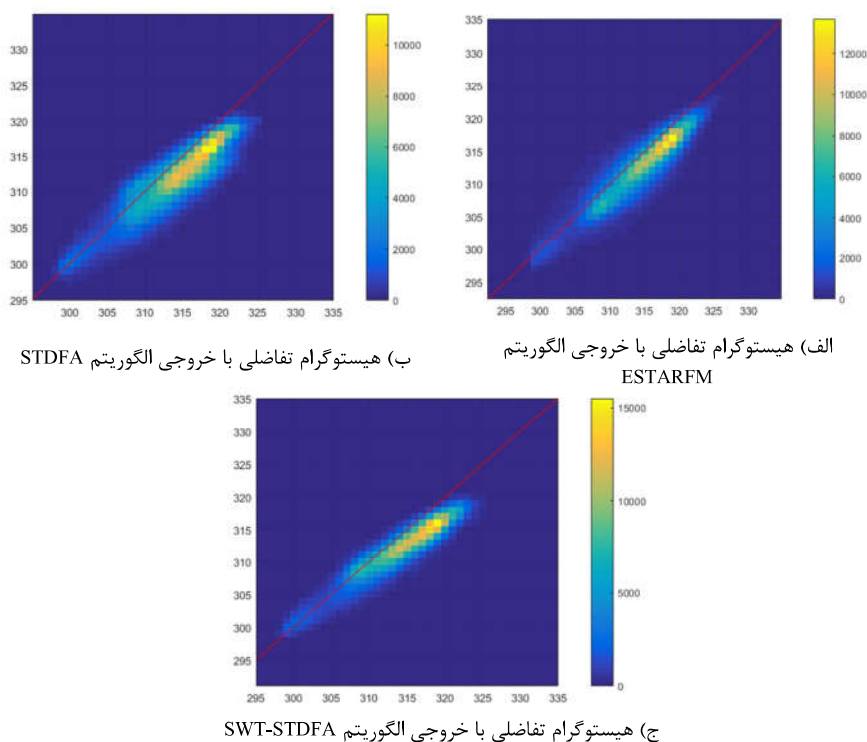


ج) هیستوگرام تفاضلی با خروجی الگوریتم SWT-STDFA

شکل ۸. هیستوگرام تفاضلی با تصویر مجازی پیش‌بینی‌شده براساس خروجی الگوریتم: ESTARFM با میانگین ۱.۷۷۷ کلون و انحراف معیار ۲.۶۷۶ کلون (الف)؛ STDFA با میانگین ۲.۱۷ کلون و انحراف معیار ۲.۵۹ (ب)؛ SWT-STDFA با میانگین ۲.۰۸ کلون و انحراف معیار ۲.۲۱ کلون (ج)

سنجش از دور و GIS ایران

سال دوازدهم = شماره چهارم = زمستان ۱۳۹۹



شکل ۹. نمودار پراکنش داده‌های مشاهداتی واقعی در مقابل داده‌های پیش‌بینی شده با استفاده از الگوریتم‌های: ESTARFM با ضریب همبستگی ۰.۸۷۵ (الف)؛ STDFA با ضریب همبستگی ۰.۸۸ (ب)؛ و SWT-STDFA با ضریب همبستگی ۰.۹۲ (ج). محور افقی نمودارها نشان‌دهنده‌ی دمای داده‌ی واقعی و محور عمودی نشان‌دهنده‌ی دمای تصویر مجازی پیش‌بینی شده است

