

(OPEN ACCESS)

Monitoring and Estimation of Horticultural and Agricultural Crop Cultivation Area through Integration of Sentinel-2 Sensor Time Series and Machine Learning Algorithms (Case Study: Mojen Region)

Mojtaba Shaker¹, Mousa Hesam^{*2}, Khalil Ghorbani³,
Aboutaleb Hezarjaribi⁴, Mohamad Oshani⁵

1. Ph.D. Student of Water Sciences and Engineering, Dept. of Water Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran. E-mail: mojtaba.shaker_s99@gau.ac.ir
2. Corresponding Author, Associate Prof., Dept. of Water Engineering, Faculty of Water and Soil Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran. E-mail: hesamm@gau.ac.ir
3. Professor, Dept. of Water Engineering, Faculty of Water and Soil Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran. E-mail: ghorbani.khalil@gau.ac.ir
4. Associate Prof., Dept. of Water Engineering, Faculty of Water and Soil Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources, Gorgan, Iran. E-mail: hezarjaribi@gau.ac.ir
5. Assistant Pro., Economic Sciences, Expert in economic studies of water and water resources, Member of the Secretary House of the Organizing and Management Board of Local Water Markets of the Ministry of Energy, Tehran, Iran. E-mail: oshani.ff@gmail.com

Article Info

Article type:
Research Full Paper

Article history:
Received: 12.22.2024
Revised: 10.03.2025
Accepted: 10.13.2025

Keywords:
Crop Area Monitoring,
Machine Learning Algorithms,
Sentinel-2,
Vegetation Indices

ABSTRACT

Background and Objectives: Accurate monitoring of cropping patterns and cultivated area, particularly in mountainous regions with fragmented and small-scale landholding structures, is essential for optimal water resource management and agricultural planning. However, the lack of precise and up-to-date statistics poses significant challenges for planning in these areas. Remote sensing technology, with its extensive coverage capacity and ability to provide timely data, offers an effective solution for monitoring cultivated area. This research was conducted with the objective of monitoring and estimating the cultivated area of dominant horticultural and agricultural crops in the Mojen region by integrating Sentinel-2 satellite image time series and machine learning algorithms.

Materials and Methods: The study area of this research is the city of Mojen. Located on the southern slopes of the Alborz mountain range with specific topographic conditions, it features a complex cropping pattern consisting of dense orchards (such as apricot, apple, and cherry) and agricultural lands (primarily wheat). The lack of accurate and up-to-date data on the cultivation area of each of these crops has hindered planning for the optimal allocation of the region's limited water resources. Consequently, access to an automated, accurate, and low-cost method based on remote sensing technology for monitoring the cropping pattern in this region is not only a scientific need but also an operational necessity for sustainable water resource and agricultural management. This research, focusing on this regional challenge, sought to fill the existing information gap. In this study, multi-temporal Sentinel-2 satellite images were used to identify the cultivated area of lands in the Mojen water market by utilizing the

phenological cycle. Initially, the types of crops in the region, including apricot, apple, cherry, and wheat, along with their phenological stages, were identified. Subsequently, from all orchards and farms in the region, 91 apple orchards, 254 apricot orchards, 15 cherry orchards, 35 wheat fields, and also 50 areas of barren and uncultivated land were selected as training samples to prevent spectral interference. Furthermore, the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Enhanced Vegetation Index (EVI), and Normalized Difference Water Index (NDWI) were used as the most practical vegetation indices for identifying vegetation covers, crop type, and the greening status of the region during different periods. Finally, with the help of field surveys and supervised models including Support Vector Machine (SVM), Neural Network (Neural Net), Minimum Distance (MD), and Maximum Likelihood Estimation (MLE), the satellite images were classified, and the crop types and agricultural land map were obtained.

Results: To verify the accuracy of the results, the generated maps were cross-referenced with field surveys. The analysis of vegetation index profiles clearly demonstrated the distinct separation of the profiles, with each of the apple, apricot, and cherry orchards, as well as the wheat fields, being discernible as separate entities with different intensities and colors. This effectively illustrated the phenological dynamics of the region's dominant crops-including Leaf Area Index (LAI), canopy type and structure, moisture content, and the identification of vegetated water bodies-throughout their growth cycle from onset to harvest and dormancy. A cross-validation method was employed to assess the accuracy of the classification models, utilizing the statistical metrics of Kappa coefficient and overall accuracy. Additionally, the values of the two errors-omission error (indicating pixels of a class that were incorrectly excluded from that class) and commission error (indicating pixels incorrectly included in a class)-were calculated to determine producer's accuracy and user's accuracy, respectively. For the Neural Network, Support Vector Machine (SVM), Maximum Likelihood, and Minimum Distance methods, the Kappa coefficients were 0.79, 0.78, 0.66, and 0.60, respectively, with corresponding overall accuracies of 89%, 88%, 81%, and 79%. Examination of these values, along with the commission and omission errors, indicated the superior performance of the Neural Network and Support Vector Machine methods compared to the other two. The results obtained using the Neural Network method showed that from the total 2000 hectares of land in Mojen, the areas covered by apricot, apple, and cherry orchards were 1442, 333, and 52 hectares (72.1, 16.7 & 2.6 percent), respectively, and the area under wheat cultivation was 173 hectares (8.6 percent). This represents a 94% accuracy compared to the statistics from the Agricultural Jihad Organization. Field investigations revealed that factors such as the limited intercropping of peach, nectarine, sour cherry, and walnut trees within some apricot and apple orchards-coupled with the region's vastness and similarities in agricultural calendar phases-contributed to estimation errors for these crops. Furthermore, the presence of unremoved weeds in a small number of orchards in early spring led to errors in distinguishing these orchards from wheat farmlands. The lowest error rate was observed in the estimated area under wheat cultivation, attributable to its autumn sowing season, during which no other crops are simultaneously cultivated in the region.

Conclusion: In summary, the integration of multi-temporal satellite imagery and phenological indices offers a reliable approach for identifying

agricultural crop types and estimating cultivated areas with acceptable accuracy. From a management and monitoring perspective, this methodology is highly valuable due to its distinct advantages, including access to remote regions, extensive spatial coverage, rapid and easy data acquisition, and sufficient precision for generating accurate agricultural land-use maps. Furthermore, employing this technology across various research and operational contexts can provide critical insights for improving irrigation management, optimizing water use in farms and orchards, and mitigating water stress. By adopting this approach, stakeholders can enhance the accuracy of agricultural planning and monitoring across different sectors, while minimizing costs and enabling continuous, large-scale oversight.

Cite this article: Shaker, Mojtaba, Hesam, Mousa, Ghorbani, Khalil, Hezarjaribi, Aboutaleb, Oshani, Mohamad. 2026. Monitoring and Estimation of Horticultural and Agricultural Crop Cultivation Area through Integration of Sentinel-2 Sensor Time Series and Machine Learning Algorithms (Case Study: Mojen Region). *Journal of Water and Soil Conservation*, 33 (1), 151-173.



© The Author(s).

