

مقاله علمی-پژوهشی

بهبود قدرت تفکیک مکانی باندهای حرارتی بر اساس تکنیک‌های ریزمقیاس و اثر آن در برآورد

تبخیر-ترعرق واقعی گیاه مرجع

بهاره بهمن‌آبادی^۱، عباس کاویانی^{۲*}، هادی رمضانی اعتدالی^۳، اصغر عزیزیان قطار^۴

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۴/۲۳ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۵/۲۴

چکیده

به دلیل محدودیت‌های فنی بیشتر ماهواره‌ها نمی‌توانند به طور همزمان، تصاویر با قدرت تفکیک‌های مکانی، زمانی و طیفی بالا جمع‌آوری کنند. در این مقاله امکان استفاده از روش‌های ریزمقیاس سازی STI-FM و روشن TsHARP به منظور دستیابی بهوضوح مکانی بالا برای تصاویر MODIS و Landsat8 موردنرسی قرار گرفت. مقدار RMSE برای تصاویر شارپ شده ۱ کیلومتری به ۳۰ متری کمتر از ۳/۹۳ درجه سانتی‌گراد بود. همچنین در این تحقیق الگوریتم بیلان انرژی سطح (SEBAL) به منظور برآورد توزیع تبخیر و ترعرق واقعی با استفاده از تلفیق تصاویر ماهواره‌های لندست ۷ و MODIS بر اساس روش ریزمقیاس T-Sharp موردنرسی قرار گرفت. نتایج بیانگر این بود که تلفیق تصاویر ماهواره‌ای منجر به بهبود دقیق در برآورد تبخیر-ترعرق واقعی نسبت به تصاویر لندست ۷ شده است. میانگین مربعات خطأ تبخیر-ترعرق واقعی برآورده در طول دوره رشد در مقایسه با داده‌های لایسیمتری برای تصاویر MODIS ۱/۹۱-۱/۲۴ میلی‌متر بر روز و برای تصاویر تلفیقی ۱/۸۱-۰/۸۱ میلی‌متر در روز تعیین گردید. به طور کلی نتایج این تحقیق نشان داد که برآورد تبخیر-ترعرق واقعی با استفاده از الگوریتم SEBAL و بر اساس تلفیق تصاویر با دقت‌های متفاوت زمانی و مکانی می‌تواند نتایج قابل قبولی را ارائه دهد.

واژه‌های کلیدی: تبخیر-ترعرق واقعی، ریزمقیاس، T-sHARP، DisTrade

Zismani et al., 2013). تصاویر باند مادون قرمز حرارتی با وضوح بالا (۱۰۰ متر) کاربرد وسیعی در برنامه‌ریزی‌های ناظارت بر محیط‌زیست شامل شناسایی در حال حاضر چین داده‌هایی به صورت محدود و با توان تفکیک (رزولوشن) مکانی پایین در دسترس هستند. با وجود اینکه داده‌های حرارتی در سلول‌های با ابعاد بزرگ (۱۰۰۰ متر) به طور معمول در دسترس هستند، اما برای شناسایی ویژگی‌های زیستمحیطی بسیاری از مناطق مفید نیستند. دمای سطح زمین متغیری کلیدی در طیف وسیعی از مطالعات است، چراکه با تبادلات بین سطح زمین- اتمسفر و شارهای انرژی در ارتباط است (Mokhtari et al., 2019). بنابراین به منظور ناظارت بر تبخیر-ترعرق، تغییرات اقلیمی (Bian et al., 2020) و همچنین برآورده میزان آتش‌سوزی و دمای آتش، آشیانه‌ها و جریان گدازه‌ها و همچنین بررسی سلامت پوشش گیاهی مورداستفاده قرار می‌گیرد (Gerhards, Schlerf, Mallick, and Udelhoven, 2019) داده‌های LST در مناطق وسیع از طریق اندازه‌گیری زمین غیرعملی است، اما ظهور سنسورهای مادون قرمز حرارتی (TIR) ماهواره‌ای به

از دیدگاه اقلیم‌شناسی، دمای سطح زمین (LST) در ارزیابی فرآیندهای تبادلی سطح زمین و اتمسفر، بیلان انرژی سطح و پارامترهای آن و همچنین بررسی تغییرات درجه حرارت سطح زمین در مقیاس جهانی و یا منطقه‌ای بسیار مهم است (Gevaert and García-Haro, 2015). LST عمدها در برآورد بیلان انرژی و سطح کاربرد داشته و به عنوان عاملی کلیدی در فرآیندهای شیمیایی و بیوفیزیکی شناخته می‌شود (Zhang et al., 2017). استفاده از سنجش از دور امکان اندازه‌گیری LST را در مناطق وسیع با وضوح

۱- دانشجوی دکتری گروه مهندسی آب، دانشگاه بین المللی امام خمینی، قزوین، ایران

۲- دانشیار گروه مهندسی آب دانشگاه بین المللی امام خمینی، قزوین، ایران

۳- دانشیار گروه مهندسی آب دانشگاه بین المللی امام خمینی، قزوین، ایران

۴- استادیار گروه مهندسی آب دانشگاه بین المللی امام خمینی، قزوین، ایران

(Email: abbasskaviani@gmail.com) *- نویسنده مسئول:

DOR: 20.1001.1.20087942.1400.15.6.4.4

5- Land Surface Temperature

روش تفکیک برای پایین آمدن دمای سطح رادیومتریک (DisTrad) (Kustas et al, 2003) و روشنی برای افزایش وضوح تصاویر حرارتی (TsHARP) (Agam et al, 2007) می‌توان اشاره کرد و از دیگر روش‌های غیر آماری مبتنی بر افزایش هم‌زمان قدرت توان تفکیک طیفی و مکانی نیز می‌توان از تکنیک Fusion نام برد. هدف از این تحقیق فراهم آوردن امکان استفاده از پایگاه داده بلندمدت MODIS با توان تفکیک زمینی پایین با استفاده از سه Fusion(STI-FM) و DisTrade و T-sHARP (Hazaymeh and Hassan, 2015) در اراضی پایین دست داشت. قزوین است و افزایش توان تفکیک زمینی تصاویر حرارتی این ماهواره است و همچنین توانایی استفاده از الگوریتم ریزمقیاس سازی در برآورد مقدار تبخیر و تعرق در داشت. قزوین موربدرسی قرار گرفت. ورودی این روش‌ها شامل تلفیق پیکسل‌های تصاویر آلبیدو، NDVI و Ts ماهواره MODIS به منظور به دست آوردن تصاویر در مقیاس ۱:۳۰۰۰۰ است. این روش‌ها شامل تلفیق پیکسل‌های تصاویر آلبیدو، NDVI و Ts قبل از استفاده از الگوریتم SEBAL برای تخمین تبخیر-تعرق واقعی است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

دشت قزوین به مساحت ۶۵۰۰۰ هکتار حد فاصل طول‌های "۰۰°، ۴۰°، ۴۹°، ۳۵°، ۳۵°، ۵۰° شرقی و عرض‌های جغرافیایی "۰۰°، ۰۰°، ۳۶°، ۰۰°، ۲۰°، ۳۶° شمالی بخشی از استان قزوین را شامل می‌شود (Bahman abadi et al, 2018). میانگین دمای سالانه این منطقه ۱۴/۲ درجه سانتی‌گراد و میانگین بارش ۳۰۱ میلی‌متر می‌باشد (شکل ۱).

اطلاعات لایسیمتر

داده‌های مزرعه‌ای از لایسیمتری به مساحت ۱×۲ متر مربع و به عمق ۱/۵ متر، واقع در مرکز تحقیقات خاک و آب اسماعیل‌آباد قزوین با مختصات جغرافیایی "۲۴° ۱۵' ۳۶" شمالي و "۵۴° ۳۵' ۴۹" شرقی استفاده شد. داده‌برداری از لایسیمتر بر اساس تبخیر و تعرق گیاه مرجع چمن می‌باشد که ارتفاع آن در زمان پژوهش بین ۵ تا ۱۵ سانتی‌متر نگهداری می‌شد. داده‌برداری لایسیمتری از سال ۱۳۷۹ لغایت ۱۳۸۲ به صورت روزانه و هفتگی اجرا شده است (ابراهیمی‌پاک، ۱۳۸۰). در این پژوهش از آخرین گزارش داده‌برداری لایسیمتری موجود استفاده شده است. محل استقرار لایسیمتر تقریباً در ۱۳ کیلومتری ایستگاه هواشناسی قزوین قرار گرفته است.

الگوریتم SEBAL

مدل سیال، مقدار تبخیر-تعرق واقعی را با استفاده از تصاویر

این مسئله می‌پردازد (Li et al., 2013). از سوی دیگر ماهواره‌های NOAA و SPOT-Vegetation MODIS با توانایی تولید تصاویری بزرگ مقیاس (از ۲۵۰ متر تا ۱۰۰۰ متر) هستند. این رزولوشن برای نظارت بر تغییرات سطح زمین و اکوسیستم در مناطق ناهمگن مناسب نیستند. علاوه بر این، تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالا معمولاً فاقد باندهای حرارتی بوده و لذا در مدل کردن فرآیندهای طبیعی با محدودیت مواجه هستند. برای مثال، نقشه‌های تبخیر-تعرق (ET¹) به دست آمده از داده‌های سنجنده‌های سنجش از دوری با قدرت تفکیک زمانی روزانه مانند: Spectroradiometer بسیار بزرگ مقیاس بوده و برای استفاده در مقیاس مزرعه مناسب نیست چراکه اندازه پیکسل سایز آن‌ها بزرگ‌تر از یک مزرعه در بسیاری از مناطق است و این باعث ایجاد خطای قابل توجهی در تخمین ET محصول می‌گردد (Xu et al., 2021). کلیه این عوامل دقت LST برآورد شده را تحت تأثیر قرار می‌دهد، بنابراین، افزایش وضوح مکانی محصولات LST بسیار ضروری و حیاتی است (Pan et al., 2018).