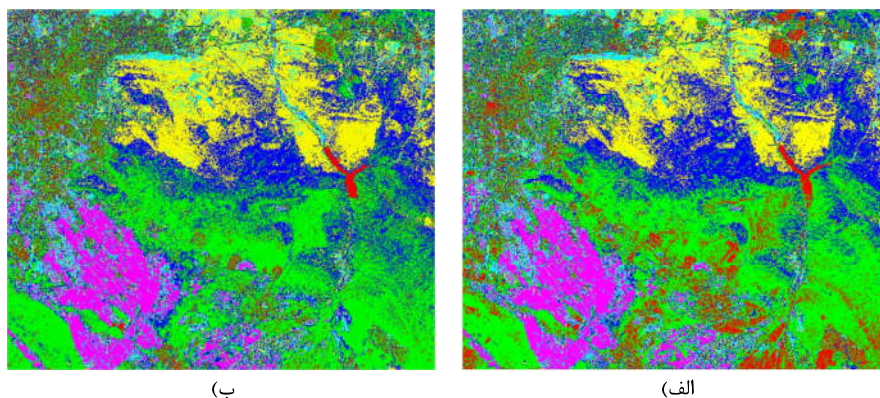
۶-۲- روش‌های STDFA و SWT-STDFA با شاخص‌های گیاهی اضافی

همان‌طور که در بخش‌های ۴ و ۵ مطرح شد، یکی از مراحل اصلی در روش‌های STDFA و SWT-STDFA تهیه‌ی نقشه‌ی طبقه‌بندی منطقه‌ی مورد مطالعه برای استخراج سهم هر کلاس در پیکسل با توان تفکیک مکانی پایین است. این نقشه‌ی طبقه‌بندی به‌منظور برآورده‌کردن شرط اصلی این دو روش، که در آن تغییرات زمانی ویژگی‌های پیکسل‌های هر کلاس در کل آن کلاس ثابت و برابر در نظر گرفته شده است، از نقشه‌ی NDVI منطقه‌ی مورد مطالعه، مربوط به قبل و بعد از زمان پیش‌بینی، به‌دست می‌آید. برای بهره‌بردن از تمامی باندهای مرئی سنجنده‌ی ASTER، در این تحقیق، شاخص‌های گیاهی SAVI و GNDVI اضافه شده و تأثیر این شاخص‌ها در دقت تصویر مجازی

می‌توان گفت الگوریتم ESTARFM، به‌دلیل استفاده از ضریب تبدیل که با استفاده از رگرسیون خطی بین داده‌های دارای توان تفکیک بالا در قبل و بعد از پیش‌بینی به‌دست می‌آورد، عملکردی بهتر از الگوریتم STDFA داشته است؛ هرچند عملکرد این دو الگوریتم بسیار نزدیک به هم است. الگوریتم SWT-STDFA، به‌دلیل استفاده از تبدیل موجک ایستا و با توجه به ویژگی این تبدیل که جزئیات تصویر را به‌خوبی استخراج می‌کند، عملکردی بهتر از دو الگوریتم دیگر داشته است. در واقع، این الگوریتم، با انتقال تصاویر به فضای فرکانس از طریق تبدیل موجک ایستا، اطلاعات مفید و جزئیات را استخراج کرده و سپس، با معکوس تبدیل موجک ایستا، به فضای تصویر اصلی انتقال داده که در نتیجه آن، دقت تصویر مجازی پیش‌بینی شده افزایش یافته است.

مجازی خروجی نداشته است. می توان گفت، به دلیل بالا بودن توان تفکیک مکانی باندهای مرئی سنجنده ASTER (۱۵ متر) و نیز، کارایی بالای شاخص گیاهی NDVI، نقشه طبقه بندی، که صرفاً با شاخص گیاهی NDVI تهیه می شود، نیاز این دو الگوریتم را به خوبی برآورده کرده است. همچنین، با افزودن دو شاخص گیاهی GNDVI و SAVI به این دو الگوریتم، در واقع، از اطلاعات باند سبز سنجنده ASTER کمک گرفته شده است که به دلیل نزدیک بودن محدوده طول موج آن (۰.۵۲-۰.۶ میکرومتر) به محدوده دو باند سرخ (۰.۶۳-۰.۶۹ میکرومتر) و فرورسرخ نزدیک (۰.۸۶-۰.۷۶ میکرومتر) استفاده شده در شاخص گیاهی NDVI، اطلاعات اضافی بیشتری را در طبقه بندی وارد نمی کند و نتایج، در حضور این دو شاخص، بهبود چندانی نمی یابد.