DOI: 10.22069/jwsc.2026.23099.3778

Publisher: Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources

پایش و برآورد سطح زیر کشت محصولات باغی و زراعی با تلفیق سری‌های زمانی سنجنده سنتینل-۲ و الگوریتم‌های یادگیری ماشین (مطالعه موردی: منطقه مجن)

مجتبی شاکر^۱، موسی حسام^{۲*}، خلیل قربانی^۳، ابوطالب هزارجریبی^۴، محمد اوشنی^۵

۱. دانشجوی دکتری علوم و مهندسی آب، گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، گرگان، ایران. رایانامه: mojtaba.shaker_s99@gu.ac.ir
۲. نویسنده مسئول، دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی آب و خاک، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، گرگان، ایران. رایانامه: hesamm@gu.ac.ir
۳. استاد گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی آب و خاک، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، گرگان، ایران. رایانامه: ghorbani.khalil@gu.ac.ir
۴. دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی آب و خاک، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، گرگان، ایران. رایانامه: hezarjaribi@gu.ac.ir
۵. دکتری علوم اقتصادی، کارشناس مطالعات اقتصادی آب و آبفا، عضو دبیرخانه هیئت ساماندهی و راهبری بازارهای محلی آب وزارت نیرو، تهران، ایران. رایانامه: oshani.ff@gmail.com

اطلاعات مقاله	چکیده
نوع مقاله: مقاله کامل علمی- پژوهشی	سابقه و هدف: پایش دقیق الگو و سطح زیر کشت محصولات کشاورزی، به‌ویژه در مناطق کوهپایه‌ای با ساختار خرده‌مالکی و پراکنده، برای مدیریت بهینه منابع آب و برنامه‌ریزی کشاورزی امری ضروری است. باین‌وجود، فقدان آمار دقیق و به‌روز، برنامه‌ریزی در این مناطق را با چالش مواجه ساخته است. فناوری سنجنش‌ازدور باقابلیت پوشش گسترده و تهیه داده‌های به هنگام، راهکاری کارآمد برای پایش سطح زیر کشت به شمار می‌رود. این پژوهش باهدف پایش و برآورد سطح زیر کشت محصولات باغی و زراعی غالب در منطقه مجن با تلفیق سری‌های زمانی تصاویر سنتینل-۲ و الگوریتم‌های یادگیری ماشین انجام شد.
تاریخ دریافت: ۰۳/۱۰/۰۲ تاریخ ویرایش: ۰۴/۰۷/۱۱ تاریخ پذیرش: ۰۴/۰۷/۲۱	مواد و روش‌ها: منطقه مورد مطالعه این پژوهش، شهر مجن، با دارا بودن شرایط خاص توپوگرافی واقع در دامنه جنوبی رشته‌کوه البرز، الگوی کشت پیچیده‌ای متشکل از باغات متراکم (مانند زردآلو، سیب و گیلاس) و اراضی زراعی (عمدتاً گندم) را در خود جای داده است. عدم وجود آمار دقیق و به‌روز از سطح زیر کشت هر یک از این محصولات، برنامه‌ریزی برای تخصیص بهینه منابع آب محدود این منطقه را با مشکل مواجه ساخته است. از این‌رو، دسترسی به یک روش خودکار، دقیق و کم‌هزینه مبتنی بر فناوری سنجنش‌ازدور برای پایش الگوی کشت
واژه‌های کلیدی: الگوریتم‌های یادگیری ماشین، پایش سطح زیر کشت، سنتینل-۲، شاخص‌های گیاهی	

در این منطقه، نه تنها یک نیاز علمی، بلکه یک ضرورت عملیاتی برای مدیریت پایدار منابع آب و کشاورزی است. این پژوهش با تمرکز بر این چالش منطقه‌ای، در پی پر کردن خلأ اطلاعاتی موجود است. در این پژوهش با استفاده از تصاویر چندزمانه ماهواره سنتینل ۲، اقدام به شناسایی سطح زیر کشت اراضی موجود در بازار آب مجن با بهره‌گیری از دوره فنولوژیکی گردیده است. در ابتدا اقدام به شناسایی نوع محصولات منطقه شامل زردآلو، سیب، گیلاس و گندم و نیز دوره فنولوژیکی آن‌ها گردید. سپس به‌عنوان اهداف تعلیمی از میان تمامی باغات و مزارع منطقه ۹۱ باغ سیب، ۲۵۴ باغ زردآلو، ۱۵ باغ گیلاس و ۳۵ مزرعه گندم و نیز ۵۰ محدوده اراضی بایر و فاقد کشت به‌عنوان جلوگیری از تداخل طیفی انتخاب شدند. همچنین از شاخص‌های گیاهی تفاضلی نرمال شده (NDVI)، پوشش گیاهی بهبود یافته (EVI)، تفاضلی نرمال شده آب (NDWI) به‌عنوان کاربردی‌ترین شاخص‌های گیاهی جهت شناسایی پوشش‌های گیاهی، نوع کشت و وضعیت سبزی‌نگی منطقه در طی دوره‌های مختلف نیز استفاده گردیده شد. در نهایت به کمک برداشت‌های میدانی و همچنین مدل‌های نظارت شده ماشین بردار پشتیبان (SVM)، شبکه عصبی (Neural Net)، حداقل فاصله از میانگین (MD) و حداکثر تشابه (MLE)، تصاویر ماهواره‌ای طبقه‌بندی و نوع محصولات و نقشه اراضی کشاورزی به‌دست آمد.

یافته‌ها: جهت بررسی صحت نتایج، نقشه‌های تولید شده با برداشت‌های میدانی تطبیق داده شد. نتایج بررسی نمودارهای شاخص‌های گیاهی به‌وضوح بیانگر تفکیک نمودارها از یکدیگر و مشاهده هر یک از باغات سیب، زردآلو، گیلاس و مزارع گندم به‌صورت جداگانه با شدت و رنگ متفاوت بودند، بنابراین روند تغییرات ساختار محصولات غالب منطقه که شامل شاخص سطح برگ، نوع و ساختار تاج پوششی گیاه، مقادیر رطوبت و شناسایی پهنه‌های آبی از گیاهی هستند را در شناسایی، تفکیک و همچنین آغاز روند رشد تا برداشت و خزان به‌خوبی نمایش داده‌اند. به جهت ارزیابی دقت مدل‌های طبقه‌بندی از روش اعتبارسنجی متقابل استفاده گردید که شاخص‌های آماری ضریب کاپای و دقت کلی در آن‌ها به کار گرفته شد، همچنین مقادیر دو خطای اومیسون که بیانگر پیکسل‌هایی است که در مساحت اراضی به‌اشتباه طبقه‌بندی شده و به آن کلاس تعلق ندارد و نیز خطای کومیسون که نشان‌دهنده اراضی یک کلاس که در کلاس‌های دیگر واقع شده است به ترتیب برای محاسبه دقت تولیدکننده و دقت کاربر محاسبه گردیدند. برای روش‌های شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان، حداکثر تشابه و حداقل فاصله از میانگین مقادیر ضریب کاپای به ترتیب ۰/۷۹، ۰/۷۸، ۰/۶۶ و ۰/۶۰ و دقت کلی ۸۹، ۸۸، ۸۱ و ۷۹ درصد به‌دست آمد که بررسی این اعداد به همراه مقادیر دوخطای کومیسون و اومیسون بیانگر عملکرد بهتر روش شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان نسبت به دو روش دیگر بودند. نتایج نشان داد با استفاده از روش شبکه عصبی از مجموع ۲۰۰۰ هکتار اراضی مجن، مساحت تحت پوشش باغات زردآلو، سیب، گیلاس به ترتیب ۱۴۴۲، ۳۳۳ و ۵۲ هکتار (۷۲/۱، ۱۶/۷ و ۲/۶ درصد) و زراعت گندم ۱۷۳ هکتار (۸/۶ درصد) است که در مقایسه با آمار سازمان جهاد کشاورزی از دقت ۹۴ درصدی برخوردار است. بررسی‌های میدانی نشان داد عواملی همچون کشت درختان هلو، شلیل، آلبالو و گردو به شکلی محدود در برخی از باغات منطقه به‌صورت