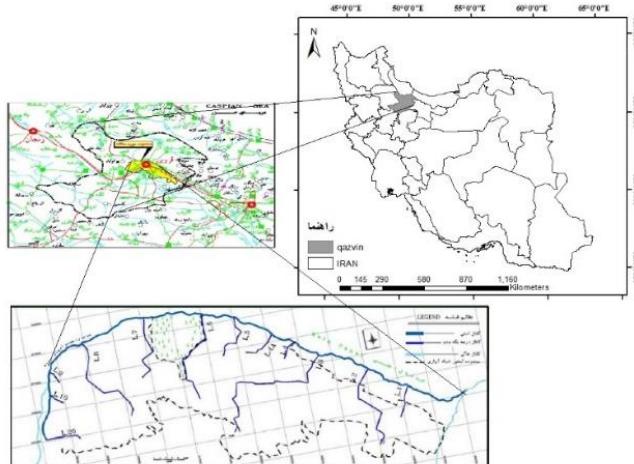
از آن‌جا که الگوریتم‌های بیلان انرژی سنجش از دور برای برآورد ET به داده‌های باند حرارتی نیاز دارند. با استفاده از سیستم‌های Mähovare‌ای موجود، می‌توان چندین استراتژی را برای نقشه‌برداری ET در مناطق کشاورزی استفاده کرد. اولین راه حل استخراج تصاویر Mähovare‌ای با رزولوشن مکانی مناسب (۱۲۰-۶۰ متر) است برای مثال Landsat-TIR در مقیاس زمانی ماهانه است. این گزینه وضوح درون زمینه‌ای کافی را فراهم کرده و قابل اطمینان ترین تخمین ET را در مقیاس میدانی ارائه می‌دهد. راه حل دوم استفاده از نقشه‌های ET بزرگ مقیاس (1Km) در مقیاس زمانی روزانه (برای مثال تصاویر MODIS بر روی Mähovare‌ای TERRA و یا Aqua) است. این در حالی است که با وجود پیوستگی زمانی بالا (۱ روزه) نقشه‌های 1Km نمی‌توانند به خوبی تغییرات درون Mähovare‌ای که در مدیریت مزرعه اهمیت دارد را ارائه دهند (Nishida et al, 2003). راه حل سوم استفاده از تصاویر Mähovare‌ای بین شاخص پوشش گیاهی و دمای سطح به دست آمده از تصاویر Mähovare‌ای به منظور واضح‌سازی تصاویر حرارتی MODIS (1Km) به رزولوشن باندهای مؤئل (250m) به منظور تصاویر روزانه ET در مقیاس Mähovare‌ای است (Agam et al, 2007). به شرطی که الگوریتم افزایش وضوح، توزیع واقعی دمای سطح زمین (LST) را در مقیاس هدف تولید کند، این روش شاید بهترین روش برای به دست آوردن معمول نقشه‌های ET از راه دور در مقیاس میدان را فراهم کند (Agam et al, 2008).

¹ Evapotranspiration

(Delgarm et al, 2015)

$$\lambda E = R_{\text{H}} - G - H \quad (1)$$

ماهواره‌ای و حداقل داده‌های زمین موردنیاز و بر اساس معادله توازن انرژی محاسبه می‌کند. شار تبخیر-ترعرق برای هر پیکسل تصویر، به صورت باقیمانده رابطه توازن انرژی سطح محاسبه می‌شود



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی استان قزوین و محدوده مورد مطالعه

استفاده شده است.

برآورد دمای سطح زمین (LST) برای سنجنده MODIS

در سنجنده MODIS باندهای حرارتی ۳۱ و ۳۲ برای برآورد دمای سطح زمین قابل استفاده هستند. به منظور به دست آوردن دمای سطح زمین، تابش توسط معکوس رابطه پلانک رابطه (۳) به درخشنده‌گی باند تبدیل می‌شود (Lu and Weng, 2006)

$$T_b = \frac{K_2}{\ln(\frac{K_1}{L_\lambda} + 1)} \quad (3)$$

T_b : دمای روشنایی (K)، L_λ : رادیانس طیفی حرارتی و K_1 و K_2 : ضرایب (W/m²/sr/μm) هستند که وابسته به مقدار تابش از جسم سیاه می‌باشند؛ که در نهایت برای برآورد دمای سطح زمین در سنجنده MODIS از رابطه زیر استفاده می‌شود (Sen, 2004)

$$LST = \frac{1}{16}BT_{(31)}^3 + 2\frac{1}{16}BT_{(31)}^2 - \frac{1}{16}BT_{(31)} + \frac{1}{16}BT_{(32)}^3 + 0.5 \quad (4)$$

که در آن $BT_{(31)}$ و $BT_{(32)}$ به ترتیب دمای روشنایی به دست آمده از باند ۳۱ و ۳۲ (K)، دمای روشنایی باندهای ۳۱ و ۳۲ از رابطه (۷) تخمین زده می‌شوند.

برآورد شاخص گیاهی NDVI^۱
معمول‌ترین شاخص توصیف‌کننده پوشش گیاهی است که از به‌کارگیری باندهای قرمز و مادون قرمز نزدیک تصاویر

در رابطه فوق λE : شار گرمای نهان تبخیر، R_{H} تابش خورشید، H شار گرمای محسوس و G شار گرمای خاک است (تمامی اجزا برحسب وات بر متر مربع می‌باشند). برای برآورد میزان تبخیر-ترعرق واقعی، لازم است اجزای بیلان انرژی به طور جداگانه (R_H و G و H) و R_{H} محاسبه شوند.

برآورد دمای سطح

محاسبه دمای سطح زمین در ماهواره‌های مختلف متفاوت می‌باشد در سنجنده ETM+ به منظور به دست آوردن دمای سطح زمین از رابطه زیر استفاده شده است (Allen, Tasumi et al. 2007):

$$T_s = \frac{K_2}{\ln(\frac{\epsilon_{NB} K_1}{R_C} + 1)} \quad (2)$$

که در آن R_C رادیانس حرارتی تصحیح شده از سطح زمین که از باند ۶ سنجنده ETM+ به دست می‌آید. K_1 و K_2 ضرایب ثابتی هستند که در متادیتا فایل سنجنده‌های مختلف مقادیر متفاوتی دارند (Chander, Markham, and Helder, 2009).

بیشتر معادلات الگوریتم SEBAL در سنجنده MODIS در ماهواره TERRA مشابه ماهواره لندست می‌باشد. اختلاف عمده موجود در محاسبات دمای سطح است که ماهواره لندست از یک باند حرارتی برای محاسبه دمای سطح استفاده می‌کند در حالی که سنجنده MODIS از ۱۶ باند حرارتی برخوردار است و در این تحقیق به دلیل پایداری میزان تابش، دو باند حرارتی ۳۱ و ۳۲ در محاسبه دمای سطح

1 Normalized Difference Vegetation Index

هستند. انتظار می‌رود مرحله آخر واگرایی دمای بازیابی شده از دمای مشاهده شده به دلیل عواملی غیر از درصد پوشش مانند تغییر مکان در آب خاک باشد. با تولید کلاس‌های مختلف NDVI با تمایز خاک از پوشش گیاهی و برای تمایز بیشتر نوع پوشش سطح زمین، می‌توان دقیق‌تری برای این روش ریزمقیاس به دست آورد. یکی از محدودیت‌های این روش این است که از اثرات تعییرپذیری مکانی در رطوبت خاک غفلت می‌کند (Kustas et al., 2003).

بعدها، آگم و همکاران توابع پایه وضوح را برای تصحیح DisTrad به منظور ریزمقیاس کردن پیکسل‌های دمای سطح در رزولوشن بالاتر ۱۰۰ متری بررسی کردند و از این روش به عنوان یک الگوریتم برای واضح کردن تصاویر حرارتی (TsHARP) نام بردند. آن‌ها تبدیلات خطی و غیرخطی مقادیر NDVI مرتبط با درصد پوشش را مورد بررسی قرار دادند (Agam et al., 2007).

T-Sharp

الگوریتم T-Sharp در ابتدا در سال ۲۰۰۳ پایه‌ریزی و در سال ۲۰۰۷ تصحیح شد (Agam et al., 2007, Kustas et al., 2003). در این روش فرض بر این است که کسر پوشش گیاهی مرتبط با شاخص NDVI یکی از اصلی‌ترین فاکتورهای تاثیرگذار بر تغییرات LST در سین مورد بررسی است. در عمل داده‌های NDVI به مقیاس تصویر دمایی بزرگ‌مقیاس تلفیق شده و رگرسیون حداقل مربعات بین دمای رادیومتریکی و تابعی از NDVI، $f(NDVI)$ که مرتبط با کسر پوشش گیاهی است ایجاد می‌شود. پارامترهای رگرسیون به بر روی داده‌های تصویر NDVI با رزولوشن بالاتر اعمال شده و در نهایت این نقشه پایه برای تبدیل به تصویر بزرگ‌مقیاس دوباره تلفیق شده و تفاوت آن با دمای مشاهداتی محاسبه می‌شود.

در این روش یک رگرسیون حداقل مربعات بین TR و تابع NDVI تفکیک شده به رزولوشن حرارتی بزرگ‌تر ($NDVI_{low}$):

$$\hat{T}_R(NDVI_{low}) = f(NDVI_{low}) \quad (9)$$

و سپس این رابطه رگرسیونی برای داده NDVI در رزولوشن بهتر و اصیل‌تر ($NDVI_{high}$) به کار برده می‌شود. در اینجا علامت کلاه نشان‌دهنده میزان دمای تخمین زده شده با استفاده از VI معادله رگرسیونی است. واگرایی دمای بازیابی شده از زمینه دمایی به دست آمده بر اساس تغییرات مکانی LST به دست آمده با فاکتورهای دیگر علاوه بر کسر پوشش گیاهی (برای مثال، تغییرات رطوبت خاک) است و می‌تواند در مقیاس‌های گسترده‌تری به دست آید.

$$\Delta\hat{T}_{R_{low}} = T_{R_{low}} - \hat{T}_R(NDVI_{low}) \quad (10)$$

باقيمانده از مقیاس بزرگ به نقشه واضح شده اضافه می‌شود به گونه‌ای که میدان دمای اصلی از طریق تجمع مجدد بازیابی می‌شود؛ بنابراین دمای زیر پیکسل واضح شده در هر پیکسل

بزرگ‌مقیاس محاسبه می‌شود:

ماهواره‌ای به دست می‌آید و از رابطه ۵ محاسبه می‌شود (Bastiaanssen et al., 2000)

$$NDVI = \frac{P_{NIR} - P_{RED}}{P_{NIR} + P_{RED}} \quad (5)$$

که P_{NIR} بازتابش‌های اندازه‌گیری شده مربوط به باند مادون قرمز نزدیک و P_{RED} : بازتابش‌های اندازه‌گیری شده مربوط به باند قرمز.

