

Estimating Corn Leaf Area Index Using Satellite Imagery on Google Earth Engine platform and Validating Against WOFOST Model Outputs

Mehdi Asadi *

Dep of Geography Education, Farhangian University, Tehran, Iran

* Corresponding Author: Asadi.m@cfu.ac.ir

ABSTRACT

Introduction: Corn, as one of the key agricultural products and a fundamental pillar of food security worldwide, is cultivated in all parts of the world due to its high resistance and adaptability to various climatic conditions and has long been of interest to farmers due to its high production potential and diverse applications. The leaf area index (LAI) is a key parameter for assessing plant growth. Therefore, accurate measurement and continuous monitoring of LAI are essential for optimal management of corn fields and accurate crop yield prediction. The leaf area index is a key tool for assessing and monitoring vegetation cover changes. The main objective of the present article is to estimation the leaf area index of corn using satellite images in the Google Earth Engine platform and compare it with the output of the WOFOST model, which is innovative in two aspect among research in Iran: one is the use of the WOFOST model, and the other is the use of the capabilities of the Google Earth Engine platform in estimating LAI values and comparing the values with each other.

Material and Methods: This study used Landsat 9 images from the 2023–2024 statistical period within the Google Earth Engine platform. The corn growing period in the Kalibar region of East Azerbaijan province, which spanned from April 15 to September 15, was determined using SMADA software. Additionally, we employed the WOFOST model to examine and compare the leaf area index (LAI) values of corn crops, a key crop for food security. For this purpose, NDVI, SAVI, and LAI indices were calculated. Additionally, r^2 , RMSE, and MSE were used to verify the results.

Results and Discussion: First, NDVI, SAVI, and LAI indices were calculated, with the lowest and highest NDVI on 2024/08/20 and 2023/04/24 being -0.228 and 0.691, and the lowest and highest SAVI on 2024/08/20 and 2023/07/22 being -0.342 and 0.937, respectively. The lowest LAI index recorded was zero, while the highest was 0.968, observed on July 22, 2023. The results showed that the RMSE and MSE values of the LAI index based on the WOFOST model were below 0.0 and were equal to 0.376 and 0.334, respectively. Also, the coefficient of determination (r^2) between the WOFOST model and satellite images is 0.807, and the highest LAI starts from day 180 of crop growth and continues until day 220. Additionally, the highest coefficient of determination (r^2) between LAI and NDVI is related to 2024/09/10 with 0.961, and the lowest is to 2024/06/06 with 0.790. The overall correlation value between the LAI index and NDVI is 0.937.

Conclusion: The findings of this study demonstrate that integrating remote sensing data with crop growth simulation models such as WOFOST can be a powerful tool for monitoring and assessing vegetation dynamics, especially the Leaf Area Index (LAI). Spatiotemporal analyses of the SAVI and NDVI indices revealed that the southern and southwestern regions of the study area exhibited the highest values of these indices due to dense vegetation cover. Conversely, barren lands caused the lowest values in the north and east. A strong positive correlation between SAVI and NDVI (with a coefficient of determination of 0.807) confirms that these indices can be used complementarily to evaluate vegetation health and density. Furthermore, the high agreement between LAI values derived from satellite imagery and WOFOST model predictions (with low RMSE and MSE values of 0.376 and 0.334, respectively) underscores the model's accuracy in simulating plant growth parameters. These findings suggest that calibrating dynamic crop growth models with satellite data can be a practical solution for rapid monitoring and yield prediction in large-scale agricultural applications.

Keywords: Leaf Area Index (LAI), NDVI, SAVI, Google Earth Engine, Landsat, WOFOST.

برآورد شاخص سطح برگ گیاه ذرت با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای در پلتفرم گوگل ارث انجین و مقایسه آن با خروجی مدل WOFOST

مهدی اسدی*

گروه آموزش جغرافیا، دانشگاه فرهنگیان، تهران، ایران

*نویسنده عهده دار مکاتبات: Asadi.m@cfu.ac.ir

چکیده

سابقه و هدف: گیاه ذرت به‌عنوان یکی از اصلی‌ترین محصولات کشاورزی و رکن اساسی امنیت غذایی در سطح جهان به دلیل مقاومت و سازگاری بالا با شرایط اقلیمی گوناگون، در سراسر نقاط جهان کشت شده و به دلیل پتانسیل بالای تولید و کاربردهای متنوع، از دیرباز مورد توجه کشاورزان بوده است. در این میان، شاخص سطح برگ (LAI) به‌عنوان پارامتری حیاتی در ارزیابی رشد گیاه، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است؛ بنابراین، اندازه‌گیری دقیق و پایش مستمر LAI برای مدیریت بهینه مزارع ذرت و پیش‌بینی دقیق عملکرد محصول، امری ضروری است. شاخص سطح برگ به‌عنوان یک معیار مفید در ارزیابی پوشش گیاهی و پایش تغییرات آن مورد استفاده قرار می‌گیرد. هدف اصلی مقاله حاضر برآورد شاخص سطح برگ گیاه ذرت با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای در پلتفرم گوگل ارث انجین و مقایسه آن با خروجی مدل WOFOST می‌باشد که از دو نظر در میان پژوهش‌های داخل کشور ایران دارای نوآوری است که یکی استفاده از مدل WOFOST و دیگری استفاده از قابلیت‌های پلتفرم گوگل ارث انجین در برآورد مقادیر LAI و مقایسه مقادیر با همدیگر می‌باشد.

مواد و روش: در این پژوهش با استفاده از تصاویر لندست ۹ در بازه آماری ۲۰۲۳ تا ۲۰۲۴ در پلتفرم گوگل ارث انجین و همچنین با استفاده از مدل WOFOT مقادیر شاخص سطح برگ (LAI) محصول ذرت به‌عنوان یکی از محصولات اصلی امنیت غذایی مورد بررسی و مقایسه قرار گرفت. برای این منظور شاخص‌های NDVI، SAVI و LAI محاسبه گردیدند. تاریخ‌های دوره رشد ذرت از ۲۴ فروردین تا ۲۴ شهریور در منطقه کلیدر در استان آذربایجان شرقی از طریق نرم‌افزار SMADA محاسبه گردید. همچنین برای صحت‌سنجی نتایج از R^2 ، RMSE و MSE استفاده گردید.

نتایج: ابتدا شاخص‌های NDVI، SAVI و LAI محاسبه گردیدند؛ که بر این اساس، به ترتیب، کمترین و بیشترین NDVI در تاریخ‌های ۲۰۲۴/۰۸/۲۵ و ۲۰۲۳/۰۴/۲۴ برابر با ۰/۲۲۸- و ۰/۶۹۱، کمترین و بیشترین SAVI در تاریخ‌های ۲۰۲۴/۰۸/۲۵ و ۲۰۲۳/۰۷/۲۲ برابر با ۰/۳۴۲- و ۰/۹۳۷ و کمترین میزان شاخص LAI برابر با صفر و بیشترین میزان مربوط به تاریخ ۲۰۲۳/۰۷/۲۲ برابر با ۵/۹۶۸، می‌باشد. نتایج نشان داد که مقادیر RMSE و MSE مربوط به شاخص LAI بر پایه مدل WOFOT زیر ۰/۵ بوده و به ترتیب برابر ۰/۳۷۶ و ۰/۳۳۴ می‌باشد. همچنین ضریب تبیین (R^2) بین مدل WOFOT و تصاویر ماهواره‌ای به ترتیب برابر با ۰/۸۵۷ بوده و بیشترین میزان LAI از روز ۱۸۵ رشد محصول شروع و تا روز ۲۲۵ ادامه می‌یابد. بیشترین میزان ضریب تبیین (R^2) بین LAI و NDVI مربوط به سال ۲۰۲۴/۰۹/۱۰ برابر با ۰/۹۶۱ و کمترین میزان آن مربوط به سال ۲۰۲۴/۰۶/۰۶ برابر با ۰/۷۹۵ می‌باشد. همچنین مقدار همبستگی کلی بین شاخص LAI و NDVI برابر با ۰/۹۳۷ می‌باشد.

نتیجه‌گیری: نتایج پژوهش حاضر به‌وضوح نشان می‌دهد که تلفیق داده‌های سنجش‌ازدور و مدل‌های شبیه‌ساز رشد گیاه مانند WOFOST می‌تواند به‌عنوان یک ابزار قدرتمند در پایش و ارزیابی، پویایی پوشش گیاهی، به‌ویژه شاخص سطح برگ (LAI) مورد استفاده قرار گیرد. تحلیل‌های مکانی و زمانی شاخص‌های SAVI و NDVI نشان داد که مناطق جنوبی و جنوب غربی مطالعه شده به دلیل تراکم بالای پوشش گیاهی، بیشترین مقادیر شاخص‌های مذکور را دارا هستند، درحالی‌که مناطق شمالی و شرقی به دلیل وجود زمین‌های بایر، کمترین مقادیر را نشان می‌دهند. همبستگی مثبت و قوی بین SAVI و NDVI (با ضریب تبیین ۰/۸۵۷) تأیید می‌کند که این شاخص‌ها می‌توانند به‌صورت مکمل برای ارزیابی سلامت و تراکم پوشش گیاهی استفاده شوند. همچنین، تطابق بالای مقادیر LAI استخراج شده از تصاویر ماهواره‌ای با پیش‌بینی‌های مدل WOFOST (با RMSE و MSE پایین به ترتیب ۰/۳۷۶ و ۰/۳۳۴) نشان‌دهنده دقت بالای این مدل در شبیه‌سازی پارامترهای رشد گیاهی است. این

یافته‌ها حاکی از آن است که مدل‌های دینامیکی رشد گیاه، در صورت کالیبره شدن با داده‌های ماهواره‌ای، می‌توانند به‌عنوان یک راهکار عملی برای پایش سریع و پیش‌بینی عملکرد محصولات کشاورزی در مقیاس‌های بزرگ به کار روند.

کلیدواژه‌ها: شاخص سطح برگ (LAI)، SAVI، NDVI، گوگل ارث انجین، لندست، WOFOST.

۱- مقدمه

با توجه به تقاضای ناشی از رشد جمعیت و نیاز به افزایش تولید مواد غذایی، ذرت به‌عنوان یکی از محصولات اصلی امنیت غذایی در سطح جهان در نظر گرفته می‌شود (Luo et al., ۲۰۲۴; Chang et al., ۲۰۲۴). ویژگی منحصربه‌فرد این محصول از جمله سازگاری بیشتر با انواع آب‌وهوا و رشد آن در اکثر مناطق جهان باعث شده بسیاری از کشاورزان در کنار طیف وسیعی از کاربردهای آن به پتانسیل آن برای بازدهی بالاتر اعتقاد داشته باشند (Chen et al., ۲۰۱۹). لذا با توجه به این موارد، نظارت دقیق بر رشد ذرت به درک سریع از اطلاعات محصول برای مدیریت محصول و پیش‌بینی عملکرد آن کمک می‌کند (Qiu et al., ۲۰۲۱).