ترکیبی با زردآلو و سیب باتوجه به وسعت منطقه و تشابه دوره تقویم زراعی موجب بروز خطا در برآورد سطح زیر کشت این محصولات شده است، هم‌چنین از بین نبردن علف‌های هرز در تعداد معدودی از باغات منطقه در ابتدای فصل بهار موجب بروز خطا در تفکیک این باغات با زمین‌های زراعی گندم شده. کم‌ترین میزان خطا را می‌توان در سطح زیر کشت گندم در منطقه مشاهده نمود زیرا کشت آن به صورت پاییزه بوده و در این دوره محصولی هم‌زمان در منطقه کشت نمی‌گردد.

نتیجه‌گیری: در نهایت می‌توان بیان داشت کاربرد تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه و شاخص فنولوژیکی می‌توانند نتایج نسبتاً مقبولی را در شناسایی نوع محصولات کشاورزی و تعیین سطح زیر کشت آن‌ها ارائه نمایند که از دیدگاه‌های مدیریتی و نظارتی باتوجه به مزایای آن از جمله قابلیت دسترسی به نقاط دوردست، سطح گسترده پوشش، دسترسی آسان و سریع به تصاویر و نیز دقت مناسب به جهت تهیه نقشه اراضی کشاورزی دارای اهمیت است. در واقع می‌توان بیان داشت با بهره‌گیری از این فناوری در تمامی ابعاد مطالعاتی و مدیریتی می‌توان اطلاعات بسیار مفیدی را پیرامون مدیریت آبیاری و نحوه استفاده آن در مزارع و باغات و نیز کنترل تنش‌های آبی به جهت برنامه‌ریزی در بخش‌های مختلف بهره‌جست و دقت کار را با صرف کم‌ترین هزینه و نظارت دائمی افزایش داد.

استناد: شاکر، مجتبی، حسام، موسی، قربانی، خلیل، هزارجریبی، ابوطالب، اوشنی، محمد (۱۴۰۵). پایش و برآورد سطح زیر کشت محصولات باغی و زراعی با تلفیق سری‌های زمانی سنجنده سنتینل-۲ و الگوریتم‌های یادگیری ماشین (مطالعه موردی: منطقه مجن). پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، ۳۳ (۱)، ۱۷۳-۱۵۱.

DOI: 10.22069/jwsc.2026.23099.3778



© نویسندگان.

ناشر: دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

مقدمه

در قرن حاضر، بحران آب به‌عنوان یکی از بزرگ‌ترین چالش‌های پیشروی بخش کشاورزی و مدیریت منابع طبیعی در سطح جهان تلقی می‌گردد (۱). جمعیت رو به رشد و تغییرات الگوی مصرف، فشار فزاینده‌ای بر منابع آب محدود وارد کرده است، به طوری که بر اساس گزارش‌های سازمان خواربار و کشاورزی ملل متحد (فائو، ۲۰۲۳)، بخش کشاورزی به تنهایی حدود ۷۰ درصد از آب شیرین قابل‌دسترس در سطح جهان را مصرف می‌کند. این چالش در مناطقی با اقلیم نیمه‌خشک و ساختار کشاورزی خرده‌مالکی و پراکنده، از جمله بسیاری از نقاط ایران، پیچیده‌تر می‌شود (۲ و ۳). در چنین شرایطی، برنامه‌ریزی و مدیریت بهینه منابع آب برای دستیابی به کشاورزی پایدار، مستلزم داشتن اطلاعات دقیق و به‌هنگام از پارامترهای کلیدی مانند الگو و سطح زیر کشت محصولات است (۴). با این وجود، روش‌های سنتی جمع‌آوری این اطلاعات، اغلب پرهزینه، زمان‌بر و فاقد دقت مکانی لازم هستند (۵). در این راستا، فناوری سنجهش‌ازدور با قابلیت‌های منحصر به فرد خود، از جمله پوشش گسترده، تکرارپذیری مشاهدات و دسترسی به داده‌های رایگان، به‌عنوان راهکاری نوین و قدرتمند برای پایش منابع زمینی ظهور یافته است (۲۲). در میان سکوهاى مختلف سنجهش‌ازدور، ماهواره‌های سنتینل-۲ برنامه کوپرنیکوس اتحادیه اروپا، با دارا بودن قدرت تفکیک مکانی (تا ۱۰ متر)، تفکیک طیفی مناسب (۱۳ باند طیفی) و دوره بازبست کوتاه (۵ روزه)، امکان رصد پویایی‌های پوشش گیاهی و تعیین الگوی کشت را در مقیاس ناحیه‌ای با دقت بالا فراهم می‌کنند (۷). مطالعات اخیر نشان داده‌اند که تلفیق داده‌های سنتینل-۲ با الگوریتم‌های پیشرفته، قابلیت تفکیک محصولات زراعی و باغی را

حتی در شرایط کشت مخلوط و در مقیاس خرده‌مالکی به میزان قابل‌توجهی افزایش داده است (۸). یکی از کلیدی‌ترین کاربردهای داده‌های سنجهش‌ازدور در کشاورزی، تهیه نقشه‌های پوشش گیاهی و تعیین سطح زیر کشت محصولات مختلف با استفاده از شاخص‌های گیاهی مانند شاخص تفاضلی نرمال‌شده پوشش گیاهی است (۹). با این حال، تمایز بین محصولات با ویژگی‌های طیفی و فنولوژیکی مشابه، به‌ویژه در باغات متراکم، همواره یک چالش باقی مانده است (۱۰). برای غلبه بر این چالش، تلفیق سری‌های زمانی تصاویر ماهواره‌ای برای ردیابی نمودار فنولوژیکی منحصربه‌فرد هر محصول و به‌کارگیری الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین، راهکار امیدبخشی ارائه کرده است (۱۱). در این زمینه، استفاده از شاخص‌های متعدد مانند شاخص پوشش گیاهی بهبودیافته (EVI) و شاخص تفاضلی نرمال‌شده آب (NDWI) در کنار NDVI می‌تواند اطلاعات جامع‌تری از ویژگی‌های فیزیولوژیکی و رطوبتی پوشش گیاهی ارائه دهد (۱۲).