روش‌های ریزمقیاس

DisTrade

کوستاس و همکاران ۲۰۰۳ روش DisTrade را برای ریزمقیاس کردن رزولوشن ۲۵۰-۲۰ متری با استفاده از تصاویر با کیفیت ماهواره هواپرداز جمع‌آوری شده در دشت بزرگ جنوبی ارائه داد (Kustas et al., 2003)

معادلات روش DisTrade به شرح زیر است:

یک رگرسیون حداقل مربعات بین TR و تابع NDVI تفکیک شده به رزولوشن حرارتی بزرگ‌تر ($NDVI_{low}$):

$$\hat{T}_R(NDVI_{low}) = f(NDVI_{low}) \quad (6)$$

و سپس این رابطه رگرسیونی برای داده NDVI در رزولوشن بهتر و اصیل‌تر ($NDVI_{high}$) به کار برده می‌شود. در اینجا علامت کلاه نشان‌دهنده میزان دمای تخمین زده شده با استفاده از VI معادله رگرسیونی است.

$$\Delta\hat{T}_{R_{low}} = T_{R_{low}} - \hat{T}_R(NDVI_{low}) \quad (7)$$

باقيمانده از مقیاس بزرگ به نقشه واضح شده اضافه می‌شود به گونه‌ای که میدان دمای اصلی از طریق تجمع مجدد بازیابی می‌شود؛ بنابراین دمای زیر پیکسل واضح شده در هر پیکسل بزرگ‌مقیاس محاسبه می‌شود:

$$\hat{T}_{R_{high}} = \hat{T}_R(NDVI_{high}) + \Delta\hat{T}_{R_{low}} \quad (8)$$

که در اولین بخش سمت راست با استفاده از تابع رگرسیون f تعیین شده در مقیاس بزرگ (معادله ۱) ارزیابی می‌شود و باقیمانده دوم بخش معادله ۱۰ نسبت به سطح پیکسل بزرگ‌تر ثابت است.

در بسط تابع رگرسیون وابسته به سین (معادله ۸)، پیکسل‌های بزرگ‌تر شامل پیکره آبی باید بر اساس طبقه‌بندی پوشش زمین یا آستانه NDVI حذف شود. پیکره آبی باید دارای دما و NDVI پایین باشد و مطابق با روند معکوس TR – NDVI تعریف شده توسط پیکسل‌های زمینی گیاهی نیست. به طور مشابه، استفاده از معیارهای انتخاب غربالگری پیکسل‌های بزرگ‌مقیاس با تبعیت زیر پیکسل بالا در NDVI مفید است. این پیکسل‌ها در توزیع‌های TR – NDVI از نظر دور هستند و نمایان گرتکه‌هایی به شدت ناهمگن در اراضی

های MODIS و ETM+ در سطح معنی‌داری ۹۵٪ صورت گرفت تا احتمال تصادفی بودن نتایج به دست‌آمده برسی گردد.

$$RMSE = \left[n^{-1} \sum_{i=1}^n (\hat{T}_{R\ high} - T_{R\ ref})^2 \right]^{1/2} \quad (13)$$

$$MAE = \left[n^{-1} \sum_{i=1}^n |\hat{T}_{R\ high} - T_{R\ ref}| \right] \quad (14)$$

در این معادلات به منظور مقایسه مقادیر ET مشاهداتی و ET پیش‌بینی شده بر اساس روش‌های ریزمقیاس سازی نیز از همین شاخص‌ها استفاده گردید. بر اساس برسی‌های ویلموت و ماتسورا در مقایسه این دو شاخص آماری، به این نتیجه رسیدند که MAE معیاری ارجح است، چراکه RMSE نه تنها نسبت به اندازه خطأ بلکه نسبت به تغییرپذیری خطأ و تعداد نقاط داده نیز حساس است (Willmott and Matsuura, 2005).

نتایج و بحث

بررسی تغییرات شاخص گیاهی NDVI در کل استان موردمطالعه در سال ۲۰۱۹ بر اساس تصاویر سنجنده MODIS

وضعیت پوشش گیاهی تأثیر تمامی عوامل از قبیل بارش، رطوبت خاک و فعالیت‌های کشاورزی را نشان می‌دهد. بر این اساس در طی اجرای مراحل، مقدار شاخص تفاضل نرمال شده گیاهی (NDVI) نیز با استفاده از تصاویر سنجنده MODIS به دلیل پوشش بالاتر و قدرت بالای پیوستگی زمانی این سنجنده، محاسبه شد به این صورت که این شاخص برای روزهای تصویربرداری در کل منطقه مطالعاتی محاسبه و پس از میان‌گیری به منزله نماینده ماه موردنظر معرفی شده است. بعد لایسیمتر موردنرسی در این تحقیق ۲۵۰۰ مترمربع است که مساحت و شکل مزرعه منتخب منطبق با استانداردهای ایجاد لایسیمتر است؛ اما در هر حال این ابعاد در برابر ابعاد سلول‌های تصاویر سنجنده MODIS کوچک است. با این وجود به لحاظ تکنیکی و اقتصادی، احداث لایسیمتری که در مرکز یک مزرعه ۱۰۰ هکتاری قرار گرفته باشد، توجیه ندارد و لذا با فرض همگنی در تمام سلول تصویر و پذیرش خطای ناشی از این فرض این تحقیق به شکل زیر ادامه پیدا کرد. توزیع مکانی شاخص NDVI در هر فصل در شکل (۲) ارائه شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود، مقدار این شاخص طی دوره رشد با افزایش پوشش گیاهی سبز افزایش می‌یابد. در بررسی شاخص NDVI، سنجنده MODIS به دلیل تعدد تعداد تصاویر موردنرسی و به عبارت دیگر پیوستگی زمانی بالای این سنجنده دوره کشت گیاه مرجع در ماههای موردنرسی را به خوبی نشان داده شده است. بر اساس نتایج به دست‌آمده از پیکسلی که لایسیمتر در آن قرار دارد، نمودارهای موردنرسی در فصل بهار به دلیل کاشت بذر و رشد ابتدایی گیاه مرجع حداقل میزان NDVI را

$$\hat{T}_{R\ high} = \hat{T}_R (NDVI_{high}) + \Delta \hat{T}_{R\ low} \quad (11)$$

که در اولین بخش سمت راست با استفاده ازتابع رگرسیون f تعیین شده در مقیاس بزرگ (معادله ۶) ارزیابی می‌شود و باقی مانده دوم بخش معادله ۷ نسبت به سطح پیکسل بزرگ‌تر ثابت است.

مرجع^۱ (مشاهداتی) با رزوشن اصلی به منظور اعتبارسنجی مقادیر تولیدشده طی فرآیند تجمعی مورداستفاده قرار گرفت. نقشه NDVI بر اساس روش تجمعی ساده تولید شدند. توجه داشته باشید که در بسیاری از مطالعات نشان داده شده که NDVI نسبتاً نامتغیر است (e.g., Hall et al., 1992; Friedl et al., 1995; De Cola, 1997; Anderson et al., 2004b) مرجع (با رزوشن مناسب) در ابتدا به بر اساس قانون استفن TR بولتمن به رادیانس تبدیل شد.

$$R = \varepsilon \sigma T_R^4 \quad (12)$$

که در آن R رادیانس، σ ثابت استفن بولتمن و ε مقدار گسیلنگی می‌باشد. مقدار گسیلنگی بر اساس تحقیق (Li et al. 2004) ۰/۹۸ در نظر گرفته شد. در نهایت رادیانس‌های به دست‌آمده تجمیع شده و دوباره به دما تبدیل می‌شوند.

STI-FM

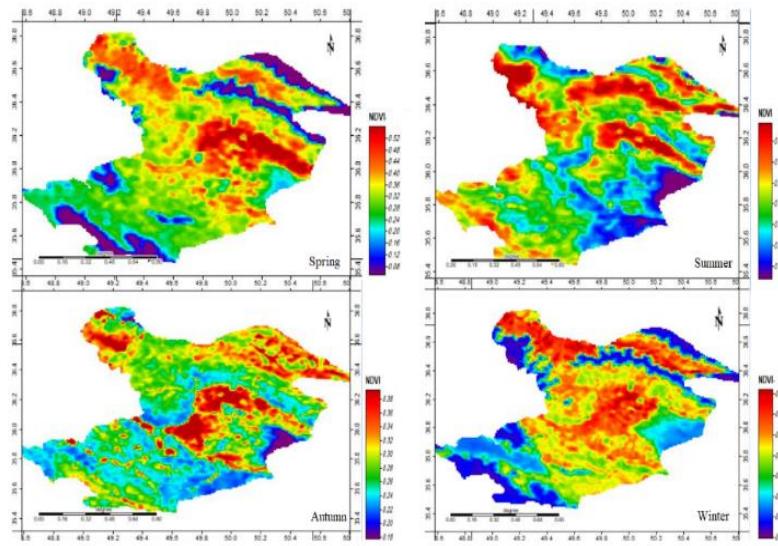
هزیمه و همکاران در سال ۲۰۱۵ روش جدید و ساده‌ای برای تلفیق مکانی-زمانی تصاویر دمای سطح زمین سنجنده لندست ۸ و STI-FM ارائه نمودند که نام آن را مدل تلفیقی مکانی-زمانی نهادند (Hazaymeh and Hassan, 2015). در این روش، تصاویر دمای سطح زمین بزرگ‌مقیاس سنجنده MODIS در زمان‌های ۱ و ۲ و تصویر ریزمقیاس لندست ۸ در زمان ۱ نیاز است تا بتوان با استفاده از این مدل و بر اساس رابطه رگرسیونی خطی بین داده‌های دمای سطح زمین در تصاویر بزرگ‌مقیاس MODIS در زمان‌های ۱ و ۲ و بسط آن به تصویر ریزمقیاس زمان ۱، اقدام به پیش‌بینی تصویر ریزمقیاس در زمان ۲ نمود. در نهایت بر اساس روابط آماری مقدار LST مصنوعی به دست‌آمده از روابط رگرسیونی و دمای سطح زمین واقعی موردنرسی قرار می‌گیرد.