یکی از متغیرهای مهم برای ارزیابی رشد محصول، شاخص سطح برگ (LAI) است (Fang et al., ۲۰۱۹) و به‌عنوان نیمی از کل سطح برگ در واحد سطح تعریف می‌شود (Yan et al., ۲۰۱۹). این شاخص به‌طور گسترده‌ای برای ارزیابی میزان فتوسنتز و سنجش کارایی جذب نور توسط پوشش گیاهی مورد استفاده قرار می‌گیرد؛ بنابراین، محاسبه دقیق شاخص سطح برگ برای نظارت بر رشد محصول و پیش‌بینی عملکرد ضروری است. روش‌های اندازه‌گیری LAI شامل روش مستقیم (مخرب) و روش غیرمستقیم (غیر مخرب) می‌باشد.

روش مستقیم، معمولاً از ابزارهای مخرب برای اندازه‌گیری استفاده کرده و نتایج به‌دست‌آمده از آن دقیق‌تر است، اما حجم کار زیاد و زمان‌بر است. در مقابل روش‌های غیرمستقیم معمولاً با استفاده از ابزارهای نوری غیر مخرب اندازه‌گیری و مشخص می‌شوند (Fang et al., ۲۰۱۴) اما به‌راحتی تحت تأثیر حسگرها و عوامل محیطی قرار می‌گیرند (Yang et al., ۲۰۲۲). به عبارتی در مقایسه با روش‌های سنتی، از برنامه‌های پردازش هوشمند کاربردی با اندازه‌گیری نرخ شکاف (Confalonieri et al., ۲۰۱۳)، یا از سنجش‌ازدور ماهواره‌ای یا پهپاد برای تخمین LAI با تجزیه و تحلیل داده‌ها استفاده می‌شود (Qiao et al., ۲۰۲۲). این نشان می‌دهد که اندازه‌گیری‌های غیرمستقیم یا بدون تماس در سال‌های اخیر به ابزاری غیرقابل‌اغماض و مهم برای به دست آوردن اطلاعات محصول تبدیل شده‌اند. فناوری سنجش‌ازدور، به‌عنوان یک روش اصلی تشخیص غیر تماسی، دارای ویژگی‌های سرعت و دقت بوده و توانایی به دست آوردن داده‌های بزرگ در سطح گسترده را دارا می‌باشد و در حال حاضر ابزار مهمی برای به دست آوردن اطلاعات محصول و نظارت بر رشد محصول است.

در این زمینه پژوهش‌های زیادی با استفاده از سنجش‌ازدور در سطح جهان و ایران انجام شده است که در ادامه به چند مورد از آن‌ها اشاره می‌گردد. فانگ و همکاران (۲۰۱۱) برای تخمین عملکرد ذرت، به ادغام مقادیر LAI حاصل از تصاویر MODIS و محصولات شاخص گیاهی، با مدل CSM-CERES-Maize پرداختند. نتایج حاصل از شاخص‌های EVI و NDVI به‌تنهایی قابل‌قبول نبودند، چراکه مقادیر خطا، به ترتیب ۰/۲۱ و ۰/۱۳- برای این دو شاخص به دست آمده بود. با این حال، این مطالعه نشان داد که می‌توان عملکرد ذرت را در هنگام برداشت، تنها با استفاده از بخشی از داده‌های سنجش‌ازدور (یک سال)، با موفقیت پیش‌بینی کرد (Fang et al., ۲۰۱۱). فی و همکاران (۲۰۱۲) در شمال شرق چین به مقایسه روش‌های مختلف برای تخمین شاخص سطح برگ ذرت پرداختند. نتایج نشان داد که روش PCA با بیشترین ضریب تعیین (۰/۸۱۴) و کمترین خطا (۰/۵۰۱)، بهترین عملکرد را در تخمین شاخص سطح برگ (LAI) ذرت دارد. همچنین مدل ترکیبی و EVI دارای نتایج متوسط، روش‌های LUT و NN دارای عملکرد ضعیف و روش NDVI کم‌دقت‌ترین روش در بین روش‌های مورد استفاده بود (Fei et al., ۲۰۱۲). لیو و همکاران (۲۰۲۱) با استفاده از پهپاد و سنجش‌ازدور به بررسی افزایش گرادیان شاخص سطح برگ در درختان سیب پرداختند. نتایج نشان دهنده عملکرد خوب روش درخت تصمیم‌گیری، با ضریب تبیین ۰/۸۴۶ و مجذور مربعات خطا ۰/۳۵۶ بود که نشان‌دهنده کارایی سنجش‌ازدور در برآورد سریع و دقیق شاخص سطح برگ درختان سیب است (Liu et al., ۲۰۲۱). ناندان و همکاران (۲۰۲۲) به ارزیابی روش‌های سنجش‌ازدور نوری برای تخمین شاخص سطح برگ گیاهان ذرت و سویا پرداختند. در این پژوهش از تصاویر ماهواره لندست ۵، ۷ و ۸ استفاده گردید. نتایج این مطالعه، معایب و مزایای روش‌های سنجش‌ازدور

نوری موجود را برای تخمین شاخص سطح برگ (LAI) برای محصولات ذرت و سویا با استفاده از تصاویر لندست برجسته کرد. این نتایج برای جوامع سنجش‌ازدور و مدل‌سازی که رویکردهای مقیاس فضایی را برای مدل‌سازی و پایش پوشش گیاهی کشاورزی توسعه می‌دهند، مفید است (Nandan et al., ۲۰۲۲). پرابهاکار و همکاران (۲۰۲۴) در جنوب هند با استفاده از سنجش‌ازدور ابرطیفی هوابرد به نقشه‌برداری شاخص سطح برگ در مراحل مختلف رشد برنج پرداختند. اعتبارسنجی شاخص‌های پوشش گیاهی فراطیفی نشان داد که بهترین مدل برای تخمین شاخص سطح برگ برنج در مرحله نهال و رشد، شاخص $mND705$ (باندهای لبه قرمز، آبی و NIR)، در مرحله پنجه‌زنی، شاخص SAVI (باندهای قرمز و NIR) و در مرحله آغازین، شاخص WDRVI (باندهای قرمز و NIR) می‌باشد (Prabhakar et al., ۲۰۲۴). کین و همکاران (۲۰۲۴) با استفاده از داده‌های سنجش‌ازدور چند منبعی به برآورد شاخص سطح برگ بامبوی غول‌پیکر پرداختند. مقادیر شاخص سطح برگ در منطقه مورد مطالعه عمدتاً از ۲/۲۹ تا ۲/۵۱ متغیر، با میانگین ۲/۴ بود. تحقیقات نشان می‌دهد که استفاده از داده‌های LiDAR فضایی ICESat-۲/ATLAS برای تخمین LAI در مقیاس منطقه‌ای دارای مزیت‌های زیادی است (Qin et al., ۲۰۲۴). لینگ و همکاران (۲۰۲۴) با استفاده از سنجش‌ازدور به بررسی جذب شاخص سطح برگ برای بهبود عملکرد شبیه‌سازی سطح زمین در مقیاس جهانی پرداختند. نتایج نشان داد که همسان‌سازی به‌طور مؤثری به مسئله برآورد بیش‌ازحد مقادیر شاخص سطح برگ، به‌ویژه در مناطق با عرض‌های جغرافیایی کم و پوشش گیاهی متراکم، می‌پردازد. در مقیاس جهانی، تفاوت بین LAI شبیه‌سازی‌شده و جذب‌شده نسبت به داده‌های مشاهده‌ای، بین ۰/۹۰ و ۰/۰۷- اندازه‌گیری می‌شود (Ling et al., ۲۰۲۴). یو و همکاران (۲۰۲۴) با استفاده از تصاویر چند طیفی پهباد با اطلاعات طیفی و بافتی به برآورد شاخص سطح برگ در باغ سیب پرداختند. نتایج نشان داد که ادغام اطلاعات طیفی و بافتی به‌طور مؤثری دقت تخمین LAI را افزایش می‌دهد (Yu et al., ۲۰۲۴).

حسینی و همکاران (۱۴۰۰) به پایش اقلیمی- ماهواره‌ای شاخص سطح برگ در استان همدان پرداختند. نتایج حاصل از سری زمانی داده‌ها نشان داد که سال ۱۳۸۹ دارای بالاترین و سال‌های ۱۳۸۱ و ۱۳۸۷ دارای پایین‌ترین میزان سری زمانی سطح برگ هستند. صادقی و میری (۱۴۰۱) با استفاده از روش‌های زمینی به اندازه‌گیری مستقیم مقدار شاخص سطح برگ (LAI) پرداختند. نتایج این بررسی نشان داد که روش تله لاشبرگ، به دلیل صحت و دقت بالا و درجه تخریب پایین آن در طبیعت، می‌تواند به‌عنوان مؤثرترین روش، در پژوهش‌های پیش رو مورد استفاده پژوهشگران قرار بگیرد. بهی‌فر و همکاران (۱۴۰۲) به برآورد شاخص سطح برگ محصول ذرت با استفاده از تصاویر ماهواره سنتینل ۲ پرداختند. نتایج نشان داد که شاخص EVI با ضریب همبستگی ۰/۷۶ برای برآورد شاخص سطح برگ ذرت علوفه‌ای بهترین عملکرد را داشته است. علاوه بر این، مقدار RMSE روش‌های رگرسیون غیرخطی بیشتر از روش‌های خطی بوده است. حاجب و همکاران (۱۴۰۲) به تهیه نقشه شاخص سطح برگ گیاه نیشکر با استفاده از معکوس‌سازی تصاویر ابرطیفی ماهواره PRISMA پرداختند. مقایسه عملکرد BRANN با یک روش متعارف شبکه عصبی (شبکه آموزش‌دیده با روش لونبرگ - مارکوارت (LMANN) در بازایی شاخص سطح برگ نیشکر از طیف (PRISMA)، حاکی از این است که مقدار RMSE از ۲/۲۶ (مترمربع در مترمربع) در روش LMANN به ۰/۴۷ (مترمربع در مترمربع)، در استفاده از روش BRANN کاهش یافته است. در این پژوهش، به‌منظور کاهش ابعاد داده نیز از تبدیل مؤلفه‌های اصلی استفاده شد. نتایج این تحقیق بیانگر قابلیت بالای روش BRANN و تصاویر PRISMA برای بازایی شاخص سطح برگ نیشکر است. میری و همکاران (۱۴۰۲) به مدل‌سازی شاخص سطح برگ در جنگل‌های زاگرس با استفاده از تصویر Sentinel-۲ و رگرسیون فرایند گاوسی پرداختند. به‌طور کلی، نتایج این پژوهش تا حدودی قابلیت داده‌های ماهواره Sentinel-۲ برای ارزیابی شاخص سطح برگ در جنگل‌های شاخه زاد زاگرس شمالی را اثبات می‌کند. با این حال، استفاده از داده‌های زمینی شاخص سطح برگ و داده‌های Sentinel-۲ در فصل‌های مختلف رویش می‌تواند در تأیید استحکام و کاهش عدم قطعیت یافته‌های پژوهش پیش رو کمک کند.