الگوریتم‌هایی مانند شبکه عصبی مصنوعی (Neural Net) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) نشان داده‌اند که به‌دلیل توانایی در مدل‌سازی روابط غیرخطی و پیچیده بین بازتاب‌های طیفی و کلاس‌های پوشش زمین، قادر به دستیابی به دقت‌های بالاتری در مقایسه با روش‌های سنتی مانند حداکثر احتمال (MLE) هستند (۱۱ و ۱۳). در سال‌های اخیر، توسعه الگوریتم‌های یادگیری عمیق نیز افق‌های جدیدی در طبقه‌بندی محصولات با دقت بسیار بالا گشوده است (۱۴). این الگوریتم‌ها قادرند ویژگی‌های پیچیده‌ای را از داده‌های چندطیفی و چندزمانه استخراج کنند که برای روش‌های کلاسیک قابل تشخیص نیست (۱۵). مطالعات متعددی در ایران نیز به کاربرد و اهمیت این

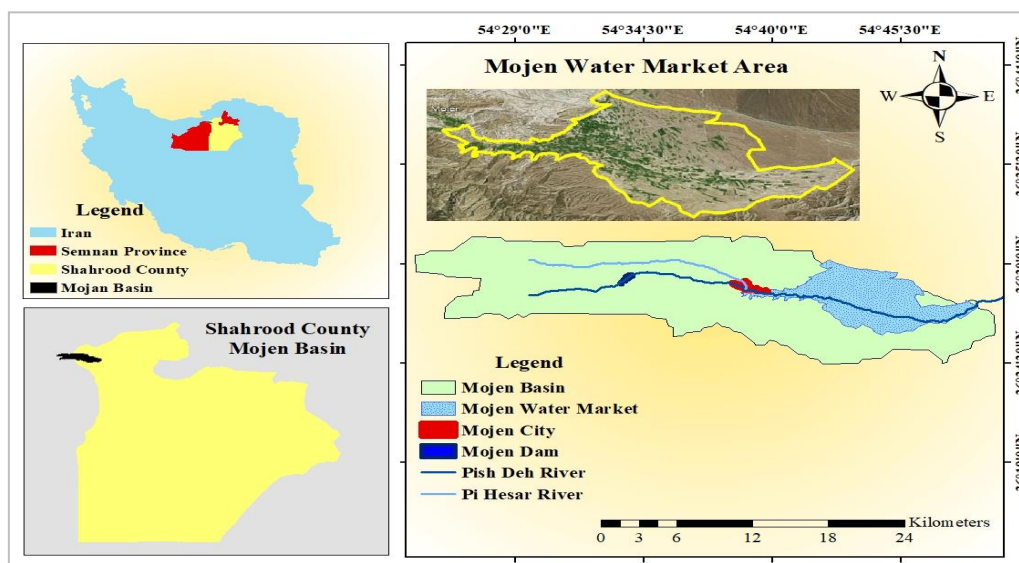
به‌ویژه در زمینه مقایسه سیستماتیک عملکرد الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین در شرایط واقعی مناطق کوهپایه‌ای مشهود است (۱۹). بنابراین، این پژوهش باهدف اصلی «پایش و برآورد سطح زیر کشت محصولات باغی و زراعی با تلفیق سری‌های زمانی سنجنده سنتینل-۲ و الگوریتم‌های یادگیری ماشین» در منطقه مچن طراحی و اجرا گردید. دستیابی به این هدف، می‌تواند اطلاعات قابل اعتمادی را برای برنامه‌ریزان و مدیران در راستای تعیین الگوی کشت بهینه، برآورد نیاز آبی دقیق و تخصیص کارآمد منابع آب محدود منطقه فراهم آورد. همچنین، نتایج این پژوهش می‌تواند به توسعه روش‌های دقیق پایش کشاورزی در مناطق با شرایط مشابه کمک شایانی نماید

مواد و روش‌ها

شهر مچن از توابع شهرستان شاهرود (استان سمنان) در فاصله ۳۵ کیلومتری شمال غرب این شهرستان در بین عرض جغرافیایی ۳۶ درجه و ۲۴ دقیقه و ۱۲ ثانیه تا ۳۶ درجه و ۳۶ دقیقه و ۴۲ ثانیه شمالی و طول جغرافیایی ۵۴ درجه و ۲۵ دقیقه تا ۵۵ درجه و ۱ دقیقه شرقی واقع شده است. حوزه موردنظر در دامنه جنوبی رشته‌کوه البرز قرار گرفته که دارای مساحتی در حدود ۳۶۴ کیلومتر مربع است، حداکثر و حداقل ارتفاع منطقه از سطح دریا به ترتیب ۳۸۰۶ و ۱۳۹۵ متر است (۱۸، ۲۰ و ۲۱).

فناوری‌ها پرداخته‌اند. برای نمونه، محمدی منور و زیبازاده (۱۴۰۱) با استفاده از شاخص‌های طیفی تصاویر ماهواره‌ای به تفکیک مزارع دیم و آبی در استان همدان پرداختند. همچنین، نویدی و همکاران (۱۴۰۰) با استفاده از تصاویر چندزمانه سنتینل-۲ و دوره فنولوژیکی، سطح زیر کشت محصولات زراعی در دشت بسطام را با موفقیت برآورد کردند (۱۶). مطالعه‌ای دیگر توسط رضایی و همکاران (۱۴۰۲) نشان داد که استفاده از داده‌های راداری سنتینل-۱ در کنار داده‌های نوری سنتینل-۲ می‌تواند دقت برآورد سطح زیر کشت محصولات را به ویژه در شرایط ابری افزایش دهد. با این حال، علی‌رغم پیشرفت‌های چشمگیر، هنوز چالش‌هایی در زمینه تفکیک محصولات باغی با الگوهای کشت پیچیده و مشابه‌سازی فنولوژیکی وجود دارد (۱۷).

منطقه مچن در استان سمنان، با دارابودن الگوی کشت پیچیده‌ای متشکل از باغات متراکم (مانند زردآلو، سیب و گیلاس) و اراضی زراعی (عمدتاً گندم)، نمونه‌ای بارز از چنین مناطق کوهپایه‌ای است که فقدان آمار دقیق و به‌روز، مدیریت بهینه منابع آب و کشاورزی آن را با مشکل مواجه ساخته است (۱۸). اگرچه مطالعات پراکنده‌ای در زمینه برآورد سطح کشت با سنجش‌ازدور در سایر نقاط انجام شده، اما کاربرد تلفیق سری‌های زمانی سنتینل-۲ و الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای پایش همزمان محصولات باغی و زراعی در منطقه‌ای با این سطح از پیچیدگی، کم‌تر مورد توجه قرار گرفته است. این شکاف تحقیقاتی

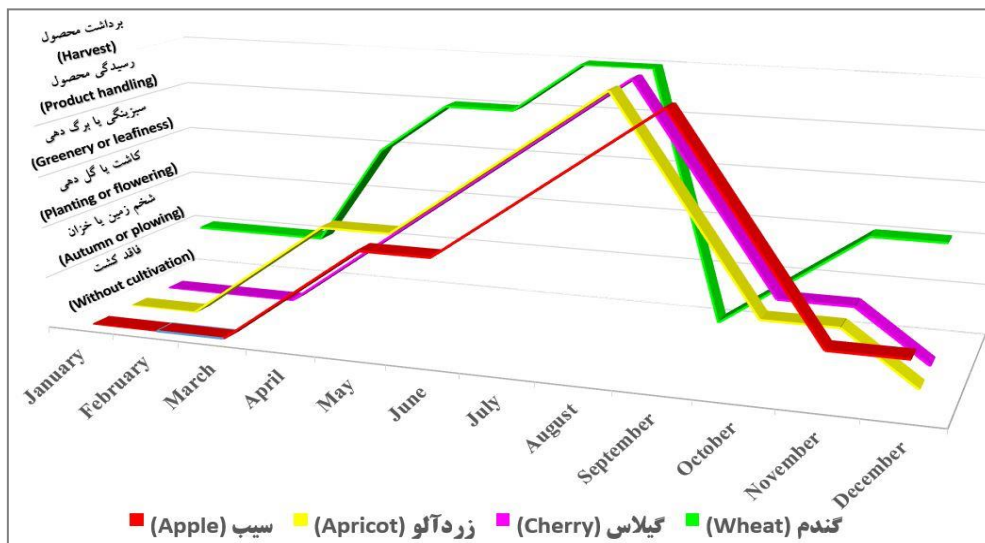


شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه.