خروجی بررسی شده است. شکل ۱۰ تصویر طبقه بندی منطقه مورد مطالعه را به دو صورت مورد بحث، نشان می دهد. در شکل ۱۰-الف، نقشه طبقه بندی با استفاده از شاخص گیاهی NDVI و در شکل ۱۰-ب، نقشه طبقه بندی با استفاده از شاخص های گیاهی NDVI، SAVI و GNDVI به دست آمده است. در هر دو تصویر شکل ۱۰، از روش طبقه بندی نظارت نشده K-Means با شش کلاس پیش فرض استفاده شده است. جدول ۴ پارامترهای آماری را برای دو مدل STDFA و SWT-STDFA، با دو شیوه طبقه بندی مذکور، نشان می دهد. همان طور که در جدول مشخص است، پارامترهای آماری در هر دو روش، با افزایش شاخص های گیاهی، بهبود بسیار جزئی یافته است. در واقع، می توان گفت افزایش شاخص های گیاهی در طبقه بندی دو روش STDFA و SWT-STDFA تأثیری در دقت تصویر



شکل ۱۰. تصویر طبقه بندی منطقه مورد مطالعه: با استفاده از شاخص گیاهی NDVI (الف)؛ با استفاده از شاخص های گیاهی NDVI، SAVI و GNDVI (ب)

جدول ۴. پارامترهای آماری برای دو مدل STDFA و SWT-STDFA با دو شیوه طبقه بندی

مدل SWT-STDFA		مدل STDFA		مدل
طبقه بندی با استفاده از شاخص های گیاهی NDVI، SAVI و GNDVI	طبقه بندی با استفاده از شاخص گیاهی NDVI	طبقه بندی با استفاده از شاخص های گیاهی و SAVI، NDVI و GNDVI	طبقه بندی با استفاده از شاخص گیاهی NDVI	
۲.۱۰۹	۲.۰۸	۲.۱۷۱	۲.۱۷۱	میانگین اختلافها (کلوین)
۱.۶۵	۱.۷۲	۲.۶۸۹	۲.۷۴۱	میانگین قدرمطلق اختلافها (کلوین)
۲.۱۳	۲.۲۱	۲.۵۴۱	۲.۵۹۹	انحراف معیار اختلافها (کلوین)
۰.۹۲	۰.۹۲	۰.۸۸۱	۰.۸۸۰	همبستگی با تصویر اصلی
۳.۰۰	۳.۰۳	۳.۳۳۱	۳.۳۸۷	ریشه میانگین مربع خطاها (کلوین)