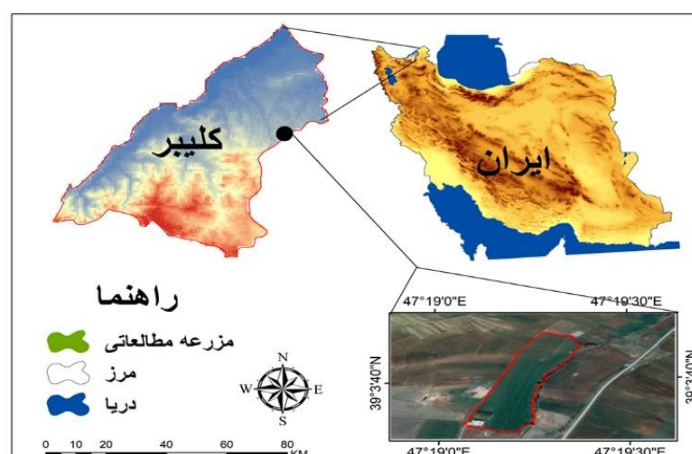
با توجه به پیشینه پژوهش هدف اصلی مقاله حاضر، محاسبه شاخص سطح برگ گیاه ذرت با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای در پلتفرم گوگل ارث انجین و مقایسه نتایج آن با خروجی حاصل از مدل WOFOST می‌باشد که از دو نظر در میان پژوهش‌های داخل کشور ایران دارای نوآوری است که یکی استفاده از مدل WOFOST و دیگری استفاده از قابلیت‌های پلتفرم گوگل ارث انجین در برآورد مقادیر LAI و مقایسه مقادیر با یکدیگر می‌باشد. لازم به ذکر است که نوآوری اصلی پژوهش حاضر نه در کاربرد

جداگانه این روش‌ها (که پیش از این نیز مورد استفاده قرار گرفته‌اند) بلکه در ارائه چارچوبی علمی برای ارزیابی تطبیقی دقت، قابلیت‌ها و محدودیت‌های هر روش از طریق تحلیل‌های کمی (همبستگی، RMSE و MAE) و کیفی در محیط‌های عملیاتی واقعی است. این مقایسه دوگانه می‌تواند مبنای ارزشمندی برای انتخاب روش بهینه برآورد LAI بر اساس شرایط و امکانات موجود فراهم آورد.

۲- روش‌شناسی

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

شهرستان کلیبر یکی از شهرستان‌های استان آذربایجان شرقی است که در عرض جغرافیایی ۳۸ درجه و ۵۲ دقیقه و طول جغرافیایی ۴۷ درجه و ۲ دقیقه واقع شده است. این شهرستان از شمال با جمهوری آذربایجان و رود ارس، از غرب با شهرستان جلفا، از شرق با استان اردبیل (دشت مغان) و از جنوب با شهرستان اهر همسایه است. مرکز آن شهر کلیبر، در فاصله ۱۶۰ کیلومتری از تبریز قرار دارد و ارتفاع آن از سطح دریا ۱۲۴۰ متر است (شکل ۱). کلیبر را از چهار طرف کوه‌هایی با ویژگی‌های منحصربه‌فرد احاطه کرده و دارای آب‌وهوای معتدل کوهستانی است و سراسر منطقه را جنگل‌های تنگ و مراتع سرسبز محل ییلاق عشایر دشت مغان و ارسباران پوشانده است. کلیبر در بستر رود کلیبر و در سرزمینی صخره‌ای واقع شده و تنها معبر کوهستانی میان اهر و بخش‌های ساحلی رود ارس است. مزرعه ذرت نمونه در پژوهش حاضر با مساحتی بالغ بر ۵/۷۸ هکتار در محدوده عرض جغرافیایی ۳۹ درجه و ۳ دقیقه و ۳۹ ثانیه و طول جغرافیایی ۴۷ درجه و ۱۹ دقیقه و ۱۴ ثانیه قرار دارد.



شکل ۱. منطقه مورد مطالعه

۲-۲- داده‌ها و روش کار

در پژوهش حاضر برای ارزیابی شاخص سطح برگ گیاه ذرت ابتدا مراحل فنولوژیکی رشد گیاه (تاریخ‌های کاشت، داشت برداشت) از طریق نرم‌افزار^۱ SMADA استخراج گردیده و با توجه به ماه شروع کاشت (فروردین) تا برداشت (شهریور) گیاه ذرت در منطقه کلیبر اقدام به تهیه تصاویر ماهواره‌ای شد (جدول ۱).

جدول ۱. دوره فنولوژی گیاه ذرت در شهرستان کلیبر

تاریخ				مرحله رشد
روز پایان	ماه پایان	روز شروع	ماه شروع	
۸	اردیبهشت	۲۴	فروردین	کاشت
۲۳	خرداد	۹	اردیبهشت	سبزی‌نگی
۲۳	خرداد	۱۴	خرداد	گلدهی

^۱ . Soil Moisture Accounting and Data Analysis

رسیدگی	تیر	۱۴	مرداد	۳
برداشت	شهریور	۹	شهریور	۲۴

۲-۳- نرم افزار SMADA

نرم افزار SMADA یک ابزار تخصصی در مدل سازی هیدرولوژیکی است که در این پژوهش برای تعیین دقیق مراحل فنولوژیکی ذرت (شامل تاریخ های کاشت، داشت و برداشت) با ورودی های شامل: ۱- داده های اقلیمی روزانه (دما، بارش، تبخیر-تعرق)، ۲- پارامترهای خاک (رس، سیلت و لومی) و ۳- مشخصات گیاهی (عمق ریشه، طول دوره رشد) مورد استفاده قرار گرفت. خروجی اصلی این نرم افزار شامل تعیین دقیق تاریخ های مراحل رشد گیاه بر اساس شاخص های دما، بارش و نیاز آبی بوده که به عنوان مبنای زمانی برای تحلیل های بعدی در مدل WOFOST و پردازش تصاویر ماهواره ای استفاده شد. روش کار به این صورت بود که ابتدا با استفاده از برنامه ۲۰۰ Distrib نرم افزار SMADA بهترین تابع برازش یافته بر آمار موجود تعیین شد و در نهایت احتمال وقوع ۹۵ درصد هر یک از متغیرهای اقلیمی (دما و بارش) پیش بینی و محاسبه گردید. بدین صورت که ابتدا میانگین متغیرهای اقلیمی بارش (بارش سالانه، پاییزه، بهار و اردیبهشت ماه) و دما (دمای مطلوب جوانه زنی، سنبله دهی و پر شدن دانه) هر ایستگاه به طور مجزا وارد نرم افزار شده و سپس با استفاده از روش پیش بینی ویبول، هر یک از متغیرهای بارش و دما با احتمال وقوع ۹۵ درصد برآورد گردید. در نهایت با استفاده از شاخص GDD^1 یا همان درجه در روز رشد (رابطه ۱) تاریخ های کاشت، داشت و برداشت استخراج گردید (جدول ۱).

$$GDD = \sum_a^b \left(\frac{T_{max} + T_{min}}{2} - T_b \right) \quad \text{رابطه (۱)}$$

که در آن، GDD درجه روز رشد، T_{max} دمای حداکثر، T_{min} دمای حداقل برحسب درجه سانتی گراد، T_b دمای مبنا (در اینجا ۱۰ درجه سانتی گراد) و a و b تاریخ شروع و پایان هر مرحله فنولوژی است (بازگیر، ۱۳۹۴). بعد از شناسایی مراحل رشد یا همان مراحل فنولوژیکی گیاه ذرت، بر اساس مراحل رشد محصول، تصاویر لندست ۹ در مسیر ۱۶۸ و ردیف ۳۳ برای سال های ۲۰۲۳ و ۲۰۲۴ در پلتفرم گوگل ارث انجین انتخاب (جدول ۲) و شاخص های مورد نظر محاسبه گردیدند.

جدول ۲. تصاویر مورد استفاده لندست

ماهواره			ردیف	تاریخ تصاویر	ردیف	تاریخ تصاویر
سنجنده	مسیر	ردیف				
لندست ۹	۱۶۸	۳۳	۱	۲۰۲۳/۰۴/۲۴	۷	۲۰۲۳/۰۷/۲۲
			۲	۲۰۲۴/۰۴/۱۷	۸	۲۰۲۴/۰۷/۲۴
			۳	۲۰۲۳/۰۵/۱۱	۹	۲۰۲۳/۰۸/۲۳
			۴	۲۰۲۴/۰۵/۲۹	۱۰	۲۰۲۴/۰۸/۲۵
			۵	۲۰۲۳/۰۶/۲۸	۱۱	۲۰۲۴/۰۹/۱۰
			۶	۲۰۲۴/۰۶/۰۶	۱۲	۲۰۲۳/۰۹/۱۶

۲-۴- شاخص NDVI

^۱ . Growth degree day

شاخص $NDVI^1$ به عنوان یک ابزار تحلیل در سنجش از دور، برای ارزیابی و شناسایی پوشش گیاهی و سلامت آن به کار می‌رود. این شاخص با مقایسه بازتابش مادون قرمز و بازتابش مرئی بازتابیده شده از سطح زمین محاسبه می‌شود و مقادیری بین ۱- تا ۱+ دارد؛ مقادیر بالای آن نشان‌دهنده پوشش گیاهی سالم و پرمحتوا است. مقدار شاخص تفاضل نرمال شده گیاهی از طریق رابطه ۲ به دست می‌آید (Carlson & Ripley, ۱۹۹۷):

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad \text{رابطه (۲)}$$

که در آن: NIR : باند مادون قرمز و Red : باند قرمز می‌باشد.