Figure 1. Geographical location of the study area.

وجود دارد بنابراین نمی‌توان از یک تصویر برای تفکیک الگوی کشت استفاده نمود. از طرفی متفاوت بودن شاخص فنولوژیک (phenological) بین گونه‌ها، تفکیک کشت را مطلوب‌تر می‌نماید (۲۲)، بنابراین در این پژوهش به جهت استفاده از سری زمانی تصاویر ماهواره‌ای و تعیین دامنه زمانی مناسب به جهت تهیه تصاویر ابتدا اقدام به جمع‌آوری تقویم زراعی محصولات شاخص مورد کشت در بازار مچن شامل سیب، زردآلو، گیلاس و گندم گردیده شد. در نتیجه زمان شخم نمودن زمین یا خزان درختان، کاشت یا گل‌دهی، سبزی‌نگی یا برگ‌دهی، رسیدن محصول و برداشت محصول به ترتیب در محصولات زراعی و باغی مختلف مشخص (شکل ۲) و سپس تجزیه و تحلیل مورد نیاز برای انتخاب محدوده زمانی مناسب جهت تهیه تصاویر بر اساس محصولات مورد نظر از سنجنده سنتینل-۲ از بهمن ماه سال ۱۴۰۲ تا شهریور ۱۴۰۳ با فاصله زمانی در تاریخ‌های مشخص برای منطقه مچن تهیه و شاخص تفاوت پوشش گیاهی نرمال شده برای هر ماه محاسبه گردیده شد (جدول ۱).

بخش عمده آب مورد نیاز در کشاورزی این منطقه از آب‌های سطحی دو رودخانه پیش ده (داستان) و پی حصار تأمین می‌شود و در برخی از نقاط و نواحی از آب چشمه و قنوات نیز استفاده می‌گردد، رودخانه داستان و پی حصار به موازات هم و به فاصله چند کیلومتر از یکدیگر از کوه‌های بالادست شهر مچن سرچشمه گرفته و در امتداد غرب به شرق ضمن عبور از طرفین شهر در قسمت انتهایی شهر به هم ملحق شده و در امتداد رودخانه پیش ده به سمت پایین دست روانه می‌شوند. در حال حاضر وسعت اراضی مورد مطالعه، حدود ۲۰۰۰ هکتار است (شکل ۱) (۲۰ و ۲۱). این پژوهش در سال‌های ۱۴۰۲ و ۱۴۰۳ در منطقه مورد مطالعه صورت گرفت. لذا بدین منظور ابتدا در ۳ مرحله جهت دریافت اطلاعات لازم برای طبقه‌بندی با مراجعه حضوری به محل اقداماتی برای برداشت پلی‌گون‌های زمینی برای هر کشت و کاربری صورت گرفت، سپس اقدام به امکان‌سنجی طبقه‌بندی الگوی کشت منطقه با استفاده از تصاویر سری زمانی ماهواره سنتینل-۲ (Sentinel-2) گردید. از آنجایی که بین محصولات مختلف گاهی اوقات تشابه طیفی



شکل ۲- تقویم زراعی محصولات شاخص مورد کشت در بازار آب مجن.

Figure 2. Agricultural calendar of the main crops grown in Mojen water market.

حساس رشد شامل گلدهی، تشکیل میوه، بلوغ و برداشت محصولات باغی، مراحل پنجه‌زنی، گلدهی و رسیدگی گندم را به‌طور کامل پوشش دهد. تعدد مشاهدات در این بازه زمانی، امکان رصد پیوسته تغییرات پوشش گیاهی و استخراج پروفایل‌های فنولوژیکی با دقت بالا را فراهم نمود. با استفاده از نرم‌افزار ان وی کلاسیک نسخه ۵/۶ (ENVI Classic 5.6) پردازش تصاویر سری زمانی شاخص تفاوت پوشش گیاهی نرمال شده اعمال، سپس طبقه‌بندی نظارت نشده بروی تصاویر به جهت شناسایی قدرت تصاویر چندزمانه در نشان دادن اراضی و تفکیک لایه صورت پذیرفت، که در نتیجه هفت لایه طبقه‌بندی قابل تفکیک با خصوصیات طیفی مختلف (شکل ۳) در بازار آب مجن شناسایی شد (۷). پیرامون الگوی کشت در منطقه بازار آب مجن ۹۱ باغ سیب، ۲۵۴ باغ زردآلو، ۱۵ باغ گیلاس و ۳۵ مزرعه گندم از میان تمامی باغات و مزارع موجود در منطقه و نیز ۵۰ محدوده به جهت جلوگیری از تداخل طیفی در نقش اراضی بایر و فاقد کاربری و کشت (۱۶) به‌عنوان هدف تعلیمی انتخاب گردیده شد (شکل ۴). لازم به ذکر است منابع متعدد در سال‌های گذشته بیان

لازم به ذکر است در شکل ۲ نمودار فنولوژی محصولات بر اساس مشاهدات میدانی و الگوی تغییرات شاخص‌های گیاهی استخراج شده است. برای محصولات باغی چندساله، مراحل شخم و کاشت اولیه قابل رصد نیست و نمودار صرفاً مراحل رشد سالیانه (شکوفه‌دهی، رشد برگ، رسیدن میوه و خزان) را نشان می‌دهد. با توجه به چندساله بودن محصولات باغی (سیب، زردآلو و گیلاس)، مرحله شخم و کاشت اولیه در این پژوهش مورد بررسی قرار نگرفت. نمودار فنولوژی ارائه شده برای این محصولات، منحصراً بر اساس مراحل رشد سالانه شامل گلدهی، تشکیل میوه، بلوغ و خزان استوار است. برای محصول گندم به‌عنوان کشت یکساله، مراحل شخم و کاشت براساس تاریخ‌های مرسوم کشت پاییزه در منطقه و تأیید میدانی تعیین شد. در جدول ۱ تاریخ‌ها به‌طور هدفمند برای پوشش مراحل کلیدی فنولوژیکی محصولات اصلی منطقه (شامل زردآلو، سیب، گیلاس و گندم) در بازه زمانی بهمن ۱۴۰۲ تا شهریور ۱۴۰۳ انتخاب شدند. انتخاب این بازه‌های زمانی به‌گونه‌ای صورت پذیرفت که مراحل