شاخص‌های آماری

به منظور بررسی میزان توافق بین مقادیر دما مرجع و دمای پیش‌بینی شده بر اساس روش‌های ریزمقیاس سازی از میانگین جذر مربعات خطأ (RMSE) و میانگین خطای مطلق استفاده شد (Willmott, 1982). علاوه بر این موارد و با هدف بررسی پیکسان بودن و هم‌قوارگی برآوردهای به دست‌آمده از الگوریتم‌های سنجش از دوری از آزمون T-Test استفاده شد که صحت‌سنجی برای سنجنده-

به دلیل جوانهزنی و تنک بودن پوشش گیاهی این شاخص در حد پایینی قرار دارد و به ترتیب با افزایش دمای هوا و پوشش گیاهی این شاخص رو به افزایش است.

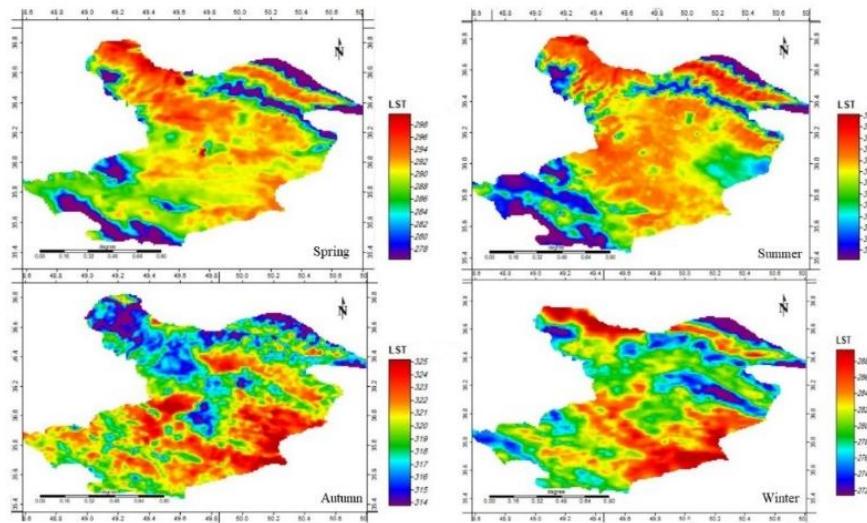
نشان می‌دهد و با رشد گیاه و افزایش میزان LAI و افزایش سطح برگ گیاه، میزان NDVI در منطقه تقویت شده است، پوشش گیاهی بر اساس شاخص گیاهی NDVI نشان داد که در ابتدای دوره کشت



شکل ۲- بررسی تغییرات شاخص گیاهی NDVI در فصول مختلف مطالعه مورد مطالعه

در شکل (۳) داده‌های LST بر اساس تصاویر باندهای حرارتی (باند ۳۱ و ۳۲) سنجنده MODIS در تاریخ‌های ۱۵ آپریل (Spring)، ۳ آگوست (Summer)، ۱۰ نوامبر (Autumn) و ۲۸ دسامبر (Winter) ۲۰۱۹ برآورد شدند.

بررسی تغییرات دمایی LST در منطقه مطالعه دمای سطح زمین از جمله مهمترین پارامترهای اثرگذار در اجزاء بیلان آبی در سطح منطقه مطالعاتی می‌باشد. تولید نقشه‌های دمای سطح زمین نیاز به باندهای حرارتی دارد که توان تفکیک زمینی پایین داشته و یا در فواصل زمانی طولانی در اختیار محققان قرار می‌گیرد.



شکل ۳- بررسی تغییرات LST در فصول مختلف بر اساس تصاویر MODIS

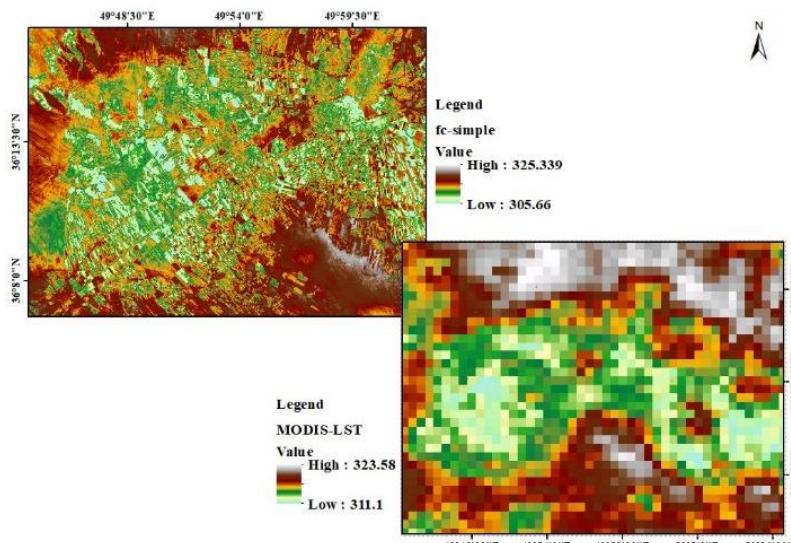
ساده این مزیت را داشت که نیازی به تعیین مقدار پارامترهای $NDVI_{min}$ و $NDVI_{max}$ نداشته و کلیه مقادیر موجود در تصویر را موردنگرانی قرار می‌دهد. در شکل ۴ می‌توان تفاوت بصری در تصاویر شارپ شده ماهواره MODIS را بر اساس fc-simple را در مقایسه با تصویر اولیه مشاهده کرد. مشاهده می‌شود که در تصویر یک کیلومتری به دلیل بزرگ بودن پیکسل‌ها یک کشیدگی در تصویر دیده می‌شود که دقت را کاهش داده و قدرت تفکیک مناطق و زمین‌های کشاورزی را دشوار می‌کند و در مقابل تصویر شارپ شده ماهواره MODIS به ۳۰ متر قدرت تفکیک اراضی و تشخیص پیکسل‌ها را در منطقه موردمطالعه افزایش داده است.

افزایش وضوح تصاویر در منطقه موردمطالعه

در اجرای این بخش ابتدا مقادیر شاخص گیاهی و دمای سطح با استفاده از روابط تعریف شده در بخش مواد و روش‌ها و با توجه به نوع طیف در تصاویر MODIS و Landsat به دست می‌آید. در ابتدای امر رابطه بین داده‌های به دست آمده از تصویر شاخص گیاهی NDVI و دمای سطح زمین در تصاویر MODIS به دست آمده و از طریق روش تجمعیت ساده توان تفکیک زمینی کاهش می‌یابد. البته لازم به ذکر است که در ابتدای امر پیکرهای آبی از تصاویر سنجنده Landsat حذف می‌گردد و پس از انجام محاسبات، مقادیر نظیر به نظری دمای سطح زمین و شاخص گیاهی در مقابل یکدیگر و بر روی یک محور مختصات دو بعدی ترسیم می‌گردد (شکل ۴).

بررسی اثرات ریزمقیاس بر دمای برآورد شده

مقادیر خطای مرتبط با افزایش وضوح MODIS بر اساس ۵تابع مختلف رگرسیونی الگوریتم T-Sharp و الگوریتم DisTrade و در جدول (۱) نشان داده شده است. روش DisTrade پس از آن بیشترین میزان خطای خطا را به خود اختصاص داده است. در میان چهار رویکرد دیگر افزایش وضوح تصاویر بر اساس الگوریتم polynomial به وضعیت پوشش گیاهی، توجه به حساسیت حالت polynomial به وضعیت پوشش گیاهی، این روش بیشترین میزان خطای خطا را برای کلیه سین ماهواره‌های موردنگرانی به ویژه در اوایل فصل رشد با پوشش گیاهی اندک در منطقه دارد (Agam et al., 2007). علاوه بر این، به طور کلی مقادیر خطای افزایش قدرت تفکیک مکانی تصاویر افزایش می‌یابد. مقدار RMSE برای تصاویر شارپ شده ۳۰ متری کمتر از ۲/۵۴ درجه سانتی‌گراد بود. با توجه به افزایش درجه تغییرات زیر پیکسل‌های بازیابی شده، این کاهش دقت در تصاویر با وضوح بالاتر قابل انتظار است (Agam et al., 2007). بر اساس این تحلیل‌های آماری عملکرد رگرسیون polynomial بین NDVI و TR که در ابتداء توسط (Kustas et al., 2003) ارائه شد به خوبی دیگر ساختارهای افزایش وضوح تصاویر در بررسی مناطق کشاورزی نبود و به طور کلی حساسیت زیادی نسبت به داده‌های پرتو و شرایط محیطی به خصوص میزان NDVI پایین داشت. بزرگ‌ترین مشکل روش رگرسیون خطی، حساسیت بالای این روش به کسر پوشش گیاهی بود. ایجاد تغییرات در کسر پوشش گیاهی موجب تقویت عملکرد و افزایش همبستگی بین NDVI و دمای سطح گردید. در میان دو روش fc، حالت



شکل ۴- افزایش وضوح تصاویر حرارتی بر اثر اعمال روش ریزمقیاس

جدول ۱- مقایسه عملکرد رگرسیون در افزایش وضوح تصاویر حرارتی لندست ۸ و MODIS بر اساس حالت‌های مختلف الگوریتم T-Sharp و

date	Mean daily Temperature (°C)	Target resolution (m)	$\overline{T_R}$ A (°C)	σT_R (°C)	RMSE(°C)					MAE(°C)							
					Linear	Polynomial	Fc	fcs	Uni-TR	Dis Trade	Linear	Polynomial	Fc	fcs	Uni-TR	Dis Trade	
Landsat scenes										Landsat scenes							
1-4- 2019	18/8	30	20/12	4/25	1/29	1/79	1/55	1/37	4/81	3/81	1/13	1/68	1/9	0/95	3/75	3/78	
7-8- 2019	40	30	22/8	4/59	1/18	2/64	2/56	2/54	3/70	3/81	1/06	2/33	0/87	0/85	3/55	3/89	
10-10- 2019	31	30	28/91	3/28	2/12	2/86	1/51	1/48	1/54	2/09	1/55	1/93	1/49	1/33	2/26	2/51	
11-11- 2019	18	30	20/70	4/96	0/87	0/94	0/98	0/93	1/32	2/34	0/63	0/81	0/46	0/41	0/96	1/19	
P-Value					0/025	0/008	0/001	0/004	$^{+/-0.0}$		0/00	0/00	0/0008	0/001	0/00	0/002	0/00

در این جدول **A** نتیجه هدنه مقدار دمای مشاهده ای را برای دمای مشاهده ای RMSE بین دمای مشاهده ای و دمای پیش بینی شده بر اساس روابط رگرسیونی روش های ریز مقیاس (معادله ۱۱) نتیجه می دهد که روش پنجم (No-Sharpening) حالتی است که هیچ گونه واضح سازی بر روی تصاویر انجام نشده و به عنوان مرجع برای پرسی عملکرد T-Sharp-T نشان ای می شود.