۲-۵- شاخص SAVI

شاخص تعدیل‌شده پوشش گیاهی خاک (SAVI) یک شاخص پیشرفته شبیه به $NDVI$ است که برای کاهش تأثیر بازتاب خاک، به‌ویژه در مناطقی با پوشش گیاهی کم و خاک نمایان، طراحی شده است. این شاخص از یک ضریب تعدیل پس‌زمینه تاج پوشش به نام L استفاده می‌کند که متناسب با تراکم پوشش گیاهی تنظیم می‌شود. مقدار L معمولاً بر اساس اطلاعات پیشین درباره تراکم پوشش انتخاب می‌شود و طبق پیشنهاد Huete (۱۹۸۸)، مقدار بهینه آن $L = 0.5$ برای جبران تغییرات مرتبه اول پس‌زمینه خاک است. SAVI به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک مؤثر بوده و دقت بالاتری در تشخیص و تحلیل پوشش گیاهی ارائه می‌دهد. شاخص تعدیل‌شده گیاهی برای خاک (SAVI) می‌باشد که از رابطه ۳ به دست می‌آید (Huete, ۱۹۸۸):

$$SAVI = \frac{(NIR - Red) \cdot (1 + L)}{NIR + Red} \quad \text{رابطه (۳)}$$

که در آن: L : فاکتور تصحیح کننده اثرات خاک بوده و بین ۰ و ۱ به ترتیب برای پوشش گیاهی متراکم و نبود پوشش گیاهی، متغیر است.

۲-۶- شاخص LAI

شاخص پوشش سطح برگ یا LAI شاخصی است که مستقیماً بر روی میزان گسیلمندی تأثیر می‌گذارد و با استفاده از رابطه ۴ محاسبه می‌گردد (آلن و همکاران، ۲۰۰۲):

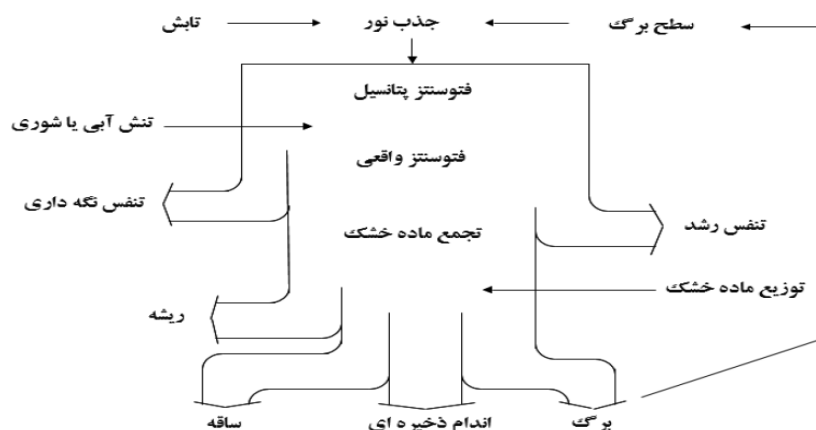
$$LAI = - \left(\ln \left(\frac{0.69 - SAVI}{0.59} \right) \right) / 0.91 \quad \text{رابطه (۴)}$$

۲-۷- مدل WOFOST

مدل WOFOST (World Food Studies) یک ابزار قدرتمند برای شبیه‌سازی رشد گیاهان زراعی است که فرآیندهای پیچیده رشد از جمله فتوسنتز، تنفس و تخصیص مواد خشک را در طول فصل رشد مدل‌سازی می‌کند. این مدل قادر است تأثیر عوامل محیطی مانند تابش خورشیدی، دما، آب و مواد غذایی را بر رشد گیاهان پیش‌بینی کند. با استفاده از WOFOST می‌توان به درک بهتری از مکانیسم‌های رشد گیاهان دست یافت و از آن برای پیش‌بینی عملکرد محصولات کشاورزی و مدیریت بهینه منابع آب و خاک استفاده کرد (Eitzinger et al., ۲۰۰۴; Supit et al., ۱۹۹۴). همان‌طور که در شکل ۱ مشاهده می‌شود، مدل مورد مطالعه، فرآیندی گام‌به‌گام را برای شبیه‌سازی رشد گیاهان طی می‌کند. در این مدل، میزان جذب انرژی تابشی توسط پوشش گیاهی، متناسب با مقدار نور رسیده به گیاه و مساحت برگ‌های آن است. انرژی جذب شده توسط گیاه برای انجام فرایند فتوسنتز و تولید مواد آلی مورد استفاده قرار می‌گیرد. با این حال، عوامل تنش‌زای محیطی مانند خشکی و شوری می‌توانند بر میزان فتوسنتز تأثیر منفی بگذارند. بخشی از مواد آلی تولید شده توسط گیاه برای تأمین انرژی مورد نیاز جهت حفظ حیات گیاه مصرف می‌شود و بخش دیگر برای رشد و تولید اندام‌های جدید و دانه به کار می‌رود. توزیع این مواد آلی در قسمت‌های مختلف گیاه (ریشه، ساقه، برگ و اندام‌های ذخیره‌ای) به مرحله رشد گیاه بستگی دارد (Eitzinger et al., ۲۰۰۴). تخصیص مواد خشک

^۱ . Normalized Difference Vegetation Index

به برگ‌ها، به‌عنوان اندام اصلی فتوسنتز، نقش کلیدی در رشد گیاه ایفا می‌کند. افزایش سطح برگ‌ها، ظرفیت جذب نور و در نتیجه، تولید مواد آلی را افزایش می‌دهد. وزن خشک کل گیاه نیز، حاصل رشد تدریجی آن در طول زمان است، هرچند بخشی از بافت‌های گیاهی به‌مرور زمان پیر شده و از بین می‌روند. عوامل محیطی مانند دما و مراحل رشد فنولوژیکی، بر سرعت و نحوه انجام فرآیندهای فیزیولوژیکی گیاه تأثیر می‌گذارند (شفیعی و همکاران، ۱۳۹۷).



شکل ۲. ساختار فرآیندهای اصلی شبیه‌سازی رشد محصول در مدل WOFOST

منبع: اسپویت و همکاران، ۱۹۹۴

همچنین لازم به ذکر است که در این پژوهش، ورودی‌های مدل WOFOST شامل: ۱- داده‌های هواشناسی (تابش خورشیدی، دما، بارش و رطوبت)، ۲- پارامترهای خاک (ظرفیت نگهداری آب و هدایت هیدرولیکی)، ۳- پارامترهای گیاهی ویژه ذرت (نرخ رشد برگ، ضریب انقراض نور و مدت زمان مراحل رشد) و ۴- داده‌های مدیریت کشت (تاریخ کاشت، تراکم بوته، آبیاری و کوددهی) است. این مدل با شبیه‌سازی فرآیندهای فتوسنتز، تنفس و تخصیص ماده خشک، خروجی‌هایی مانند شاخص سطح برگ (LAI)، زیست توده و عملکرد بالقوه به‌صورت روزانه را محاسبه و در قالب فایل‌های متنی و نمودار ساختارمند تولید می‌کند. برای تجزیه و تحلیل مکانی، این خروجی‌ها، با استفاده از روش درون‌یابی وزن‌دهی معکوس فاصله به داده‌های رستری با تفکیک مکانی ۳۰ متر (متناسب با تصاویر لندست ۹) تبدیل شدند. دقت مدل در تخمین LAI به کالیبراسیون صحیح پارامترهای گیاهی وابسته است که در مطالعاتی مانند پژوهش حاضر، با اعتبارسنجی از طریق داده‌های ماهواره‌ای (مانند شاخص NDVI و SAVI) تأیید شده است.

۲-۸- اعتبارسنجی

برای ارزیابی عملکرد شاخص‌های در نظر گرفته شده از معیارهای ضریب تعیین، مجذور میانگین مربعات خطا و میانگین مربعات خطا (روابط ۵ تا ۷) استفاده گردید.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_{act} - y_{est})^2}{\sum y_{act}^2 - \sum n y_{act}^2} \quad \text{رابطه (۵)}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^p \sum_{i=1}^n (y_{act_{ij}} - y_{est_{ij}})^2}{NP}} \quad \text{رابطه (۶)}$$

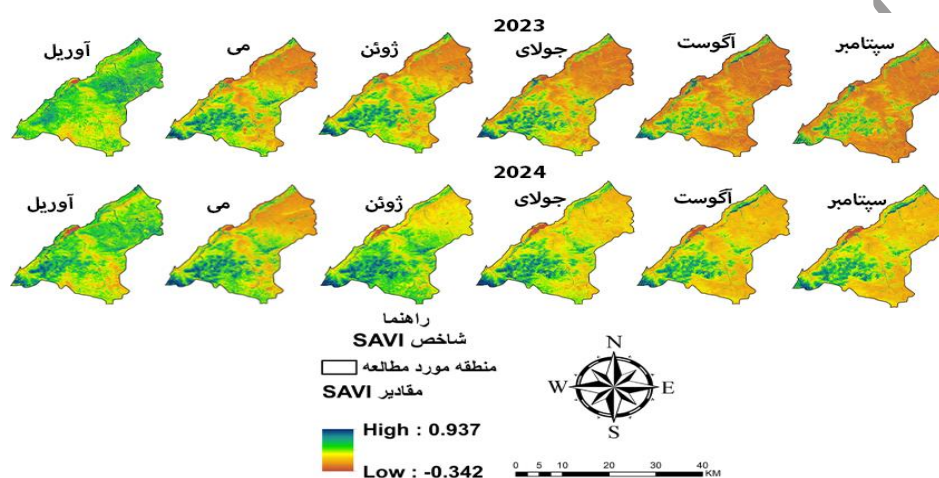
$$MSE = \frac{\sum (\hat{y}_t - y_t)^2}{N} \quad \text{رابطه (۷)}$$

که در آن‌ها، y_{act} : مقادیر واقعی، $\bar{y}_{est}$: میانگین مقادیر واقعی، y_{ast} : مقادیر برآورد شده، $\bar{y}_{est}$: میانگین مقادیر برآورد شده، $y_{act_{ij}}$: مقادیر مشاهده شده برای نمونه i از شاخص سطح برگ j ، $y_{est_{ij}}$: مقادیر پیش‌بینی شده برای نمونه i از شاخص سطح برگ j .

برگ ز، n: تعداد داده‌ها، P: تعداد متغیرهای خروجی و N: تعداد نمونه‌ها در لایه خروجی می‌باشد (اسدی و کامران، ۲۰۲۲ و ۲۰۲۳).