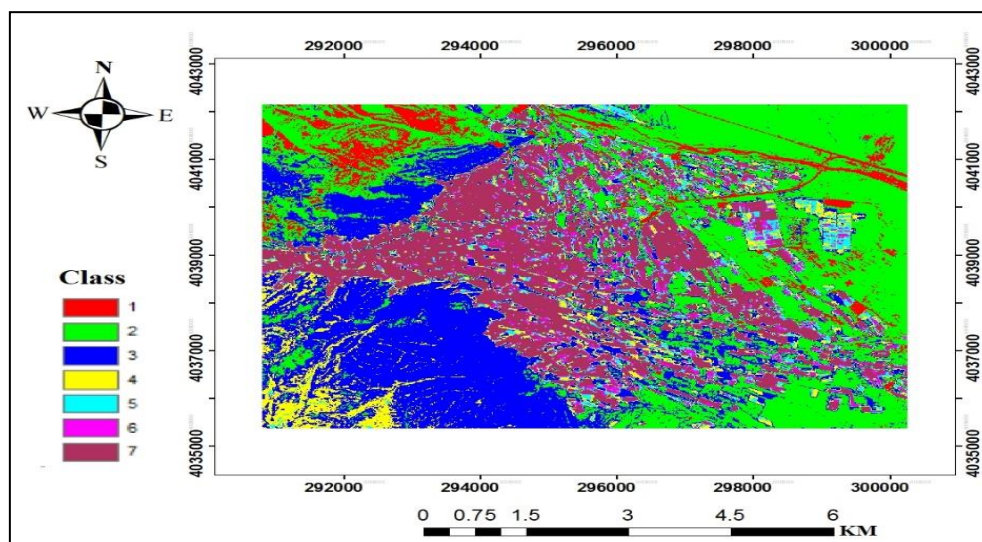
مختلف به کار می‌رود. شاخص تفاضلی نرمال شده
Normalized difference vegetation index:)
(NDVI)، شاخص پوشش گیاهی بهبود یافته
(Enhanced Vegetation Index: EVI) و شاخص
تفاضلی نرمال شده آب (Normalized difference
water index: NDWI) از جمله کاربردی‌ترین
شاخص‌ها می‌باشند (۲۳).

داشته‌اند که کشت اصلی منطقه سیب زمینی بوده اما در
طی یک دهه گذشته به دلیل برخی محدودیت‌ها این
کشت از منطقه حذف شده و تنها به صورت جزئی و
محدود کشت می‌گردد. شاخص‌های گیاهی جزو
پرکاربردترین نمونه‌های محاسبات بانندی می‌باشند که به
منظور محاسبه درصد پوشش گیاهی، نوع کشت،
وضعیت سبزی‌نگی یک منطقه در طی دوره‌های

جدول ۱- تاریخ تصاویر ماهواره‌ی سنتینل-۲ مورد استفاده در پژوهش.

Table 1. Date of Sentinel-2 satellite images used in the research.

شماره تصاویر Number of images	تاریخ شمسی Solar date	تاریخ میلادی Christian date	درصد پوشش ابر (%) Cloud cover (%)
1	1402/11/24	2024/02/13	کم‌تر از 5 (Less than 5)
2	1403/01/30	2024/04/18	کم‌تر از 10 (Less than 10)
3	1403/03/08	2024/05/28	کم‌تر از 5 (Less than 5)
4	1403/04/17	2024/07/07	کم‌تر از 10 (Less than 10)
5	1403/05/01	2024/07/22	کم‌تر از 5 (Less than 5)
6	1403/05/31	2024/08/21	کم‌تر از 10 (Less than 10)
7	1403/06/10	2024/08/31	کم‌تر از 10 (Less than 10)



شکل ۳- تصویر طبقه‌بندی نظارت نشده منطقه مورد مطالعه.

Figure 3. Unsupervised classification image of the study area.

مقدار این شاخص از رابطه ۱ محاسبه می‌گردد که اساس پژوهش‌ها برای پوشش‌های گیاهی در محدوده‌های متفاوت در جدول ۲ تعریف شده است (۹ و ۱۶).

$$NDVI = \frac{(NIR-RED)}{(NIR+RED)} \quad (1)$$

شاخص تفاضلی نرمال شده (NDVI): این شاخص بر اساس میزان کلروفیل در گیاهان است که نور قرمز را جذب و نور مادون قرمز نزدیک را منعکس می‌کند، مقدار عددی این شاخص از منفی تا مثبت یک است. مقادیر بالا نشان از افزایش تراکم و مقادیر پایین، تراکم کمتر پوشش گیاهی را نشان می‌دهد (۱۶).

جدول ۲- مقادیر شاخص NDVI برای پوشش‌های مختلف در ماهواره سنتینل ۲.

Table 2. NDVI index values for different covers in Sentinel 2 satellite.

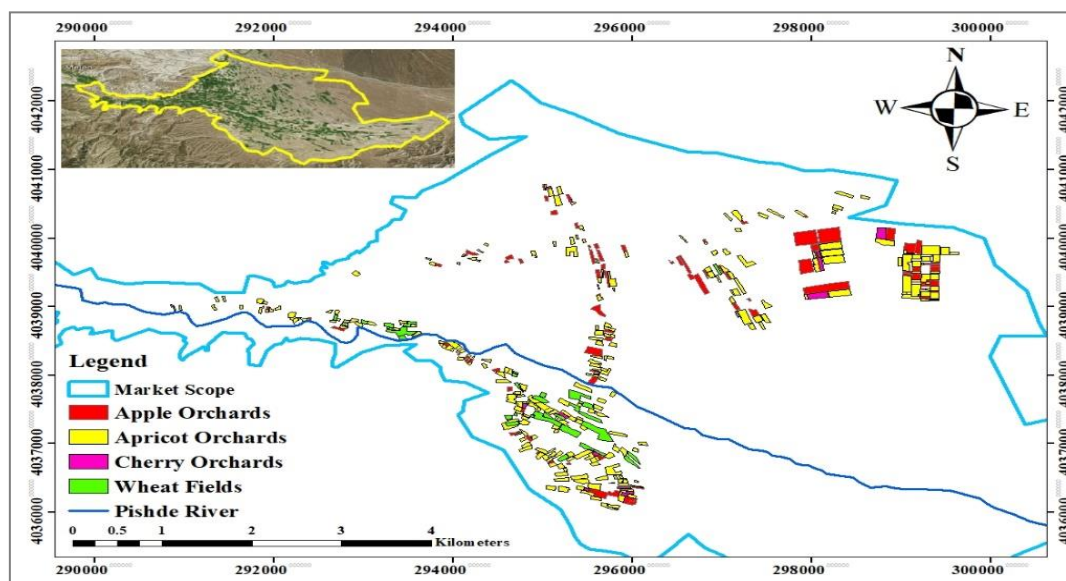
محدوده مقادیر Range of values	نوع پوشش Cover Type	شماره Number
-1 - 0	آب، برف و یخ (Water, snow and ice)	1
0	مناطق پوشیده از برف (Snow covered areas)	2
0.01 - 0.05	پوشیده از خاک (Covered with Soil)	3
0.05 - 0.2	پوشش گیاهی تنک (Thin vegetation)	4
0.2 - 0.6	پوشش گیاهی معمولی و نیمه متراکم (Normal and semi-dense vegetation)	5
0.6 - 0.8	پوشش گیاهی متراکم و غنی (Dense and rich vegetation)	6

شاخص تفاضلی نرمال شده آب (NDWI): شاخص تفاضلی نرمال شده آب جهت شناسایی و پایش محتوای آب در پوشش گیاهی و مناطق آبی استفاده می‌شود. این شاخص به تغییرات رطوبت حساس بوده و در مطالعات زیست‌محیطی، کشاورزی و مدیریت منابع آبی کاربرد گسترده‌ای دارد و بنابراین اطلاعات مفیدی درباره وضعیت سلامت پوشش گیاهی و منابع آبی ارائه می‌دهد که توسط رابطه ۳ محاسبه می‌شود.