۷- نتیجه‌گیری

در این تحقیق، برای ادغام مکانی- زمانی داده‌های دمای سطح زمین سنجنده ASTER (با توان تفکیک مکانی ۹۰ متر و دوره تکرار شانزده روز) و داده دمای سطح زمین سنجنده مادیس (با توان تفکیک مکانی ۱ کیلومتر و دوره تکرار روزانه)، از دو الگوریتم ESTARFM و STDFA و الگوریتم پیشنهادی STDFA-SWT استفاده شده است. در ادامه نیز، با توجه به وجود نقشه طبقه‌بندی تهیه‌شده براساس شاخص گیاهی در الگوریتم‌های STDFA و STDFA-SWT، تأثیر استفاده از شاخص‌های گیاهی GNDVI و SAVI در دقت تصویر مجازی خروجی بررسی شد. با توجه به نتایج خروجی به‌دست‌آمده در بخش ارزیابی نتایج، می‌توان به عملکرد بهتر الگوریتم پیشنهادی STDFA-SWT، در مقایسه با دو الگوریتم ESTARFM و STDFA، پی برد. همچنین، عملکرد دو الگوریتم ESTARFM و STDFA بسیار نزدیک به هم بوده است و الگوریتم ESTARFM، به‌دلیل استفاده از ضریب تبدیل، که با استفاده از رگرسیون خطی بین داده‌های دارای توان تفکیک بالا در قبل و بعد از پیش‌بینی به‌دست می‌آورد، عملکرد تقریباً بهتری از الگوریتم STDFA داشته است. عملکرد الگوریتم STDFA-SWT، به‌دلیل استفاده از تبدیل موجک ایستا، بهتر از دو الگوریتم دیگر بوده است. منطقه مورد مطالعه ترکیبی از کلاس‌های متفاوت همچون منطقه مسکونی، اراضی کشاورزی، منطقه کوهستانی و سد آبی است؛ بنابراین، جزئیات و لبه‌های زیادی دارد. ویژگی اصلی تبدیل موجک ایستا، در تجزیه تصاویر، نیز استخراج مطلوب جزئیات و لبه‌های تصاویر است. از این رو، با انتقال تصاویر به فضای فرکانس از طریق تبدیل موجک ایستا، اطلاعات مفید و جزئیات استخراج شده و سپس، با معکوس تبدیل موجک ایستا، به فضای تصویر اصلی انتقال یافته که در نتیجه آن، دقت تصویر مجازی پیش‌بینی‌شده افزایش

پیدا کرده است؛ به‌طوری‌که در مقایسه با مدل STDFA، مقدار ریشه میانگین مربع خطاها از ۳.۳۸ به ۳.۰۳، انحراف معیار از ۲.۵۹ به ۲.۲۱، میانگین قدرمطلق خطاها از ۲.۷۴ به ۱.۷۲ کاهش و مقدار ضریب همبستگی تصویر پیش‌بینی‌شده با تصویر اصلی از ۰.۸۸ به ۰.۹۲ افزایش یافته است.

یکی از مراحل اصلی دو روش STDFA و SWT-STDFA استفاده از نقشه طبقه‌بندی است که به‌کمک شاخص گیاهی NDVI به‌دست می‌آید. با افزودن دو شاخص گیاهی GNDVI و SAVI، که از باندهای مرئی سنجنده ASTER قبل و بعد از زمان پیش‌بینی به‌دست می‌آید، نقشه طبقه‌بندی جدیدی تولید شده است. نتایج خروجی در دو الگوریتم، به‌هنگام استفاده از دو شاخص گیاهی GNDVI و SAVI، حاکی از بهبود بسیار جزئی دقت تصویر مجازی تولیدشده است. در واقع، می‌توان گفت افزایش شاخص‌های گیاهی در طبقه‌بندی به دو روش STDFA و SWT-STDFA تأثیری در دقت تصویر مجازی خروجی نداشته است. دلیل آن ممکن است بالابودن توان تفکیک مکانی باندهای مرئی سنجنده ASTER (پانزده متر) و نیز، کارایی بالای شاخص گیاهی NDVI در تهیه نقشه طبقه‌بندی مورد نیاز مسئله باشد که نیاز این دو الگوریتم را به‌خوبی برآورده کرده است. همچنین، با اضافه‌کردن دو شاخص گیاهی GNDVI و SAVI به این دو الگوریتم، در واقع، اطلاعات باند سبز سنجنده ASTER به‌کمک گرفته شده است که به‌دلیل نزدیک‌بودن محدوده طول موج آن (۰.۶-۰.۵۲ میکرومتر) به محدوده دو باند سرخ (۰.۶۹-۰.۶۳ میکرومتر) و فرورسرخ نزدیک (۰.۸۶-۰.۷۶ میکرومتر) به‌کاررفته در شاخص گیاهی NDVI، اطلاعات اضافی بیشتری را در طبقه‌بندی وارد نمی‌کند و نتایج، در حضور این دو شاخص، بهبود چندانی نمی‌یابند.