۳- نتایج و بحث

نتایج حاصل از پردازش تصاویر ماهواره‌ای در این مطالعه نشان می‌دهد که شاخص SAVI به‌عنوان یک شاخص تعدیل‌شده برای شرایط خاک، ابزار مناسبی برای برآورد شاخص سطح برگ (LAI) در منطقه مورد مطالعه است. توزیع مکانی الگوی مشخصی را نشان می‌دهد که به‌وضوح تفاوت‌های پوشش گیاهی در بخش‌های مختلف منطقه را آشکار می‌سازد (شکل ۳). مقادیر بالای SAVI در مناطق جنوبی و جنوب غربی (با حداکثر مقدار ۰/۹۳۷ در تاریخ ۲۰۲۳/۰۷/۲۲) عمدتاً نشان‌دهنده تراکم بالای پوشش گیاهی در این مناطق است که ناشی از وجود مزارع ذرت با رشد مطلوب و یا پوشش‌های طبیعی مترکم می‌باشد. در مقابل، مقادیر پایین SAVI در مناطق شمالی، شرقی و جنوب شرقی (با حداقل مقدار ۰/۳۴۲ - در تاریخ ۲۰۲۴/۰۸/۲۵) بیانگر زمین‌های بایر، مناطق با پوشش گیاهی تنک و یا اراضی تحت تنش آبی در پایان فصل رشد می‌باشد. این تغییرات زمانی و مکانی SAVI به‌خوبی نشان می‌دهد که این شاخص قادر است تغییرات پویای پوشش گیاهی را در طول فصل رشد ثبت نماید. نکته حائز اهمیت، مقادیر منفی SAVI که می‌تواند نشانگر شرایط نامساعد محیطی، خشکی شدید و یا خطاهای پیش‌پردازش تصاویر باشد (جدول ۳).

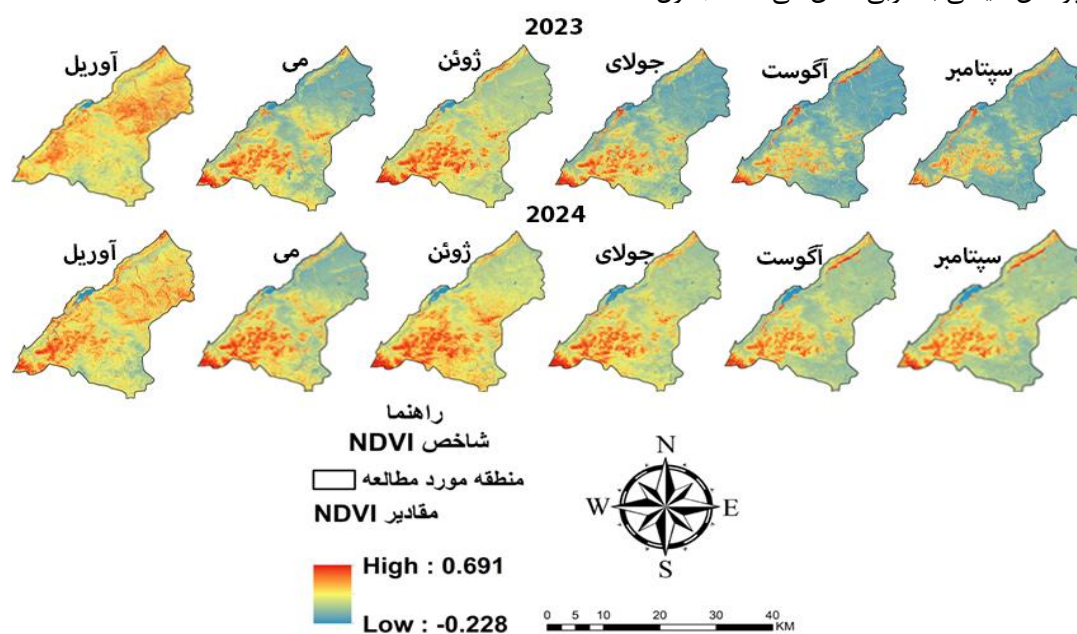


شکل ۳. نقشه پراکنش SAVI در منطقه مورد مطالعه

جدول ۳. مقادیر SAVI حداقل و حداکثر برای تصاویر مورد بررسی در منطقه مورد مطالعه

شاخص SAVI		تاریخ
حداکثر	حداقل	
۰/۸۷۳	-۰/۲۱۸	۲۰۲۳/۰۴/۲۴
۰/۸۰۰	-۰/۲۰۳	۲۰۲۴/۰۴/۱۷
۰/۸۱۶	-۰/۱۹۲	۲۰۲۳/۰۵/۱۱
۰/۸۲۸	-۰/۲۶۰	۲۰۲۴/۰۵/۲۹
۰/۸۰۹	-۰/۱۸۳	۲۰۲۳/۰۶/۲۸
۰/۸۵۷	-۰/۲۴۹	۲۰۲۴/۰۶/۰۶
۰/۹۳۷	-۰/۲۶۷	۲۰۲۳/۰۷/۲۲
۰/۷۸۵	-۰/۱۶۲	۲۰۲۴/۰۷/۲۴
۰/۸۱۵	-۰/۲۴۲	۲۰۲۳/۰۸/۲۳
۰/۸۰۷	-۰/۳۴۲	۲۰۲۴/۰۸/۲۵
۰/۸۴۰	-۰/۱۹۵	۲۰۲۳/۰۹/۱۶
۰/۸۱۲	-۰/۱۸۲	۲۰۲۴/۰۹/۱۰

همچنین برای درک بهتر تغییرات شاخص LAI در منطقه مورد مطالعه، مقادیر شاخص NDVI نیز، برای بررسی میزان همبستگی بین مقادیر LAI و NDVI استخراج گردید (شکل ۳). بر این اساس، مناطق جنوبی و جنوب غربی مورد مطالعه که از تراکم پوشش گیاهی بالاتری برخوردارند، همزمان مقادیر بالاتری از هر دو شاخص LAI و NDVI را نشان می‌دهند. این همبستگی مثبت ($R^2 = 0.857$) به‌خوبی تأییدکننده این اصل علمی است که شاخص‌های گیاهی مبتنی بر سنجش‌ازدور می‌توانند به‌عنوان جانشین مناسبی برای برآورد پارامترهای بیوفیزیکی گیاهان مورد استفاده قرار گیرند. نکته قابل‌توجه، تغییرات زمانی مشاهده شده در مقادیر NDVI است که بیشترین مقدار آن (۰/۶۹۱) در ماه آوریل (فروردین - اردیبهشت) و کمترین مقدار (۰/۲۲۸-) در ماه اوت (مرداد - شهریور) ثبت شده است. این تغییرات کاملاً با چرخه فنولوژیکی گیاهان در منطقه مورد مطالعه که اقلیم نیمه‌خشک دارد، همخوانی دارد. ماه آوریل مصادف با اوج رشد گیاهی در منطقه است درحالی‌که ماه اوت با دوره خشکی و خزان گیاهان همراه می‌باشد. مناطق شمالی و شرقی که عمدتاً بایر هستند، به‌طور طبیعی کمترین مقادیر NDVI را نشان می‌دهند. این یافته‌ها با مطالعات مشابهی مانند تودورووا و زینسکی (۲۰۲۵) که رابطه بین NDVI و LAI را در یک سایت جنگلی بررسی کرده بودند (Todorova & Zhiyanski, ۲۰۲۵)، همسو است. نتایج این بخش از مطالعه، نه‌تنها صحت روش‌شناسی تحقیق حاضر را تأیید می‌کند، بلکه کارایی تلفیق داده‌های سنجش‌ازدور و مدل‌های رشد گیاهی را در پایش کمی و کیفی پوشش گیاهی به‌خوبی نشان می‌دهد (جدول ۴).



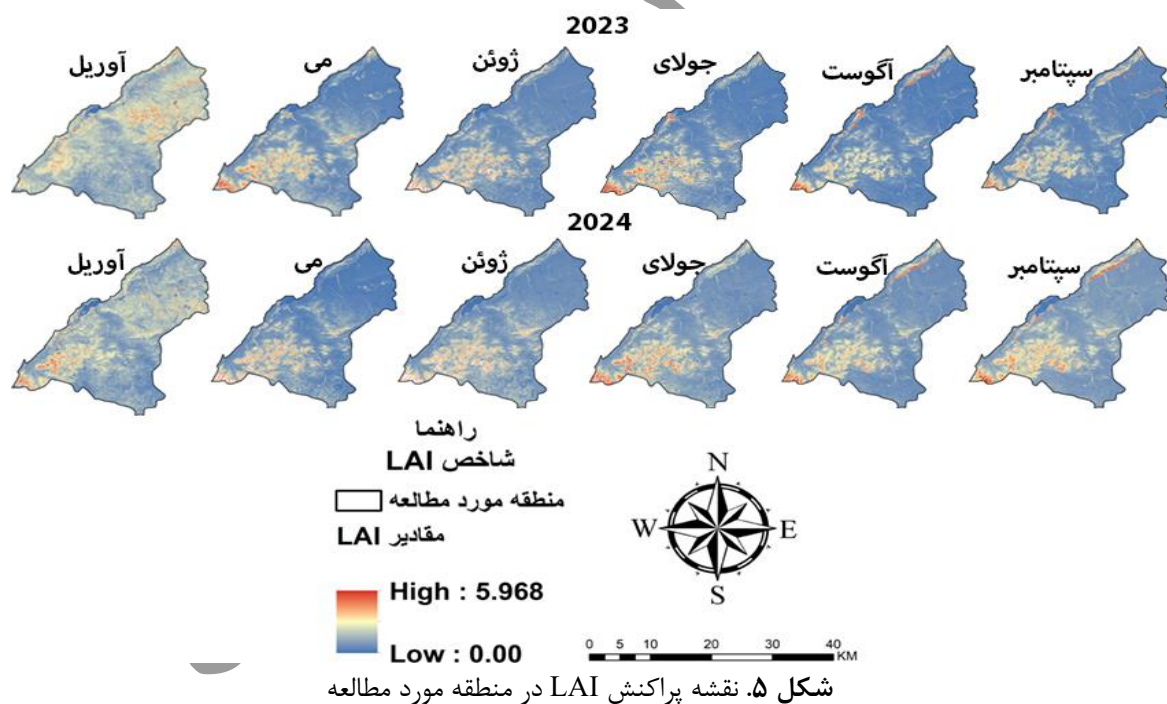
شکل ۴. نقشه پراکنش NDVI در منطقه مورد مطالعه

جدول ۴. مقادیر NDVI حداقل و حداکثر برای تصاویر مورد بررسی در منطقه مورد مطالعه

شاخص NDVI		تاریخ
حداکثر	حداقل	
۰/۶۹۱	-۰/۱۴۵	۲۰۲۳/۰۴/۲۴
۰/۵۵۳	-۰/۱۳۶	۲۰۲۴/۰۴/۱۷
۰/۵۴۴	-۰/۱۲۸	۲۰۲۳/۰۵/۱۱
۰/۵۵۲	-۰/۱۷۳	۲۰۲۴/۰۵/۲۹
۰/۵۷۶	-۰/۱۷۷	۲۰۲۳/۰۶/۲۸
۰/۵۷۱	-۰/۱۶۶	۲۰۲۴/۰۶/۰۶
۰/۶۲۴	-۰/۱۷۸	۲۰۲۳/۰۷/۲۲