$$NDWI = \frac{(Green-NIR)}{(Green+NIR)} \quad (3)$$

شاخص پوشش گیاهی بهبودیافته (EVI): شاخص پوشش گیاهی بهبودیافته برای افزایش دقت شاخص تفاضلی نرمال شده توسعه یافته است که با کمک سیگنال‌های پوشش گیاهی در دامنه نمایه سطح برگ توسط بازتاب طیف آبی اثر جو و سیگنال‌های پس‌زمینه خاک را در شاخص تفاضلی نرمال شده کاهش و تصحیح می‌نماید، هم‌چنین از این شاخص برای بررسی روند تغییرات ساختار گیاهان شامل شاخص سطح برگ، نوع و ساختار تاج پوششی گیاه استفاده می‌گردد، مقدار این شاخص نیز از مثبت تا منفی یک است که از طریق رابطه ۲ محاسبه می‌شود (۲۴).

$$EVI = \frac{2.5 \times (NIR-RED)}{(NIR+6RED-7.5Blue+1)} \quad (2)$$



شکل ۴- موقعیت باغات و مزارع انتخابی به جهت پلی‌گون‌های تعلیمی.

Figure 4. The location of selected orchards and fields for educational polygons.

اندازه‌گیری شده در بخش مادون قرمز نزدیک، قرمز، آبی و سبز طیف الکترومغناطیس هستند که به ترتیب شامل باندهای ۸، ۴، ۲ و ۳ ماهواره سنتینل ۲ با قدرت تفکیک زمینی ۱۰ متر می‌باشند (۱۶).

طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای: در این پژوهش به منظور طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای از مدل‌های نظارت شده ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine: SVM)، شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network: Neural Net)، حداقل فاصله از میانگین (Minimum Distance: MD) و حداکثر تشابه (Maximum Likelihood Estimation: MLE) استفاده شده که از رایج‌ترین روش‌های طبقه‌بندی در تحقیقات هستند. روش ماشین بردار پشتیبان روش طبقه‌بندی نظارت شده غیرپارامتریکی است. این مدل با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی، طبقه‌بندی مرزی را در کلاس‌های مختلف انجام می‌دهد و هدف آن حداکثر فاصله در دو کلاس است. مهم‌ترین ویژگی این الگوریتم استفاده از بخشی از نقاط تعلیمی با عنوان بردارهای پشتیبان است که کم‌ترین فاصله را از

مقادیر این شاخص نیز معمولاً بین منفی تا مثبت یک است که مقادیر مثبت نزدیک به یک نشان‌دهنده وجود آب یا رطوبت زیاد، مانند تالاب‌ها، دریاچه‌ها و گیاهان بسیار مرطوب و مقادیر بین صفر تا ۰/۳ بیانگر خاک‌های مرطوب یا گیاهان با رطوبت متوسط و مقادیر منفی نزدیک به منفی یک نشان‌دهنده مناطق خشک، خاک، یا مناطق بدون آب مانند مناطق شهری و صخره‌ای است. افزایش شاخص تفاضلی نرمال شده آب در طول زمان نشان‌دهنده افزایش منابع آبی، بارش بیشتر، یا بهبود شرایط آبی و کاهش آن ممکن است ناشی از خشکسالی، تغییرات اقلیمی، یا تخریب منابع آبی به دلیل فعالیت‌های انسانی باشد. پایش تغییرات این شاخص در زمان می‌تواند برای مدیریت منابع آبی و برنامه‌ریزی کشاورزی بسیار مفید باشد، همچنین ترکیب شاخص تفاضلی نرمال شده آب با شاخص تفاضلی نرمال شده می‌تواند اطلاعات بهتری درباره تعامل پوشش گیاهی و رطوبت خاک ارائه دهد (۲۴). لازم به ذکر است در روابط فوق مقادیر NIR، RED، Blue و Green به ترتیب بازتابندگی طیفی

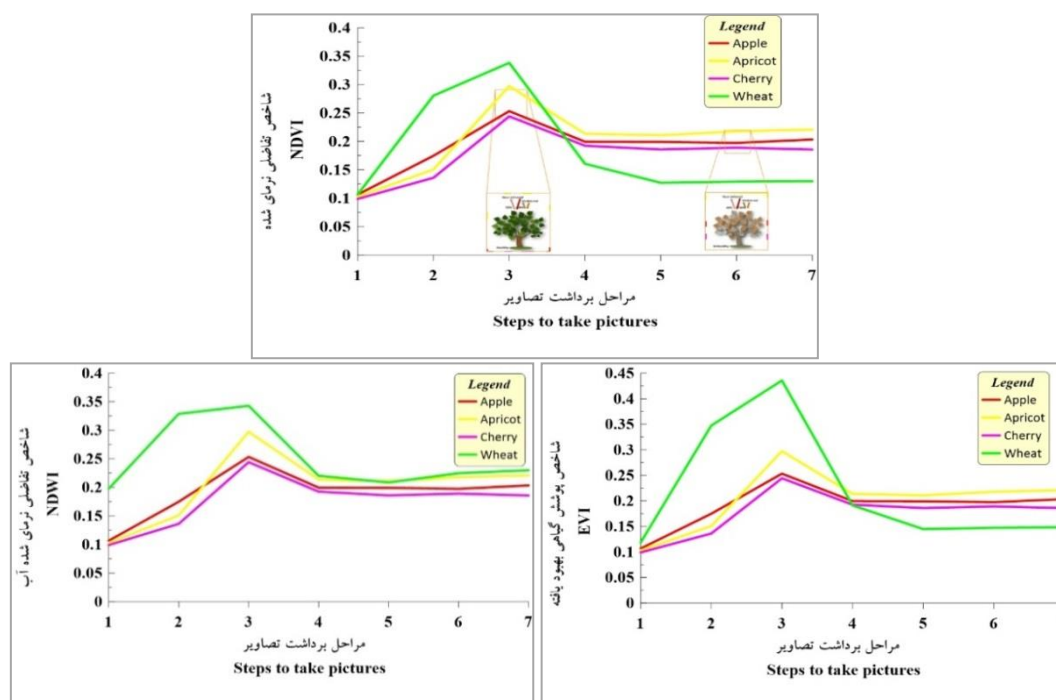
شاخص شباهت تعریف، به طوری که حداقل فاصله با حداکثر شباهت یکسان است. کاربرد اصلی این روش به جهت شناسایی گونه‌های زراعی در مسائل سنجش‌ازدور است (۲۴). از مدل حداکثر تشابه به جهت مدل‌سازی بروی مجموعه‌ای از داده‌ها در راستای دستیابی به مدلی آماری استفاده می‌گردد، به‌گونه‌ای که ارزش بازتابی هر پیکسل ناشناخته بوده و بر اساس واریانس و کوواریانس در هر طبقه از طیف قرار می‌گیرد. فرضیه این مدل براساس توزیع داده‌های هر طبقه بر اساس منحنی توزیع نرمال در اطراف میانگین پیکسل آن طبقه پایه‌ریزی شده است، بنابراین با محاسبه واریانس، کوواریانس و میانگین طبقه‌های مختلف هر تصویر میزان بیش‌ترین احتمال تعلق هر پیکسل به طبقه‌ای که متعلق به آن است، به جهت طبقه‌بندی تصاویر مشخص می‌گردد. لازم به ذکر است خطاهایی همانند عدم تناسب و یا عدم برآورد درست در این مدل نیز نمود می‌یابد (۱۳، ۱۶ و ۲۶).