ایجاد کرده و که پس از آن به منظور برآورد LST در مقیاس مناسب به کار برده می‌شود. در جدول (۱) بر اساس شاخص آماری ریشه حداقل مربعات خطاب عملکرد DisTrade در مقابل روش fc-simple پرداخته شد. با بررسی میزان RMSE در جدول (۱) میزان خطای روش DisTrade نسبت به کلیه ۵ روش T-Sharp به خصوص روش FC-Simple بسیار بالاتر بوده است. همان‌طور که در شکل (۶) مشاهده می‌شود که روش fc-simple و DisTrade همبستگی بالایی نسبت به یکدیگر دارند اما به دلیل میزان واضح بالاتر و خطای کمتر در fc-simple، این روش برتری بیشتری نسبت به DisTrade دارد.

بیو دسی، دو شری

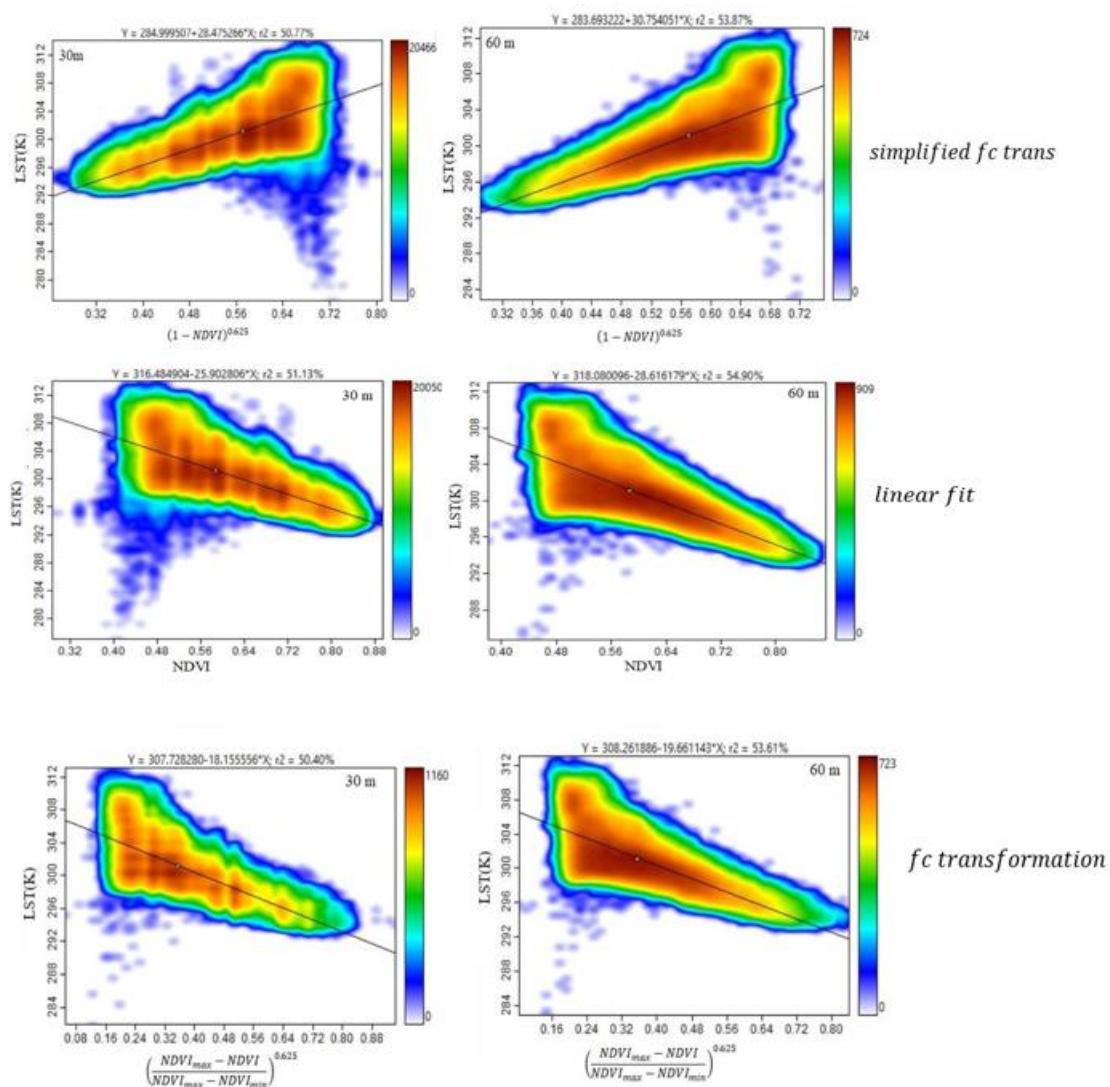
پررسی روابط رگرسیونی تصاویر MODIS

در شکل (۷) رابطه بین تصاویر MODIS در سال ۲۰۱۹ در چهار فصل موربررسی نشان داده شده است. مقدار t^2 بالای این تصاویر نشان از همبستگی بالای تصاویر MODIS در زمان‌های ۱ و ۲ با فواصل ۱۶ روزه دارد. در جدول (۲) تاریخ دو تصویر MODIS و لندست به منظور شبیه‌سازی آورده است.

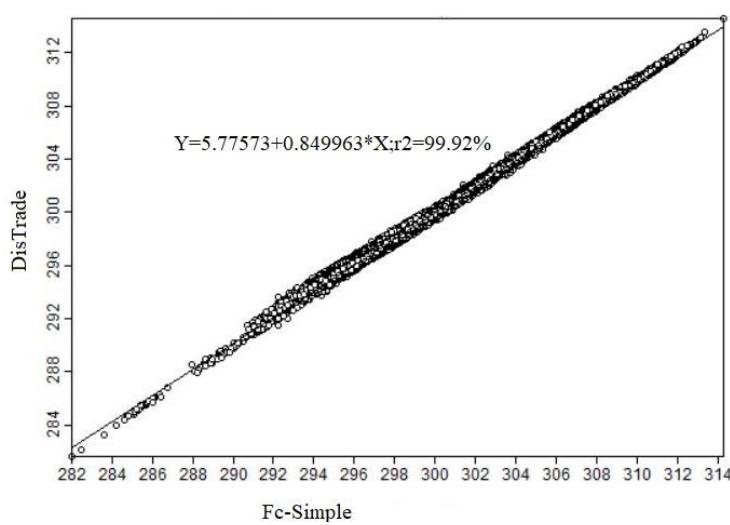
شکل (۵) نشان دهنده رابطه رگرسیونی اجرا شده برای تاریخ ۱ آوریل ۲۰۱۹ ماهواره لندست ۸ بر اساس توابع معادله ۱۱، در مقیاس-های ۳۰ و ۲۵۰ متری می‌باشد. مقادیر ضریب همیستگی^۲ بین ۰/۴۰-۰/۵۰ متغیر است و با افزایش ابعاد سلول‌ها مقادیر^۲ کاهش می-یابد. به طور کلی برای همه روش‌ها مشابه می‌باشد. استفاده از روش تجمعی به منظور محدود کردن رنج تغییرات TR و NDVI استفاده می‌شود. این نقشه‌ها نشان دهنده تمامی پیکسل‌های تصویر است. در عمل تنها یک زیرمجموعه‌ای که دارای کمترین ناهمگونی در NDVI هستند، برای ایجاد رابطه رگرسیونی و فیلتر کردن مناطق دور از دسترس مورداستفاده قرار می‌گیرد. با این حال، چنین فیلترهایی تأثیر چندانی پر روی خروجی ندارد.

مقایسه نتایج DisTrade و fc-Simple

در روش DisTrade افزایش وضوح تصاویر دمای سطح زمین بر اساس روابط خطی ساده بین LST و یکی از شاخص‌های گیاهی مانند NDVI صورت می‌پذیرد. این تکنیک یک مدل رگرسیونی ساده خطی بین LST و NDVI از یک تصویر با مقیاس مکانی بزرگی



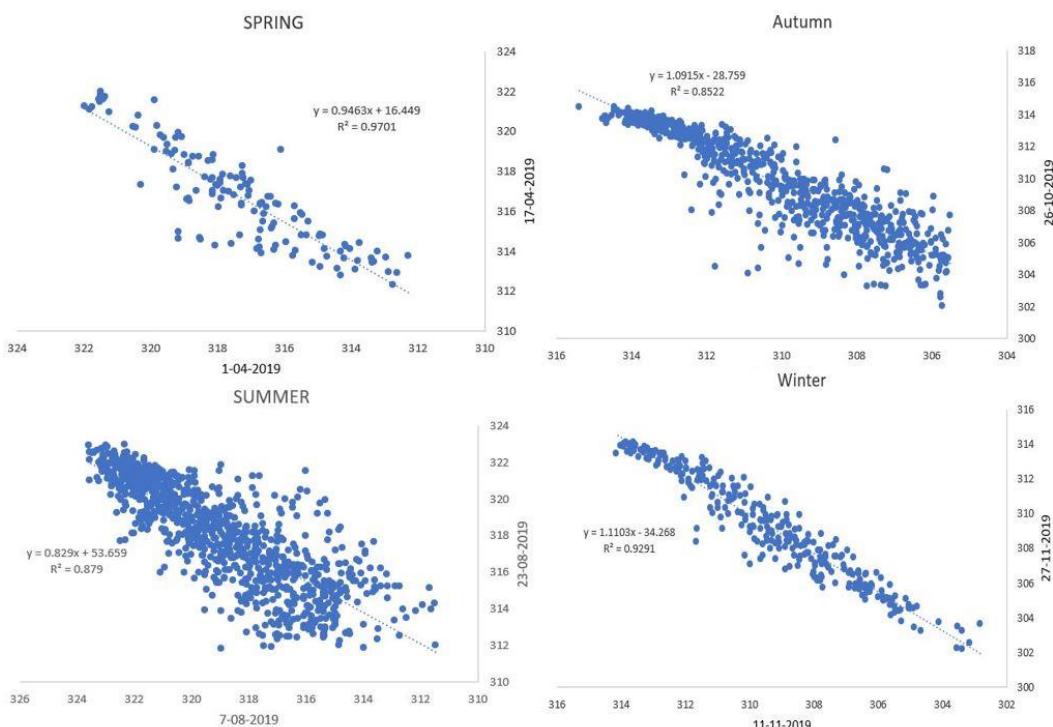
شکل ۵- نمودار Scatterplot رابطه NDVI-TR بر اساس حالت‌های مختلف الگوریتم T-Sharp