۰/۵۲۳	-۰/۱۰۸	۲۰۲۴/۰۷/۲۴
۰/۵۴۳	-۰/۱۶۱	۲۰۲۳/۰۸/۲۳
۰/۵۳۸	-۰/۲۲۸	۲۰۲۴/۰۸/۲۵
۰/۵۶۰	-۰/۱۳۰	۲۰۲۳/۰۹/۱۶
۰/۵۴۶	-۰/۱۲۱	۲۰۲۴/۰۹/۱۰

در ادامه بر اساس تصاویر لندست ۹، مقادیر LAI برای تاریخ‌های مورد بررسی در منطقه مورد مطالعه محاسبه گردید (شکل ۴). همان‌گونه که در شکل ۵ نیز مشاهده می‌شود، کمترین میزان شاخص LAI در تمامی تصاویر برابر صفر (برای زمین‌های بایر) می‌باشد که شامل مناطق شمال، شمال شرق، شرق و جنوب شرق منطقه مورد مطالعه است. همچنین بیشترین میزان شاخص مذکور مربوط به تاریخ ۲۰۲۳/۰۷/۲۲ با مقدار عددی ۵/۹۶۸ می‌باشد که شامل مناطق جنوب غربی و تقریباً مرکز منطقه مورد مطالعه است و در آن منطقه جنگل‌های ارسباران قرار دارند و بالا بودن میزان شاخص LAI با نتایج پژوهش حاضر همخوانی دارد. این نتایج نه تنها دقت روش‌های سنجش‌ازدور در برآورد پارامترهای بیوفیزیکی پوشش گیاهی را تأیید می‌کند، بلکه نشان‌دهنده قابلیت بالای تصاویر لندست ۹ در تفکیک پوشش‌های گیاهی با تراکم مختلف است. بالا بودن مقادیر LAI در مناطق جنگلی را می‌توان به تراکم بالای تاج پوشش، تنوع گونه‌ای و وضعیت مطلوب اکولوژیکی این مناطق نسبت داد. این یافته‌ها با مطالعات دونگ و همکاران (۲۰۲۰) که به بررسی شاخص LAI با استفاده از تصاویر لندست و سنتینل پرداختند (Dong et al., ۲۰۲۰)، همسو می‌باشد و بر کارایی این فناوری در مدیریت پایدار منابع طبیعی تأکید دارد.

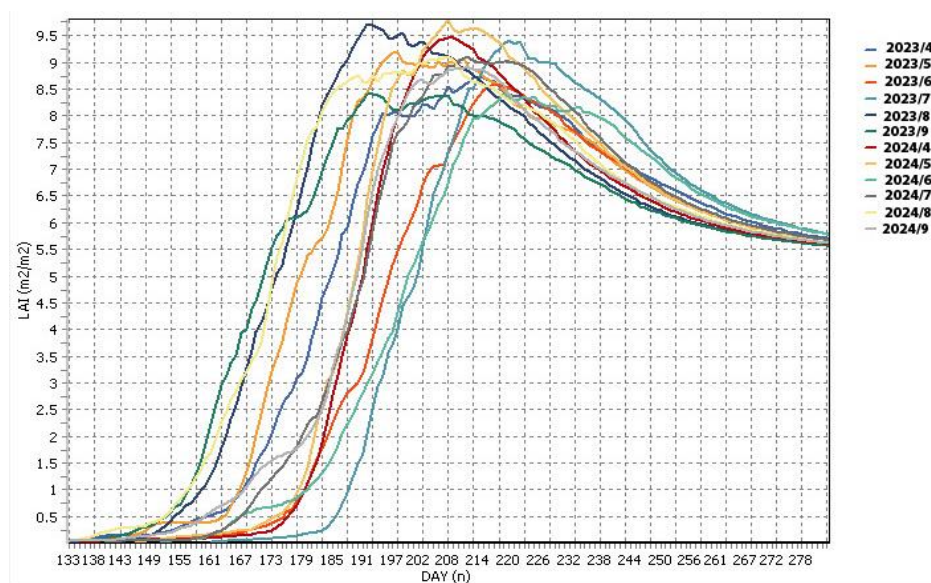


در ادامه با استفاده از مدل WOFOST، مقادیر LAI برای مقایسه با نتایج LAI حاصل از تصاویر ماهواره‌ای محاسبه گردید و مقادیر آن برای سال‌های مختلف به دست آمد (جدول ۵). لازم به ذکر است که واسنجی و صحت‌سنجی مربوط به مدل WOFOST در منابع و مطالعات مختلف (Boons-Prins et al., ۱۹۹۳; Kroes & van Dam, ۲۰۰۳; Confatonieri et al., ۲۰۰۹; Zhuo et al., ۲۰۱۲) به اثبات رسیده است. همچنین شکل ۶ نشان‌دهنده مقادیر LAI به‌دست‌آمده از مدل WOFOST می‌باشد که در طول دو سال در ماه‌های مورد بررسی و در طول دوره رشد محصول ذرت مورد ارزیابی قرار گرفته

است که بیشترین میزان LAI از روز ۱۸۵ رشد محصول شروع و تا روز ۲۲۵ ادامه می‌یابد. این مورد کاملاً با سیکل فیزیولوژیک رشد ذرت مطابقت دارد که معادل مرحله زایشی و رویشی ذرت است و معمولاً با حداکثر توسعه سطح برگ همراه می‌باشد.

جدول ۵. برآورد شاخص سطح برگ ذرت علوفه‌ای در شهرستان کلیبر

تصاویر لندست	مدل WOFOST	تاریخ
۴/۶۱۹	۴/۴۵۱	۲۰۲۳/۰۴/۲۴
۴/۹۳۲	۵/۳۱۴	۲۰۲۴/۰۴/۱۷
۴/۶۷۴	۴/۵۸۸	۲۰۲۳/۰۵/۱۱
۴/۸۹۱	۴/۷۴۳	۲۰۲۴/۰۵/۲۹
۵/۹۳۷	۶/۱۵۶	۲۰۲۳/۰۶/۲۸
۵/۹۴۶	۶/۴۲۸	۲۰۲۴/۰۶/۰۶
۵/۹۶۸	۶/۶۳۵	۲۰۲۳/۰۷/۲۲
۵/۸۷۴	۶/۲۸۱	۲۰۲۴/۰۷/۲۴
۵/۲۲۳	۵/۴۳۳	۲۰۲۳/۰۸/۲۳
۵/۲۱۵	۵/۷۲۶	۲۰۲۴/۰۸/۲۵
۴/۹۱۰	۵/۳۹۶	۲۰۲۳/۰۹/۱۶
۵/۵۸۴	۵/۳۴۲	۲۰۲۴/۰۹/۱۰



شکل ۶. مقادیر LAI مستخرج از مدل WOFOST

همچنین به منظور ارزیابی دقت محاسبات با استفاده از مدل‌های مذکور در جدول (۶) از شاخص‌های RMSE و MSE استفاده گردید. همان‌طور که مشاهده می‌گردد مقادیر RMSE و MSE مربوط به شاخص LAI بر پایه مدل WOFOT زیر ۰/۵ بوده و به ترتیب برابر ۰/۳۷۶ و ۰/۳۳۴ می‌باشد. همچنین ضریب تبیین (R^2) و شیب خط به صورت رگرسیونی خطی (جدول ۶) بین مدل WOFOT و تصاویر ماهواره‌ای به ترتیب برابر با ۰/۸۵۷ و $y = ۱.۲۸۷x - ۱.۲۹۸۶$ است که نشان‌دهنده همبستگی بالایی هست.

جدول ۶. مقایسه مقادیر RMSE و MSE بر پایه مدل WOFOST

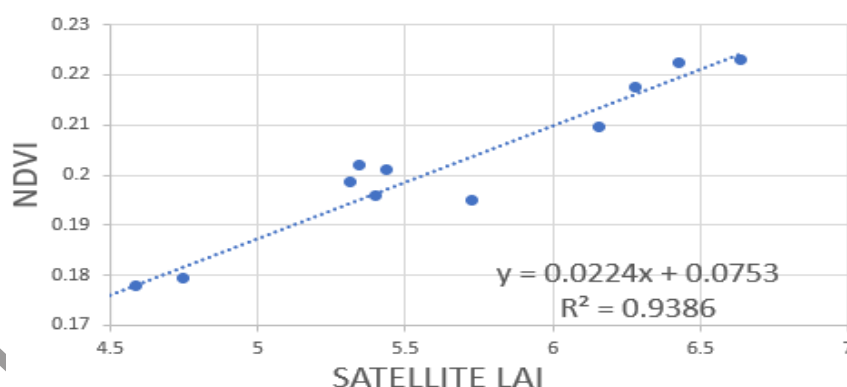
شیب خط	r^2	MSE	RMSE	تصاویر ماهواره‌ای
$y = ۱.۲۸۷x - ۱.۲۹۸۶$	۰/۸۵۶۸	۰/۳۳۴	۰/۳۷۶	

در ادامه ضریب تبیین (r^2) بین NDVI و LAI نیز محاسبه گردید که بر این اساس بیشترین میزان همبستگی ما بین LAI و NDVI مربوط به سال ۲۰۲۴/۰۹/۱۰ با مقدار عددی ۰/۹۶۱ و کمترین میزان آن مربوط به سال ۲۰۲۴/۰۶/۰۶ با مقدار عددی ۰/۷۹۵ می‌باشد (جدول ۷). همچنین مقدار همبستگی کلی و شیب خط بین شاخص LAI و NDVI محاسبه گردید (شکل ۷) که بر این اساس میزان همبستگی با شیب خط رگرسیون خطی به ترتیب ۰/۹۳۷ و $y = ۰.۰۲۲۴x + ۰.۰۷۵۳$ می‌باشد.