۸- منابع

- Abbood, O.G., Mahmood, M.A., Elsayed, H.A. & Guirguis, S., 2016, **Hybrid Compression Based Stationary Wavelet Transforms**, International Journal & Magazine of Engineering, Technology, Management and Research, 11(3), PP. 524-527.
- Acerbi-Junior, F.W., Clever, J.G.P.W. & Schaepman, M.E., 2006, **The Assessment of Multi-Sensor Image Fusion Using Wavelet Transforms for Mapping the Brazilian Savanna**, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 8(4), PP. 278-288.
- Blatter, C., 2018, **Wavelets: A Primer**, AK Peters/CRC Press.
- Brockhaus, J. & Khorram, S., 1992, **A Comparison of SPOT and Landsat-TM Data for Use in Conducting Inventories of Forest Resources**, International Journal of Remote Sensing, 13(16), PP. 3035-3043.
- Cohen, W.B. & Goward, S.N., 2004, **Landsat's Role in Ecological Applications of Remote Sensing**, AIBS Bulletin, 54(6), PP. 535-545.
- Gao, F., Masek J., Schwaller, M. & Hall, F. 2006, **On the Blending of the Landsat and MODIS Surface Reflectance: Predicting Daily Landsat Surface Reflectance**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 44(8), PP. 2207-2218.
- Gitelson, A.A., Viña, A., Arkebauer, T.J., Rundquist, D.C., Keydan, G. & Leavitt, B., 2003, **Remote Estimation of Leaf Area Index and Green Leaf Biomass in Maize Canopies**, Geophysical Research Letters, 30(5).
- Gong, P., Wang, J., Yu, L. et al., 2013, **Finer Resolution Observation and Monitoring of Global Land Cover: First Mapping Results with Landsat TM and ETM+ Data**, International Journal of Remote Sensing, 34(7), PP. 2607-2654.
- Hansen, M.C., Roy, D.P., Lindquist, E., Adusei, B., Justice, C.O. & Altstatt, A., 2008, **A Method for Integrating MODIS and Landsat Data for Systematic Monitoring of Forest Cover and Change in the Congo Basin**, Remote Sensing of Environment, 112(5), PP. 2495-2513.
- Healey, S.P., Cohen, W.B., Zhiqiang, Y. & Krankina, O.N., 2005, **Comparison of Tasseled Cap-based Landsat Data Structures for Use in Forest Disturbance Detection**, Remote Sensing of Environment, 97(3), PP. 301-310.
- Hilker, T., Wulder, M.A., Coops, N.C., Linke, J., McDermid, G., Masek, J.G., Gao, F., White, J.C., 2009, **A New Data Fusion Model for High Spatial-and Temporal-Resolution Mapping of Forest Disturbance Based on Landsat and MODIS**, Remote Sensing of Environment, 113(8), PP. 1613-1627.
- Huang, B. & Song, H., 2012, **Spatiotemporal Reflectance Fusion via Sparse Representation**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 50(10), PP. 3707-3716.
- Huang, B., Zhang, H., Song, H., Wang, J. & Song, C., 2013, **Unified Fusion of Remote-Sensing Imagery: Generating Simultaneously High-Resolution Synthetic Spatial-Temporal-Spectral Earth Observations**, Remote Sensing Letters, 4(6), PP. 561-569.