شکل ۶- مقایسه دو روش DisTrade و fc-simple در تاریخ ۲۰۱۹/۴/۲۰

جدول ۲- موقعیت زمانی تصاویر MODIS و لندست ۸

Landsat8	MODIS	SEASON
۱-۰۴-۲۰۱۹	۱-۰۴-۲۰۱۹	Spring
	۱۷-۰۴-۲۰۱۹	
۰۷-۰۸-۲۰۱۹	۰۷-۰۸-۲۰۱۹	Summer
	۲۳-۰۸-۲۰۱۹	
۱۰-۱۰-۲۰۱۹	۱۰-۱۰-۲۰۱۹	Autumn
	۲۶-۱۰-۲۰۱۹	
۱۱-۱۱-۲۰۱۹	۱۱-۱۱-۲۰۱۹	Winter
	۲۷-۱۱-۲۰۱۹	



شکل ۷- نمودار همبستگی تصاویر MODIS موردنبررسی

Sharp در ارائه داده‌های دمای سطح زمین با وضوح بالا برای مدل تک منبعی بیلان انرژی سطح زمین (SEBAL) موردنبررسی قرار گرفت. باید توجه داشته باشد که تبخیر و تعرق واقعی به دست آمده از SEBAL یکتابع غیرخطی از این ورودی‌هast است اما مدل‌های ریزمقیاس به طور ضمنی خطی بودن را در نظر می‌گیرند. مدل‌های ریزمقیاس در ابتدا نیازمند اجرای SEBAL و بعد تلفیق تبخیر-تعرق واقعی برآورد شده از مقیاس MODIS به مقیاس لندست ۷ می‌باشد(Hong et al, 2011)، در جدول (۴) تاریخ‌های مورد بررسی به منظور ریزمقیاس سازی تبخیر-تعرق واقعی نشان داده شده است. در این تحقیق به دلیل نبود داده‌های لایسیمتری در سال‌های اخیر مجبور با استفاده از داده‌های لایسیمتری سال ۲۰۰۱ بوده‌ایم بنابراین

ارزیابی تصاویر دمای سطح زمین مصنوعی لندست ۸ در جدول (۳) مقادیر دمای حداقل، دمای حداکثر، دمای میانگین و انحراف از معیار تصاویر LST واقعی و LST مصنوعی ارائه شده است. بر اساس شاخص آماری RMSE میزان خطای کمتر از ۲ درجه کلوبین نشان از عملکرد مناسب روشن STI-FM در برآورد تصاویر دمای سطح زمین با قدرت تفکیک مکانی و زمانی بالا را دارد و همبستگی بالای میان این تصاویر می‌تواند دقت بالای این مدل را تأثیر دهد.

برآورد تبخیر-تعرق مرجع بر اساس روش‌های ریزمقیاس در این تحقیق کاربرد الگوریتم افزایش وضوح تصویر حرارتی- T

ماهواره نشان می‌دهد. با افزایش دوره رشد، مقادیر NDVI به مقدار اوج رسیده و پس از آن با یک توزیع یکنواخت به مقدار حداقلی می‌رسد. تصاویر اخذشده در هر دو سنجنده توزیع مشابهی را نشان می‌دهد.

روند ریزمقیاس سازی برای این سال نیز مورد ارزیابی قرار گرفت تا درنهایت بتوان اثر الگوریتم‌های ریزمقیاس سازی را بر روی نتایج بهدست‌آمده از الگوریتم‌های بیلان انرژی را مورد بررسی قرار داد.

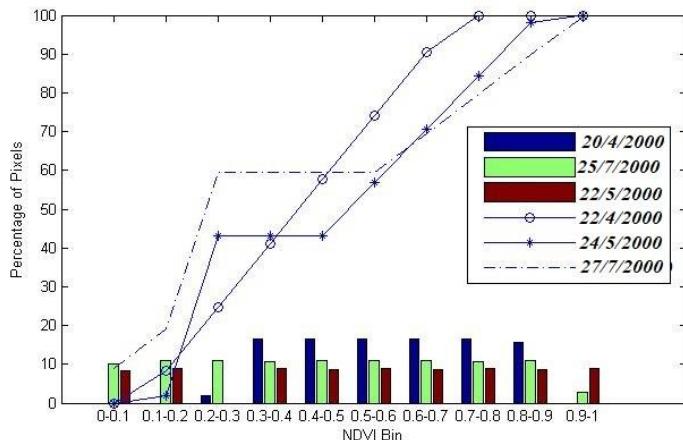
بررسی توابع پایه رگرسیون
شکل (۸)، توزیع پایه NDVI را در تصاویر جمع‌آوری شده برای هر

جدول ۳- مقایسه آماری دمای سطح زمین واقعی و دمای سطح زمین مصنوعی بر اساس الگوریتم STI-FM

p-value	r ²	RMSE(°K)	STDV	mean(°K)	max(°K)	Min (°K)	LST image	Season
0.1004	0.89	1.67	230	316.72	321.98	311.48	واقعی	Spring
			248	317.30	322.02	312.32	مصنوعی	
0.086	0.86	1.92	26	318.96	323	312.28	واقعی	Summer
			27	318.05	323.94	313.54	مصنوعی	
0.1003	0.91	1.59	250	309.64	314.52	303.07	واقعی	Autumn
			288	310.02	314.16	305.52	مصنوعی	
0.1009	0.85	1.81	259	309.28	315.40	302.84	واقعی	Winter
			299	311.03	316.09	304.53	مصنوعی	

جدول ۴- تاریخ‌های موردبررسی در ریزمقیاس سازی تبخیر-تعرق واقعی هر ماهواره

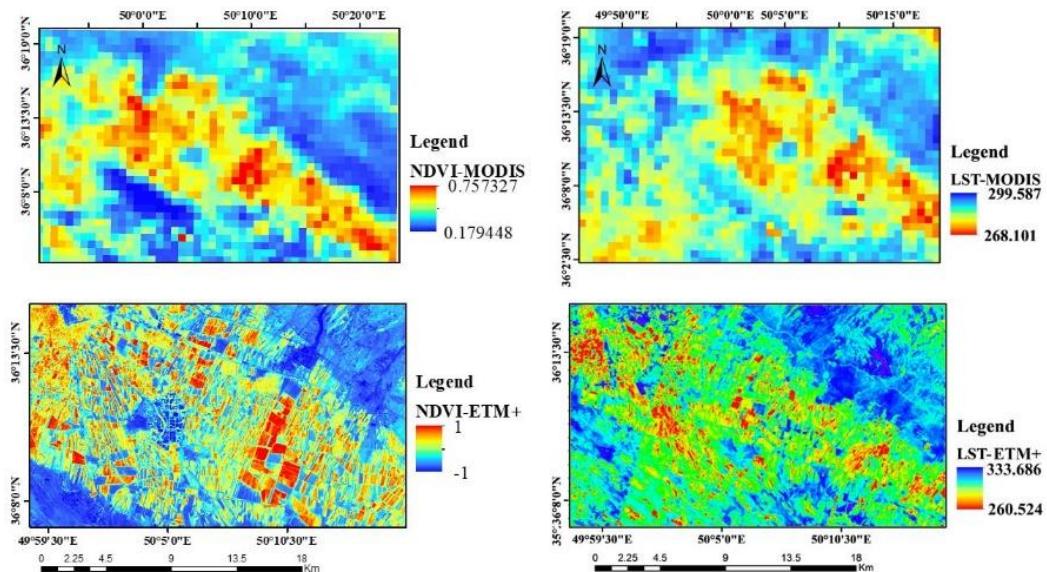
MODIS	ETM+	سنجنده
2000/9/29	2000/8/12	2000/7/27
2000/6/25	2000/5/24	2000/4/22
2000/9/27	2000/8/13	2000/7/25
2000/6/26	2000/5/22	2000/4/20



شکل ۸- توسعه گیاه مرجع در دشت قزوین در دوره مطالعاتی را بر اساس توزیع NDVI برای هر ماهواره (ماهواره لندهست ۷ به صورت میله‌ای و ماهواره MODIS به صورت خطی) نشان داده شده است.

می‌باید و هر پیکسل خروجی یک محدوده کوچک‌تر را نشان می‌دهد. در شکل (۹) تصاویر NDVI و Ts از ماهواره لندهست ۷ و MODIS در تاریخ ۲۰۰۰/۴/۲۰ ارائه شده است.

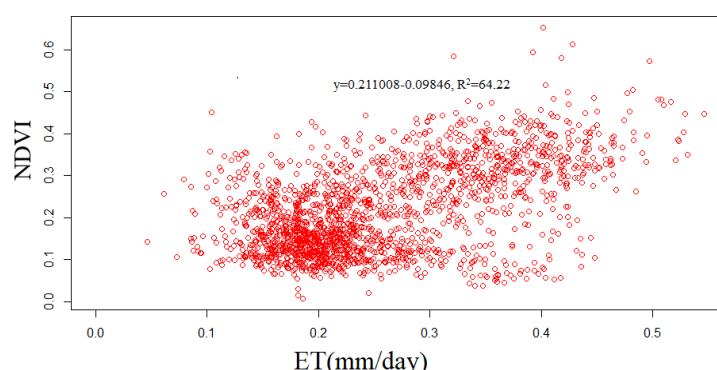
فرآیند ریزمقیاس
ریزمقیاس و یا تلفیق تصاویر ماهواره‌ای شامل استفاده از اطلاعات بهدست‌آمده از تصاویر با مقیاس بزرگ‌تر برای استخراج فرآیندها در مقیاس‌های کوچک‌تر است. تعداد کل پیکسل‌ها افزایش



شکل ۹- تصاویر NDVI و LST از ماهواره لندست ۷ در تاریخ ۲۰/۰۴/۲۰۰۰

پیکسل سایزها می‌تواند بر روی نتیجه نهایی اثر بگذارد، در نتیجه نیاز به اعمال مقیاس بر روی اطلاعات هواشناسی احساس نمی‌شود. در این پژوهش از داده‌های هواشناسی موردنیاز برای کشاورزی از قبیل دمای هوا، سرعت باد، تابش خورشیدی، رطوبت نسبی، فشار هوا، ساعت‌آفتابی، دمای سطح خاک، بارندگی و میزان تبخیر از تشت تبخیر ایستگاه سینوپتیک فرودگاهی قزوین به صورت میدانی استفاده شد که به صورت ساعتی به مرکز مخابرات هواشناسی مستقر در مرکز استان ارسال می‌شود و از لحظه مقیاس و دقت تفاوتی با یکدیگر ندارند. تمرکز اصلی این تحقیق بر روی بررسی وضعیت خطای ایجادشده در اثر اعمال مقیاس بر روی این تصاویر طول موج‌های مختلف است. در شکل (۱۰) رابطه رگرسیونی بین تصاویر تبخیر-تعرق واقعی به دست‌آمده از الگوریتم SEBAL و تصویر NDVI لندست ۷ نشان داده شده است.