جدول ۷. برآورد ضریب تبیین (r^2) LAI ذرت علوفه‌ای و NDVI در شهرستان کلبر

ردیف	تاریخ	NDVI	ردیف	تاریخ	NDVI
۱	۲۰۲۳/۰۴/۲۴	۰/۹۲۴	۷	۲۰۲۳/۰۷/۲۲	۰/۹۳۴
۲	۲۰۲۴/۰۴/۱۷	۰/۹۱۰	۸	۲۰۲۴/۰۷/۲۴	۰/۹۱۶
۳	۲۰۲۳/۰۵/۱۱	۰/۹۲۸	۹	۲۰۲۳/۰۸/۲۳	۰/۹۳۳
۴	۲۰۲۴/۰۵/۲۹	۰/۸۴۵	۱۰	۲۰۲۴/۰۸/۲۵	۰/۹۲۹
۵	۲۰۲۳/۰۶/۲۸	۰/۸۱۱	۱۱	۲۰۲۳/۰۹/۱۶	۰/۹۵۴
۶	۲۰۲۴/۰۶/۰۶	۰/۷۹۵	۱۲	۲۰۲۴/۰۹/۱۰	۰/۹۶۱

NDVI & SATELLITE LAI



شکل ۷. شیب خط و همبستگی بین مقادیر LAI به‌دست‌آمده و شاخص NDVI

در نهایت برای ارزیابی میزان انطباق، اعتبارسنجی یافته‌های جدید و قرار دادن پژوهش در چارچوب دانش موجود در آن حوزه، اقدام به مقایسه نتایج پژوهش حاضر با تحقیقات پیشین انجام شد و مشخص گردید که نتایج پژوهش حاضر با یافته‌های مطالعات پیشین در زمینه تلفیق سنجش‌ازدور و مدل‌های شبیه‌سازی رشد گیاهی همخوانی قابل‌توجهی نشان می‌دهد. به‌عنوان مثال، پژوهش حاضر با پژوهش‌های زیر مطابقت بالایی دارد: بای و همکاران (۲۰۱۹) با استفاده از مدل WOFOST و تصاویر لندست ۸ به بررسی شاخص سطح برگ در بهبود عملکرد درخت سنجد پرداختند. دقت پیش‌بینی میان مدل WOFOST و تصاویر ماهواره‌ای ۰/۷۴ و RMSE برابر با ۰/۸۷ بود (Bai et al., ۲۰۱۹). زاهو و همکاران (۲۰۲۰) با استفاده از تصاویر مودیس و مدل WOFOST به پیش‌بینی تاریخ بلوغ گندم زمستانه از طریق شاخص سطح برگ پرداختند. پیش‌بینی‌ها، همبستگی ۰/۹۴ و RMSE برابر با ۱/۸۶ داشتند (Zhuo et al., ۲۰۲۰). زاهو و همکاران (۲۰۲۳) با استفاده از تصاویر سنتینل ۱ و ۲ و شاخص سطح برگ و رطوبت خاک در مدل WOFOST به بهبود عملکرد گندم زمستانه پرداختند. نتایج بهبود عملکرد، ضریب تبیینی

(r^2) برابر با ۰/۴۶ داشتند (Zhuo et al., ۲۰۲۰). در نهایت، با توجه به تغییرات ضریب تبیین بین LAI و NDVI در طول فصل رشد، پیشنهاد می‌شود که در مطالعات دقیق‌تر، از مدل WOFOT به‌عنوان ابزاری دقیق‌تر برای برآورد LAI استفاده شود. نتایج این پژوهش می‌تواند در راستای بهبود مدیریت مزارع ذرت و افزایش تولید این محصول استراتژیک در منطقه مورد مطالعه و سایر مناطق مشابه مورد استفاده قرار گیرد.

۴- نتیجه‌گیری

نتایج پژوهش حاضر به‌وضوح نشان می‌دهد که تلفیق داده‌های سنجنش‌زدور و مدل‌های شبیه‌ساز رشد گیاه مانند WOFOST می‌تواند به‌عنوان یک ابزار قدرتمند در پایش و ارزیابی پویایی‌های پوشش گیاهی، به‌ویژه شاخص سطح برگ (LAI) مورد استفاده قرار گیرد. تحلیل‌های مکانی و زمانی شاخص‌های SAVI و NDVI نشان داد که مناطق جنوبی و جنوب غربی مطالعه شده به دلیل تراکم بالای پوشش گیاهی، بیشترین مقادیر این شاخص‌ها را دارا هستند، درحالی‌که مناطق شمالی و شرقی به دلیل وجود زمین‌های بایر، کمترین مقادیر را نشان می‌دهند. همبستگی مثبت و قوی بین SAVI و NDVI (با ضریب تبیین ۰/۸۵۷) شیب‌خط رگرسیون $y = ۱.۲۸۷x - ۱.۲۹۸۶$ تأیید می‌کند که این شاخص‌ها می‌توانند به‌صورت مکمل برای ارزیابی سلامت و تراکم پوشش گیاهی استفاده شوند. همچنین، تطابق بالای مقادیر LAI استخراج شده از تصاویر ماهواره‌ای با پیش‌بینی‌های مدل WOFOST (با RMSE و MSE پایین به ترتیب ۰/۳۷۶ و ۰/۳۳۴) نشان‌دهنده دقت بالای این مدل در شبیه‌سازی پارامترهای رشد گیاهی است. این یافته‌ها حاکی از آن است که مدل‌های دینامیکی رشد گیاه، در صورت کالیبره شدن با داده‌های ماهواره‌ای، می‌توانند به‌عنوان یک راهکار عملی برای پایش سریع و پیش‌بینی عملکرد محصولات کشاورزی در مقیاس‌های بزرگ به کار روند. از آنجاکه نتایج این پژوهش از یک‌سو بر قابلیت سنجنش‌زدور در تفکیک پوشش‌های گیاهی متنوع تأکید دارد و از سوی دیگر، توانایی مدل WOFOST را در پیش‌بینی دقیق LAI اثبات می‌کند، می‌توان از این روش‌ها به‌عنوان یک چارچوب علمی برای مدیریت پایدار منابع طبیعی و بهینه‌سازی کشاورزی در مناطق مشابه استفاده کرد. همچنین، دقت بالای مدل در پیش‌بینی LAI، نشان‌دهنده پتانسیل بالای این روش برای ادغام در سیستم‌های هوشمند کشاورزی و برنامه‌ریزی‌های کلان محیط‌زیستی است. علاوه بر این، نتایج این مطالعه می‌تواند به‌عنوان مبنایی برای توسعه مدل‌های پیش‌بینی عملکرد محصول در شرایط تغییر اقلیم مورد استفاده قرار گیرد. با توجه به افزایش نیاز به امنیت غذایی و چالش‌های ناشی از تغییرات آب‌وهوایی، ادغام روش‌های سنجنش‌زدور و مدل‌سازی رشد گیاه می‌تواند راهکاری مؤثر برای کاهش عدم قطعیت‌ها در برنامه‌ریزی‌های کشاورزی باشد. پیشنهاد می‌شود در مطالعات آینده، در کنار اندازه‌گیری‌های میدانی و پهنپادی در مراحل مختلف رشد، از داده‌های با قدرت تفکیک مکانی و زمانی بالاتر (مانند تصاویر لیدار، سنتینل-۲ یا هایپراسپکترال) همراه با الگوریتم‌های یادگیری عمیق برای بهبود دقت مدل‌سازی استفاده شود. در نهایت، این پژوهش مسیر را برای مطالعات آینده در زمینه ترکیب داده‌های چندزمانه ماهواره‌ای با مدل‌های پیشرفته یادگیری ماشین برای بهبود دقت پیش‌بینی پارامترهای بیوفیزیکی گیاهان هموار می‌سازد و گامی مؤثر در جهت کشاورزی دقیق و مدیریت هوشمند منابع طبیعی محسوب می‌شود.

۵- منابع

- Allen, R., Waters, R., Bastiaanssen, W., Tasumi, M., & Trezza, R. (۲۰۰۲). SEBAL. Surface energy balance algorithms for land. Idaho implementation. Advanced Training and Users Manual, Idaho, USA.
- Asadi, M., & Kamran, K. V. (۲۰۲۲). Comparison of SEBAL, METRIC, and ALARM algorithms for estimating actual evapotranspiration of wheat crop. *Theoretical and Applied Climatology*, 149(۱), ۳۲۷-۳۳۷. <https://doi.org/10.1007/s00704-022-04026-3>
- Asadi, M., & Kamran, K. V. (۲۰۲۳). Estimating selected cultivated crop water requirement-based surface energy balance algorithm. *Arabian Journal of Geosciences*, ۱۶(۵), ۲۹۸. <https://doi.org/10.1007/s12017-023-11386-1>
- Bai, T., Zhang, N., Mercatoris, B., & Chen, Y. (۲۰۱۹). Improving jujube fruit tree yield estimation at the field scale by assimilating a single landsat remotely-sensed LAI into the WOFOST model. *Remote Sensing*, 11(۹), ۱۱۱۹. <https://doi.org/10.3390/rs11091119>