- Huete, A.R., 1988, **A Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI)**, Remote Sensing of Environment, 25(3), PP. 295-309.
- Ju, J. & Roy, D.P., 2008, **The Availability of Cloud-Free Landsat ETM+ Data over the Conterminous United States and Globally**, Remote Sensing of Environment, 112(3), PP. 1196-1211.
- Justice, C.O., Townshend, J.R.G., Vermote, E.F., Masuoka, E., Wolfe, R.E., Saleous, N., Roy, D.P. & Morisette, J.T., 2002, **An Overview of MODIS Land Data Processing and Product Status**, Remote Sensing of Environment, 83(1-2), PP. 3-15.
- Kauth, R.J. & Thomas, G., 1976, **The Tasseled Cap--a Graphic Description of the Spectral-Temporal Development of Agricultural Crops as Seen by Landsat**, LARS Symposia.
- Loya, N. & Keskar, A.G., 2015, **Hybridization of Algorithm for Restoration of Impulse Noise Image**, Procedia Computer Science, 54, PP. 728-737.
- Masek, J.G. & Collatz, G.J., 2006, **Estimating Forest Carbon Fluxes in a Disturbed Southeastern Landscape: Integration of Remote Sensing, Forest Inventory, and Biogeochemical Modeling**, Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, (111)G1.
- Masek, J.G., Huang, C., Wolfe, R., Cohen, W., Hall, F., Kutler, J. & Nelson, P., 2008, **North American forest Disturbance Mapped from a Decadal Landsat Record**, Remote Sensing of Environment, 112(6), PP. 2914-2926.
- Michishita, R., Chen, L., Chen, J., Zhu, X. & Xu, B., 2015, **Spatiotemporal Reflectance Blending in a Wetland Environment**, International Journal of Digital Earth, 8(5), PP. 364-382.
- Michishita, R., Jiang, Zh., Gong, P. & Xu, B., 2012a, **Bi-Scale Analysis of Multitemporal Land Cover Fractions for Wetland Vegetation Mapping**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 72, PP. 1-15.
- Michishita, R., Jiang, Zh. & Xu, B., 2012b, **Monitoring Two Decades of Urbanization in the Poyang Lake Area, China through Spectral Unmixing**, Remote Sensing of Environment, 117, PP. 3-18.
- Nunez, J., Otazu, X., Fors, O., Prades, A., Pala, V. & Arbiol, R., 1999, **Multiresolution-Based Image Fusion with Additive Wavelet Decomposition**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 37(3), PP. 1204-1211.
- Paul, L. & Ramamoorthy, D.P., 2013, **Synthetic Aperture Radar Image Change Detection Using Fuzzy C-Means Clustering Algorithm**, International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, 2(3), PP. 1374-1379.
- Pesquet, J.-C., Karim, H. & Carfantan, H., 1996, **Time-Invariant Orthonormal Wavelet Representations**, IEEE Transactions on Signal Processing, 44(8), PP. 1964-1970.
- Price, J.C., 1994, **How Unique Are Spectral Signatures?**, Remote Sensing of Environment, 49(3), PP. 181-186.
- Rouse, J.W., Haas, R.W., Schell, J.A., Deering, D.W., Harlan, J.C., 1974, **Monitoring the Vernal Advancement and Retrogradation (Green Wave**

- Effect) of Natural Vegetation**, Greenbelt: Nasa.
- Roy, D.P., Ju, J., Lewis, P., Schaaf, C., Gao, F., Hansen, M. & Lindquist, E., 2008, **Multi-Temporal MODIS-Landsat Data Fusion for Relative Radiometric Normalization, Gap Filling, and Prediction of Landsat Data**, Remote Sensing of Environment, 112(6), PP. 3112-3130.
- Settle, J. & Drake, N., 1993, **Linear Mixing and the Estimation of Ground Cover Proportions**, International Journal of Remote Sensing, 14(6), PP. 1159-1177.
- Weng, Q., 2011, **Advances in Environmental Remote Sensing: Sensors, Algorithms, and Applications**, CRC Press.
- Woodcock, C.E. & Ozdogan, M., 2012, **Trends in Land Cover Mapping and Monitoring**, Land Change Science, Springer, PP. 367-377.
- Wu, M., Niu, Zh., Wang, Ch., Wu, Ch. & Wang, L., 2012, **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, 6(1), 063507.
- Yang, J., Wright, J., Huang, T.S. & Ma, Y., 2010, **Image Super-Resolution via Sparse Representation**, IEEE Transactions on Image Processing, 19(11), PP. 2861-2873.
- Zhu, X., Cai, F., Tian, J. & Williams, T.K.A., 2018, **Spatiotemporal Fusion of Multisource Remote Sensing Data: Literature Survey, Taxonomy, Principles, Applications, and Future Directions**, Remote Sensing, 10(4), P. 527.
- Zhu, X., Chen, J., Gao, F., Chen, X. & Masek, J.G., 2010, **An Enhanced Spatial and Temporal Adaptive Reflectance Fusion Model for Complex Heterogeneous Regions**, Remote Sensing of Environment, 114(11), PP. 2610-2623.
- Zhu, X. & Liu, D., 2014, **Accurate Mapping of Forest Types Using Dense Seasonal Landsat Time-Seriesm**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 96, PP. 1-11.
- Zurita-Milla, R., Clevers, J.G.P.W. & Schaepman, M.E., 2008, **Unmixing-Based Landsat TM and MERIS FR Data Fusion**, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 5(3), PP. 453-457.