در گام بعد الگوریتم SEBAL مورد ارزیابی قرار گرفت. در این الگوریتم یکسری از اطلاعات موردنیاز از طریق ایستگاه‌های هواشناسی دریافت می‌گردد که امکان اعمال مقیاس بر روی آن‌ها وجود ندارد. طبق دستورالعمل اجرای الگوریتم SEBAL، در هنگام استفاده از این الگوریتم نیاز به اطلاعات هواشناسی ایستگاه‌های زمینی به حداقل ممکن می‌رسد. در این، روش اندازه‌گیری باندهای مادون قرمز حرارتی، مادون قرمز نزدیک و مرئی داده‌های سنجش از دور را به عنوان ورودی مؤلفه‌های معادله بیلان انرژی در محاسبه تبخیر و تعرق ارائه می‌دهد. از آنجاکه در این الگوریتم انتخاب پیکسل‌های سرد و گرم مهم‌ترین نقش را در برآورد تبخیر-تعرق واقعی بر اساس این الگوریتم دارند، بنابراین از جمله تصاویری که دقت و اعتبارستنجدی و همچنین پیکسل سایزهای آن برای ما با اهمیت است تصاویر LST می‌باشد که در ماهواره‌های مختلف،



شکل ۱۰- رابطه رگرسیونی بین تصویر تبخیر-تعرق واقعی به دست‌آمده از الگوریتم SEBAL و تصویر NDVI لندست ۷

روش الگوریتم SEBAL و همچنین تکنیک‌های افزایش وضوح تصاویر بر مبنای روش ریزمقیاس بر روی تصاویر دو ماهواره لندست MODIS در مقایسه با داده‌های لایسیمتری مورد ارزیابی قرار گرفتند (جدول ۵).

در این تحقیق که در استان و دشت قزوین با مساحت ۴۴۳۰۰۰ هکتار انجام شد تصاویر MODIS و Landsat ETM+ مربوط به سال ۲۰۰۰ مورد استفاده قرار گرفته‌اند. علت این امر نیز به دلیل انطباق تصاویر با داده‌های لایسیمتری در این تاریخ بوده است. تبخیر-تعرق مرجع گیاه چمن برای سال زراعی ۲۰۰۰ (۲۰۰۰) بر اساس

جدول ۵- مقایسه میزان خطای در تبخیر و تعرق برآورد شده بر اساس تکنیک ریزمقیاس و روش SEBAL در مقایسه با تبخیر و تعرق مشاهداتی لایسیمتر (mm/day)

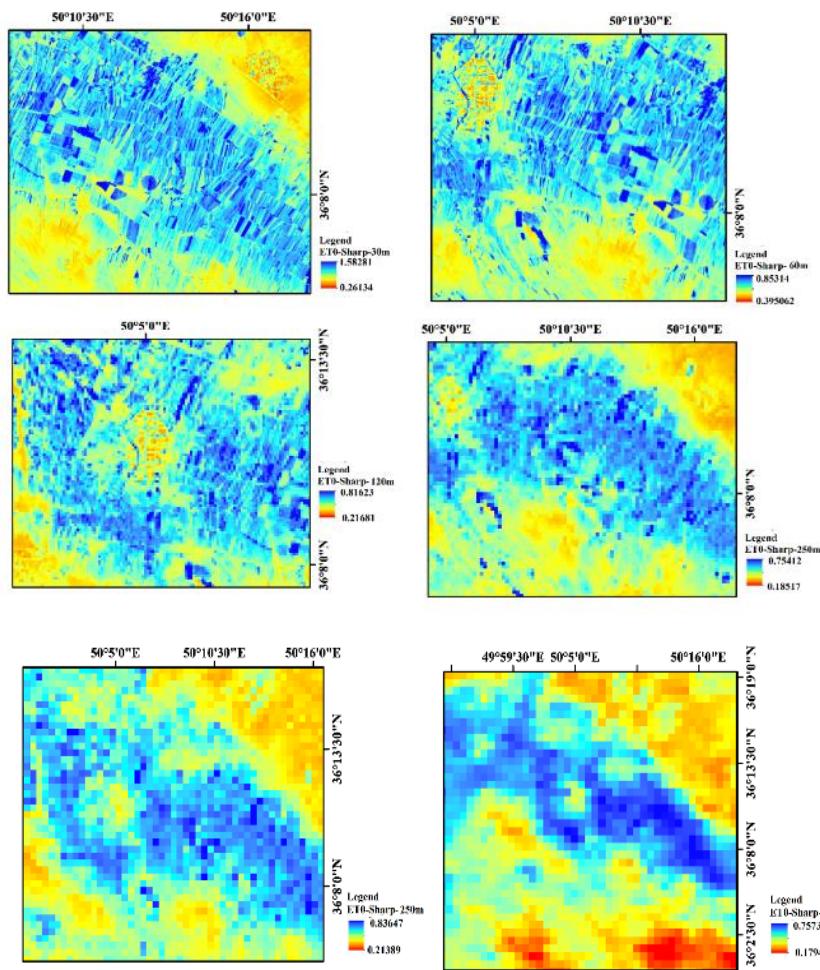
Date	RMSE (mm/day)			MBE (mm/day)			P-Value	
	ET0 (mm/day)	ET(sharp) (mm/day)	ET(SEBAL) (mm/day)	ET(sharp) (mm/day)	ET(SEBAL) (mm/day)	ET(sharp) (mm/day)	ET(SEBAL) (mm/day)	
۲۰-۰۴-۲۰۰۰	۱	-۰.۹۷	۱/۲۴	-۱/۱۴	-۰/۸۱	۰/۰۰۴	-۰/۰۵	
۲۲-۰۵-۲۰۰۰	۵/۴	-۰/۹۱	۱/۹۱	-۰/۸۲	-۰/۲۴	۰/۰۰۱	-۰/۰۳۸	
۲۶-۰۶-۲۰۰۰	۷/۲	-۰/۸۱	۱/۱۱	-۱/۷۲	-۰/۶۱	۰/۰۰۸	-۰/۰۴۹	
۲۵-۰۷-۲۰۰۰	۷/۴	۱	۱/۵۹	-۱/۲۴	۱/۱۷	۰/۰۰۱	-۰/۰۰۳	
۱۳-۰۸-۲۰۰۰	۷/۷	-۰/۸۲	۱/۶۷	-۰/۹۶	۱/۴۴	۰/۰۰۰۶	-۰/۰۰۰۱	
۲۷-۰۹-۲۰۰۰	۶/۶	-۰/۹۳	۱/۸۲	-۱/۵۳	۱/۶۲	۰/۰۰۳۷	-۱/۰۵	

برآوردی بازه‌ای نزدیک به مقادیر به دست آمده از لایسیمتر داشته و همچنین مزارع به‌وضوح قابل تشخیص و مشاهده است.

نتیجه‌گیری

در این تحقیق، ریزمقیاس نمایی تصاویر ماهواره MODIS بر اساس الگوریتم‌های T-Sharp و DisTrade مورد ارزیابی قرار گرفت که نتایج به دست آمده نشان داد که تصاویر ریزمقیاس شده می‌تواند نتایج قابل قبولی را برای محاسبه دمای سطح زمین ایجاد نمایند. در حالی که رگرسیون درجه ۲ چندجمله‌ای خطای بالایی را ایجاد می‌کند. روش FC ساده نیز تقریباً عملکرد مناسب‌تری نسبت به دیگر روش‌ها از خود نشان داد که احتمالاً به دلیل رابطه خطی میان NDVI و TR است. روش T-Sharp fcs برای افزایش وضوح تصاویر دمایی پیشنهاد می‌شود اگرچه تحقیقات بیشتری برای پوشش‌های گیاهی مختلف و شرایط اقلیمی متفاوت نیاز است. با اعمال الگوریتم T-Sharp بر روی تصاویر حرارتی ماهواره MODIS با قدرت تفکیک km ~۱ به ~۳۰ m (بر اساس وضوح شاخص گیاهی) مقدار خطایی برابر با ۰/۴۷-۳/۹۴ درجه سانتی گراد داشت.

بر اساس نتایج جدول (۵) تبخیر-تعرق واقعی به دست آمده از مدل SEBAL با بیش برآورد همراه بوده و خطای بالاتری نسبت به داده به دست آمده از تصاویر شارپ شده دارد. تبخیر-تعرق واقعی به دست آمده از تصاویر شارپ شده با کم برآوردی نسبت به داده‌های لایسیمتری همراه است. بهترین انطباق زمانی است که NDVI آن در بازه ۰/۲ تا ۰/۵ قرار دارد، دیده می‌شود. البته این مورد در زمانی که از روش تجمیع ساده استفاده شود تولید می‌شود. این مورد در هنگام مقایسه داده‌های این سناریو با داده‌های لایسیمتری نیز مشاهده شده است. این امر تأکید جداسازی کاربری زراعی از میان تصاویر را و سپس اعمال محاسبات را موردنوجه ویژه قرار می‌دهد. البته طبیعی است که الگوریتم SEBAL برای برآورد تبخیر-تعرق واقعی در پوشش‌های گیاهی مورد استفاده قرار می‌گیرد و لذا کلیه روابط و فرمول‌های مورد استفاده در این الگوریتم نیز برای تعیین پارامترهای تبخیر-تعرق واقعی کاربری زراعی پیش‌بینی شده است و لذا نتایج به دست آمده در بازه شاخص گیاهی زراعی مورد تائید است. در شکل ۱۱ افزایش وضوح تصاویر تبخیر-تعرق واقعی بر اساس اعمال روش ریزمقیاس تلفیق تصاویر ماهواره‌ای MODIS و لندست ۷ به‌وضوح دیده می‌شود که در مقیاس ۳۰ متری مقادیر تبخیر-تعرق واقعی



شکل ۱۱- افزایش وضوح تصاویر تبخیر-تعرق واقعی از مقیاس ۱ کیلومتری به ۳۰ متری ۲۰۰۰/۴/۲۰

شاخص گیاهی) مقدار خطای برابر با ۱۰/۸۱ میلی‌متر بر روز در مقایسه با مقدار تبخیر و تعرق به دست آمده از لایسیمتر داشت. با افزایش وضوح تصاویر MODIS نقشه‌های تبخیر و تعرق واقعی ۳۰ متری می‌تواند به صورت روزانه در دسترس باشد. با وجود اینکه T-Sharp عملکرد مناسبی در پایش زیستمحیطی پوشش‌های گیاهی مختلف داشته است اما مشکل این تکنیک در باز تولید تغییرات دما برای تغییرات رطوبت خاک حل نشده است.