- Bazgir, S. (۲۰۱۴). Estimating corn yield using agricultural climatological indices in western and southwestern Iran. *Journal of Applied Researches in Geographical Sciences*, ۱۵(۳۹), ۳۲-۷. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2014.07.001>
- Behifar, M., Aghighi, H., Matkan, A., & Salehi shahrabi, H. (۲۰۲۳). Analysis of Sentinel- ۲ Satellite Images to Estimate Leaf Area Index of Corn Crops. *Iranian Journal of Remote Sensing & GIS*, 15(۱), ۱-۱۵. [In persian]. <https://doi.org/10.52047/gisj.15.1.1>
- Boons-Prins, E. R., De Koning, G. H. J., & Van Diepen, C. A. (۱۹۹۳). *Crop-specific simulation parameters for yield forecasting across the European Community* (No. ۳۲). CABO-DLO [etc.].
- Carlson, T. N., & Ripley, D. A. (۱۹۹۷). On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. *Remote sensing of Environment*, 62(۳), ۲۴۱-۲۵۲. [https://doi.org/10.1016/S0034-4267\(97\)00141-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4267(97)00141-1)
- Chang, H., Cai, J., Xu, D., Jiang, L., Zhang, C., & Zhang, B. (۲۰۲۴). Precision modelling of leaf area index for enhanced surface temperature partitioning and improved evapotranspiration estimation. *Agricultural and Forest Meteorology*, ۳۵۶, ۱۱۰۱۵۷. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2024.110157>
- Chen, Y. J., Wang, Q. Q., & Xiang, Y. (۲۰۱۹). Analysis on the status, superiority and self-sufficiency ratio of maize in China. *Chin J Agric Resour Reg Plan*, ۴۰(۱), ۷-۱۶. <https://doi.org/10.19004/j.cnki.1001-3063.2019.23.002>
- Confalonieri, R., Acutis, M., Bellocchi, G., & Donatelli, M. (۲۰۰۹). Multi-metric evaluation of the models WARM, CropSyst, and WOFOST for rice. *Ecological Modelling*, 220(۱۱), ۱۳۹۵-۱۴۱۰. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2009.02.017>
- Confalonieri, R., Foi, M., Casa, R., Aquaro, S., Tona, E., Peterle, M., ... & Acutis, M. (۲۰۱۳). Development of an app for estimating leaf area index using a smartphone. Trueness and precision determination and comparison with other indirect methods. *Computers and electronics in agriculture*, ۹۶, ۶۷-۷۴. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2013.04.019>
- Eitzinger, J., Trnka, M., Hösch, J., Žalud, Z., & Dubrovský, M. (۲۰۰۴). Comparison of CERES, WOFOST and SWAP models in simulating soil water content during growing season under different soil conditions. *Ecological modelling*, ۱۷۱(۳), ۲۲۳-۲۴۶. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2003.08.012>
- Fang, H., Baret, F., Plummer, S., & Schaepman-Strub, G. (۲۰۱۹). An overview of global leaf area index (LAI): Methods, products, validation, and applications. *Reviews of Geophysics*, ۵۷(۳), ۷۳۹-۷۹۹. <https://doi.org/10.1029/2018RG000608>
- Fang, H., Li, W., Wei, S., & Jiang, C. (۲۰۱۴). Seasonal variation of leaf area index (LAI) over paddy rice fields in NE China: Intercomparison of destructive sampling, LAI-۲۲۰۰, digital hemispherical photography (DHP), and AccuPAR methods. *Agricultural and Forest Meteorology*, ۱۹۸, ۱۲۶-۱۴۱. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2014.08.005>
- Fang, H., Liang, S., & Hoogenboom, G. (۲۰۱۱). Integration of MODIS LAI and vegetation index products with the CSM-CERES-Maize model for corn yield estimation. *International Journal of Remote Sensing*, ۳۲(۴), ۱۰۳۹-۱۰۶۵. <https://doi.org/10.1080/0143116.9.505031>
- Fei, Y., Jiulin, S., Hongliang, F., Zuofang, Y., Jiahua, Z., Yunqiang, Z., ... & Maogui, H. (۲۰۱۲). Comparison of different methods for corn LAI estimation over northeastern China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, ۱۸, ۴۶۲-۴۷۱. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2011.09.004>
- Hajeb, M., Hamzeh, S., Alavipanah, S. K., & Verrelst, J. (۲۰۲۳). Mapping Sugarcane Leaf Area Index by Inverting PRISMA Hyperspectral Images. *Iranian Journal of Remote Sensing & GIS*, ۱۵(۱), ۸۵-۱۰۸. [In persian]. <https://doi.org/10.52047/gisj.15.1.85>
- Hosseini S M, & Fateminiya F S. (۲۰۲۱). A Climate-Satellite Analysis of Leaf Area Index in Hamedan Province. *Journal of geographical sciences*, ۲۱(۶۱), ۲۵۹-۲۷۷. [In persian]. <https://doi.org/10.52047/jgs.21.61.259>
- Huete, A. R. (۱۹۸۸). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote sensing of environment*, 25(۳), ۲۹۵-۳۰۹. [https://doi.org/10.1016/0034-4267\(88\)90166-X](https://doi.org/10.1016/0034-4267(88)90166-X)
- Kroes, J. G., & Van Dam, J. C. (۲۰۰۳). *Reference Manual SWAP; version 3.0*. 3 (No. ۷۷۳). Alterra.

- Ling, X., Gao, J., Tang, Z., & Liu, W. (۲۰۲۴). Assimilation of remotely sensed leaf area index for improving land surface simulation performance at a global scale. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.۲۰۲۴.۳۳۸۸۰۰۶>
- Liu, Z., Guo, P., Liu, H., Fan, P., Zeng, P., Liu, X., ... & Yang, F. (۲۰۲۱). Gradient boosting estimation of the leaf area index of apple orchards in uav remote sensing. *Remote Sensing*, ۱۳(۱۶), ۳۲۶۳. <https://doi.org/10.3390/rs13163263>
- Luo, S., Liu, W., Ren, Q., Wei, H., Wang, C., Xi, X., ... & Zhou, G. (۲۰۲۴). Leaf area index estimation in maize and soybean using UAV LiDAR data. *Precision Agriculture*, ۲۵, ۱۹۱۵–۱۹۳۲. <https://doi.org/10.1007/s11119-0۲۴-۱۰۱۴۶-۹>
- Miri, N., Fatehi, P., Darvishsefat, A., Pir Bavaghar, M., & Homolová, L. (۲۰۲۴). Leaf area index estimation in the Zagros forests of Iran using Sentinel-۲ image and Gaussian Process Regression. *Iranian Journal of Forest and Poplar Research*, 31(۴), ۳۲۳-۳۳۷. [In persian]. <https://doi.org/10.۲۲۰۹۲/IJFPR.۲۰۲۳.۳۶۴.۴۱,۲۱۲۹>
- Nandan, R., Bandaru, V., He, J., Daughtry, C., Gowda, P., & Suyker, A. E. (۲۰۲۲). Evaluating optical remote sensing methods for estimating leaf area index for corn and soybean. *Remote sensing*, ۱۴(۲۱), ۵۳۰۱. <https://doi.org/10.3390/rs142105301>
- Prabhakar, M., Gopinath, K. A., Ravi Kumar, N., Thirupathi, M., Sai Sravan, U., Srasvan Kumar, G., ... & Singh, V. K. (۲۰۲۴). Mapping Leaf Area Index at Various Rice Growth Stages in Southern India Using Airborne Hyperspectral Remote Sensing. *Remote Sensing*, 16(۶), ۹۵۴. <https://doi.org/10.3390/rs16060954>
- Qiao, L., Gao, D., Zhao, R., Tang, W., An, L., Li, M., & Sun, H. (۲۰۲۲). Improving estimation of LAI dynamic by fusion of morphological and vegetation indices based on UAV imagery. *Computers and Electronics in Agriculture*, ۱۹۲, ۱۰۶۶۰۳. <https://doi.org/10.1016/j.compag.۲۰۲۱.۱۰۶۶۰۳>
- Qin, Z., Yang, H., Shu, Q., Yu, J., Xu, L., Wang, M., ... & Duan, D. (۲۰۲۴). Estimation of Leaf Area Index for *Dendrocalamus giganteus* Based on Multi-Source Remote Sensing Data. *Forests*, 15(۷), ۱۲۵۷. <https://doi.org/10.3390/f15۰۷۱۲۵۷>
- Qiu, Z., Ma, F., Li, Z., Xu, X., Ge, H., & Du, C. (۲۰۲۱). Estimation of nitrogen nutrition index in rice from UAV RGB images coupled with machine learning algorithms. *Computers and Electronics in Agriculture*, ۱۸۹, ۱۰۶۴۲۱. <https://doi.org/10.1016/j.compag.۲۰۲۱.۱۰۶۴۲۱>
- Sadeghi, Seyed Mohammad Moein, Miri, Naseh. (۲۰۲۲). Ground-Based Methods for Direct easuring of Leaf Area Index (LAI). *Human & Environment*, ۱(۲۰), ۱۰۵-۱۱۶. [In persian]. <https://sanad.iau.ir/en/Journal/he/Article/۸۴۷۰۸۰>
- Shafiei, M., Ghahreman, B., Saghaian, B., Davari, K., & Vazifeh Doost, M. (۲۰۱۸). Global Sensitivity Analysis of WOFOST Model Parameters for Maize and Wheat Yield Simulation. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 49(۴), ۸۳۱-۸۳۹. [In persian]. <https://doi.org/10.۲۲۰۵۹/ijswr.۲۰۱۸.۱۳۳۸۸۲.۶۶۷۳۱۷>
- Supit, I., Hooyer, A.A., & Van Diepen, C.A. (Eds.). (۱۹۹۴). System Description of the WOFOST ۶,۰ Crop Simulation Model Implemented in CGMS, vol. ۱: Theory and Algorithms. EUR publication ۱۵۹۵۶, Agricultural series, Luxembourg, ۱۴۶ pp.
- Todorova, E., & Zhiyanski, M. (۲۰۲۵). Spatial and temporal exploration of NDVI, LAI, and SMI in coniferous forests: Detecting changes in Parangalitsa Reserve. *Journal of the Bulgarian Geographical Society*, ۵۲, ۵۹-۷۸. <https://doi.org/10.3۸۹۷/jbgs.e1۴۰۲۲۲>
- Yan, G., Hu, R., Luo, J., Weiss, M., Jiang, H., Mu, X., ... & Zhang, W. (۲۰۱۹). Review of indirect optical measurements of leaf area index: Recent advances, challenges, and perspectives. *Agricultural and forest meteorology*, ۲۶۵, ۳۹۰-۴۱۱. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.۲۰۱۸.۱۱.۰۳۳>
- Yang, R., Liu, L., Liu, Q., Li, X., Yin, L., Hao, X., ... & Song, Q. (۲۰۲۲). Validation of leaf area index measurement system based on wireless sensor network. *Scientific Reports*, 12(۱), ۴۶۶۸. <https://doi.org/10.1038/s41۵۹۸-۰۲۲-۰۸۳۷۳-Z>
- Yu, J., Zhang, Y., Song, Z., Jiang, D., Guo, Y., Liu, Y., & Chang, Q. (۲۰۲۴). Estimating Leaf Area Index in Apple Orchard by UAV Multispectral Images with Spectral and Texture Information. *Remote Sensing*, ۱۶(۱۷), ۳۲۳۷. <https://doi.org/10.3390/rs161۷۳۲۳۷>

- Zhou, J., Cheng, G., Li, X., Hu, B. X., & Wang, G. (۲۰۱۲). Numerical modeling of wheat irrigation using coupled HYDRUS and WOFOST models. *Soil Science Society of America Journal*, 76(۲), ۶۴۸-۶۶۲. <https://doi.org/۱۰.۲۱۳۶/sssaj۲۰۱۰.۰۴۶۷>
- Zhuo, W., Huang, H., Gao, X., Li, X., & Huang, J. (۲۰۲۳). An improved approach of winter wheat yield estimation by jointly assimilating remotely sensed leaf area index and soil moisture into the Wofost model. *Remote Sensing*, 15(۷), ۱۸۲۵. <https://doi.org/۱۰.۳۳۹۰/rs۱۵۰۷۱۸۲۵>
- Zhuo, W., Huang, J., Gao, X., Ma, H., Huang, H., Su, W., ... & Yin, D. (۲۰۲۰). Prediction of winter wheat maturity dates through assimilating remotely sensed leaf area index into crop growth model. *Remote Sensing*, 12(۱۸), ۲۸۹۶. <https://doi.org/۱۰.۳۳۹۰/rs۱۲۱۸۲۸۹۶>

نسخه پیش انتشار