Presentation of a New Method for the Fusion of Spatial-Temporal Land Surface Temperature Products of ASTER and MODIS Sensors Based on a Two-Dimensional Stationary Wavelet Transform

Bazrgar Bajestani A.*¹ and Tayebi M.²

1. M.Sc. Student of Remote Sensing, Faculty of Surveying and Geospatial Engineering, Tehran University of Technology
2. M.Sc Student of Geospatial Information Systems, Faculty of Surveying and Geospatial Engineering, Tehran University of Technology

Abstract

Land surface temperature (LST) monitoring has been widely used as one of the most important environmental parameters by the high temporal resolution sensors such as the MODIS sensor (daily temporal resolution capability and spatial resolution of one kilometer). One of the main problems of these sensors is their low spatial resolution, which limits the performance of these sensors for applications such as fire detection in forest areas and the study of urban thermal islands. In contrast, high spatial resolution sensors such as the ASTER sensor (90 meter spatial resolution and 16-day temporal resolution at the land surface temperature product), they have low temporal resolution, which results in application such as rapid change monitoring. In fact, due to technical limitations, there is no sensor that has a high resolution in spatial and temporal dimensions. To solve this problem, low-cost and efficient spatial-temporal fusion methods have been developed. The most important methods for fusion spatial-temporal methods are enhanced spatial and temporal adaptive reflectance fusion model (ESTARFM) and Spatial and Temporal Data Fusion Approach (STDFA). This work uses the ESTARFM and STDFA algorithms and a new method (SWT-STDFA) based on the STDFA method and the two-dimensional stationary wavelet transformation to fuse LST data spatially and temporally. The LST products of ASTER and MODIS sensors were fused for a part of Tehran city and finally, a virtual image was obtained with a spatial resolution equal to that of the ASTER sensor and a temporal resolution equal to that of the MODIS sensor. Also, based on the existence of a classification map prepared on the basis of normalized vegetation difference index (NDVI) in STDFA and SWT-STDFA algorithms, the effect of using normalized Green Difference Vegetation Indices (GNDVI) and soil adjusted vegetation Index (SAVI) on the accuracy of the synthetic image of the output is discussed. The results of the research indicate the high accuracy of the proposed method with the root mean square error of 3.03 Kelvin, standard deviation of 2.21 Kelvin, mean absolute difference 1.72 Kelvin and correlation coefficient of 0.92 between the image of the actual land surface temperature and the predicted synthetic image Compared to the other two methods. Also, the increase of vegetation's indices GNDVI and SAVI in the classification of both STDFA and SWT-STDFA methods did not have much effect on the accuracy of the synthetic image of the output.

Keywords: Land surface temperature, ASTER Sensor thermal product, MODIS sensor thermal product, stationary wavelet transform, multi-source data.

* Correspondence Address: Remote Sensing Group, Dep. of Geomatics, College of Engineering, University of Tehran, Postal Code: 1439951154. Tel: +98 915 9153750275.
Email: abazrgar@ut.ac.ir