منابع

- Agam, N., Kustas, W., Anderson, M., Li, F. and Colaizzi, P. 2008. Utility of Thermal Image Sharpening for Monitoring Field-Scale Evapotranspiration Over Rainfed and Irrigated Agricultural Regions. Geophysical Research Letters - GEOPHYS RES LETT, 35. doi:10.1029/2007GL032195
- Agam, N., Kustas, W. P., Anderson, M. C., Li, F. and

همچنین در این تحقیق الگوریتم تلفیق مکانی-زمانی STI-FM به منظور دستیابی به تصاویر با قدرت تفکیک مکانی و زمانی بالا، به تصاویر دمای سطح زمین سنجنده‌های MODIS و لندست ۸ اعمال شد. با توجه با مقدار r^2 بالای ۸۵ درصد و مقدار RMSE کمتر از ۲ درجه کلوین در برآورد دمای سطح زمین توسعه الگوریتم تلفیق مکانی-زمانی تصویر، نشان‌دهنده توانایی مناسب این الگوریتم در پیش‌بینی دمای سطح زمین شبیه لندست در بازه‌های زمانی کمتر از ۱۶ روز بود و نشان داد که با استفاده از این الگوریتم ساده، می‌توان با دقیق خوبی به تصاویر با قدرت تفکیک مکانی شبیه لندست در بازه‌های زمانی مناسب، دست یافت. در این تحقیق، به منظور ریزمقیاس نمایی تصاویر ماهواره MODIS و لندست ۷ الگوریتم‌های بر T-Sharp و لندست ۲ الگوریتم‌های SEBAL مورد روی تصاویر تبخیر و تعرق واقعی حاصل از الگوریتم T-Sharp مورد ارزیابی قرار گرفت که نتایج به دست آمده نشان داد که با اعمال الگوریتم T-Sharp بر روی تصاویر تبخیر-تعرق واقعی ماهواره MODIS با قدرت تفکیک ۱~30 m (بر اساس وضوح

- Kustas, W. P., Norman, J. M., Anderson, M. C. and French, A. N. J. R. s. o. E. 2003. Estimating subpixel surface temperatures and energy fluxes from the vegetation index–radiometric temperature relationship. 85(4): 429-440.
- Li, Z.-L., Tang, B.-H., Wu, H., Ren, H., Yan, G., Wan, Z. and Sobrino, J. A. (2013). Satellite-derived land surface temperature: Current status and perspectives. *Remote Sensing of Environment*. 131: 14-37.
- Lu, D. and Weng, Q. 2006. Spectral mixture analysis of ASTER images for examining the relationship between urban thermal features and biophysical descriptors in Indianapolis, Indiana, USA. *Remote Sensing of Environment*. 104: 157-167. doi:10.1016/j.rse.2005.11.015
- Mokhtari, A., Noory, H., Pourshakouri, F., Haghghatmehr, P., Afrasiabian, Y., Razavi, M. and Naeni, A. S. 2019. Calculating potential evapotranspiration and single crop coefficient based on energy balance equation using Landsat 8 and Sentinel-2. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 154: 231-245.
- Nishida, K., Nemani, R. R., Glassy, J. M. and Running, S. W. 2003. Development of an evapotranspiration index from Aqua/MODIS for monitoring surface moisture status. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 41(2): 493-501.
- Pan, X., Zhu, X., Yang, Y., Cao, C., Zhang, X. and Shan, L. 2018. Applicability of Downscaling Land Surface Temperature by Using Normalized Difference Sand Index. *Scientific Reports*. 8(1): 9530. doi:10.1038/s41598-018-27905-0
- Sen, P. K. 2004. Diagnosing irrigation water resources with multi-sensor remote sensing and GIS techniques: Master of Science, Enschede, The Netherlands.
- Willmott, C. J. 1982. Some comments on the evaluation of model performance. *Bulletin of the American Meteorological Society*. 63(11): 1309-1313.
- Willmott, C. J. and Matsuura, K. 2005. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. *Climate research*. 30(1): 79-82.
- Xu, S., Zhao, Q., Yin, K., He, G., Zhang, Z., Wang, G. and Zhang, N. 2021. Spatial Downscaling of Land Surface Temperature Based on a Multi-Factor Geographically Weighted Machine Learning Model. *Remote Sensing*. 13(6): 1186.
- Zhang, Q., Chen, J. M., Ju, W., Wang, H., Qiu, F., Yang, F. and Feng, Y. 2017. Improving the ability of the photochemical reflectance index to track canopy light use efficiency through differentiating sunlit and shaded leaves. *Remote Sensing of Environment*. 194: 1-15.
- Colaizzi, P. D. J. G. R. L. 2007. Utility of thermal image sharpening for monitoring field-scale evapotranspiration over rainfed and irrigated agricultural regions. 35(2). doi:10.1029/2007GL032195, 2008
- Agam, N., Kustas, W. P., Anderson, M. C., Li, F. and Neale, C. M. J. R. S. o. E. 2007. A vegetation index based technique for spatial sharpening of thermal imagery. 107(4): 545-558.
- Bahman abadi, B., Kaviani, A., daneshkar, p., and Nazari, R. 2018. Estimation of Actual Evapotranspiration Using Satellite Imageries and Single-Source and Two-Source Surface Energy Balance Algorithms in Qazvin Plain. *Journal of Water Research in Agriculture*. 32: 2(2): 227-246. doi:10.22092/jwra.2018.116961
- Bian, Z., Roujeau, J.-L., Lagouarde, J.-P., Cao, B., Li, H., Du, Y. and Liu, Q. 2020. A semi-empirical approach for modeling the vegetation thermal infrared directional anisotropy of canopies based on using vegetation indices. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*. 160: 136-148.
- Chander, G., Markham, B. L. and Helder, D. L. 2009. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment*. 113(5): 893-903. doi:10.1016/j.rse.2009.01.007
- Delgarm, S., Rahimpour, M., Bakhtiari, B. and Sayari, N. 2015. Comparison of actual evapotranspiration obtained from lysimeter data and SEBAL algorithm in Kerman plain by use of MODIS sensor images. *Iranian Journal of Soil and Water Research*. 46(2): 373-383. doi:10.22059/ijswr.2015.55941
- Egdernezhad1, A., Masjedi 2, A. R., Shokouhfar 3, A. R. and Alavifazel 4, M. 2018. Evaluation of AquaCrop and WOFOST in simulating of corn yield under deficit irrigation. *Journal of Plant production Sciences*. 8(1): 69-82.
- Gerhards, M., Schlerf, M., Mallick, K. and Udelhoven, T. 2019. Challenges and future perspectives of multi-/Hyperspectral thermal infrared remote sensing for crop water-stress detection: A review. *Remote Sensing*. 11(10): 1240. <https://doi.org/10.3390/rs11101240>
- Gevaert, C. M. and García-Haro, F. J. 2015. A comparison of STARFM and an unmixing-based algorithm for Landsat and MODIS data fusion. *Remote Sensing of Environment*. 156: 34-44.
- Hazaymeh, K. and Hassan, Q. K. 2015. Fusion of MODIS and Landsat-8 Surface Temperature Images: A New Approach. *PLOS ONE*. 10(3): e0117755. doi:10.1371/journal.pone.0117755
- Hong, S.-H., Hendrickx, J. M. H. and Borchers, B. 2011. Down-scaling of SEBAL derived evapotranspiration maps from MODIS (250 m) to Landsat (30 m) scales. *International Journal of Remote Sensing*. 32(21): 6457-6477. doi:10.1080/01431161.2010.512929

Improving the Spatial Resolution of Thermal Bands Based on Downscale Techniques and it's Effect on Estimating the Evapotranspiration of the Reference Plant

B. Bahmanabadi¹, A. Kaviani^{2*}, H. Ramezani Etedali³, A. Azizian ghatar⁴

Received: Jul.14, 2021

Accepted: Aug. 22, 2021

Abstract

Due to technical limitations, most satellites cannot simultaneously collect images with high spatial, temporal, and spectral resolution. In this paper, the possibility of using DisTrade and TsHARP downscaling methods and STI-FM method in order to achieve high spatial resolution for MODIS and Landsat8 images was investigated. The RMSE value for sharpened images of 1 km to 30 meters was less than 3.93 ° C. In this study, the surface energy balance algorithm (SEBAL) was investigated to estimate the actual evapotranspiration distribution using a combination of Landsat 7 and MODIS satellite images based on the T-Sharp downscale method. The results showed that the integration of satellite images improved the accuracy of estimating actual evapotranspiration compared to Landsat 7 images. The mean squared error of estimated evapotranspiration during the growth period was determined in comparison with lysimetric data for Modis images of 1.24-2.91 mm / day and for integrated images of 0.81-1.1 mm / day. In general, the results of this study showed that the estimation of evapotranspiration using SEBAL algorithm and based on the combination of images with different temporal and spatial accuracy can provide acceptable results.

Keywords: Evapotranspiration, Downscaling, DisTrade, T-sHARP

1- Ph.D. Candidate of Irrigation and Drainage, Department of Water Engineering, Imam Khomeini International University, Qazvin, Iran

2- Associate Professor, Department of Water Engineering, Imam Khomeini International University, Qazvin, Iran

3- Associate Professor, Department of Water Engineering, Imam Khomeini International University, Qazvin, Iran

4- Assistant Professor, Department of Water Engineering, Imam Khomeini International University, Qazvin, Iran

(*- Corresponding Author Email: abbasskaviani@gmail.com)