فرا صفحه داشته باشند. در واقع بدون وجود هیچ فرضی در زمینه توزیع احتمال داده‌ها، فاصله بین کلاس‌ها بیشینه می‌گردد (۱۱ و ۱۶). پژوهش‌گران به جهت توسعه روش‌های پیشرفته طبقه‌بندی و نیز بهبود دقت، اقدامات گسترده‌ای را انجام داده‌اند که شبکه عصبی مصنوعی یکی از این فعالیت‌ها است. یکی از معمول‌ترین مدل مورد استفاده در سنجش‌ازدور شبکه عصبی پرسپترون چند لایه‌ای است که اطلاعات را دریافت، پردازش و نمایش می‌دهد. لازم به ذکر است کاربرد شاخص تفاضلی نرمال شده به‌عنوان یک ورودی برای شبکه عصبی می‌تواند نتایج بسیار خوبی را به همراه داشته باشد (۲۵). یکی دیگر از روش‌های طبقه‌بندی که مبتنی بر فاصله مرکز خوشه‌ها از یکدیگر است روش حداقل فاصله از میانگین است. از این روش معمولاً برای طبقه‌بندی داده‌های تصاویر ناشناخته به کلاس‌هایی که فاصله بین داده‌های تصویر و کلاس را در فضای چند ویژگی به حداقل می‌رساند استفاده می‌گردد. در واقع در این روش فاصله به‌عنوان

جدول ۳- شدت توافق بر اساس ضریب کاپای بر حسب درصد (۱۰).

Table 3. Intensity of agreement based on Kappa coefficient in percentage.

ضریب کاپا Kappa coefficient	شدت توافق Agreement intensity	شماره Number
0-20	بدون توافق (no agreement)	1
21-39	حداقل (At least)	2
40-59	ضعیف (Weak)	3
60-79	متوسط (Average)	4
80-90	قوی (Strong)	5
90-100	تقریباً کامل (Almost complete)	6



شکل ۵- روند تغییرات شاخص تفاضلی نرمال شده (NDVI)، شاخص پوشش گیاهی بهبود یافته (EVI) و شاخص تفاضلی نرمال شده آب (NDWI) محصولات منطقه در هفت بازه زمانی متفاوت.

Figure 5. The trend of changes NDVI, EVI & NDWI of regional products in seven different time periods.

محصولات غالب مورد کشت در منطقه بازار آب مچن شامل سیب، زردآلو، گیلاس و گندم است. با توجه به این نمودار در مورد باغات منطقه با توجه به دوره خزان در شش ماه دوم سال از اوایل بهار روند تغییرات به صورت محدود آغاز و در اردیبهشت ماه شرایط گل دهی (شکوفه) و برگ دهی آغاز و در خرداد و تیرماه به اوج خود رسیده و از اوایل مردادماه پس از برداشت محصول تا شهریور (آغاز خزان) با توجه به شرایط آب و هوایی منطقه روند سیکل نمودار به صورت خطی، پیوسته و تقریباً ثابت است. پیرامون مزارع گندم با توجه به این که در اواخر زمستان تغییرات محدود در سبزیگی و شاخص فنولوژیکی شروع می شود، با گرم شدن هوا در فروردین و اردیبهشت ماه روند رشد تسریع و در خردادماه به حداکثر رسیده که با زرد و خشک شدن و برداشت آن در اوایل تیرماه روند

ارزیابی دقت و ماتریس خطا: به جهت ارزیابی دقت مدل های طبقه بندی از روش اعتبارسنجی متقابل استفاده می شود که شاخص های آماری ضریب کاپای و دقت کلی در آن ها به کار گرفته می شود. دقت کلی توسط تعداد پیکسل هایی که به درستی طبقه بندی شده محاسبه می گردد. ضریب کاپای نیز بر اساس قرارداد نسبی بین ارزیابی و احتمال فرضی قرارداد شانس تعیین می گردد (جدول ۳). با استفاده از ماتریس خطا هر کلاس طبقه بندی شده با واقعیت زمینی مطابقت داده و مقادیر اشتباهی قرار گرفتن یک کلاس در کلاس های دیگر را نمایش می دهد. دو خطای اومیشن و کومیشن هر کدام به ترتیب برای محاسبه دقت تولیدکننده و دقت کاربر استفاده می گردند (۵ و ۱۶).

نتایج و بحث

در شکل ۵ نمودار طیفی شاخص تفاوت پوشش گیاهی نرمال شده (NDVI) که بیانگر دوره فنولوژیکی

به صورت جداگانه با شدت و رنگ متفاوت است. لازم به ذکر است نتایج به دست آمده از این بررسی با نتایج پژوهش نویدی و همکاران (۲۰۲۱) مطابقت کامل دارد (۱۶).

نمودار به صورت نزولی آغاز و بعد از آن خط سیری مستقیم را طی می‌نماید. اما آنچه به وضوح مشاهده می‌شود تفکیک نمودارها از یکدیگر و مشاهده هر یک از باغات سیب، زردآلو، گیلاس و مزارع گندم

Support Vector Machine							Neural Net						
محصول	سیب	زردآلو	گیلاس	گندم	بایر	مجموع	محصول	سیب	زردآلو	گیلاس	گندم	بایر	مجموع
Production	Apple	Apricot	Cherry	Wheat	Uncul	Total	Production	Apple	Apricot	Cherry	Wheat	Uncul	Total
سیب Apple	2597	1055	0	254	3	4144	سیب Apple	3832	2427	70	523	69	7200
زردآلو Apricot	3732	13142	235	275	16	17775	زردآلو Apricot	2719	12102	349	206	47	15544
گیلاس Cherry	1	0	610	0	0	1	گیلاس Cherry	20	21	470	3	0	138
گندم Wheat	97	251	21	2383	18	2770	گندم Wheat	39	224	11	2278	44	2596
بایر Uncul	419	920	81	207	47338	48965	بایر Uncul	236	594	23	109	47215	48177
Total مجموع	6846	15368	947	3119	47375	73655	Total مجموع	6846	15368	947	3119	47375	73655
Overall Accuracy: 88 %						Kappa Coefficient: 0.78	Overall Accuracy: 89 %						Kappa Coefficient: 0.79
Minimum Distance							Maximum Likelihood Estimation						
محصول	سیب	زردآلو	گیلاس	گندم	بایر	مجموع	محصول	سیب	زردآلو	گیلاس	گندم	بایر	مجموع
Production	Apple	Apricot	Cherry	Wheat	Uncul	Total	Production	Apple	Apricot	Cherry	Wheat	Uncul	Total
سیب Apple	2472	495	22	127	0	1583	سیب Apple	2365	1491	44	221	142	4263
زردآلو Apricot	2335	7815	325	336	0	10811	زردآلو Apricot	2600	7828	168	87	189	10872
گیلاس Cherry	939	4794	395	280	10	7951	گیلاس Cherry	1457	5131	683	332	417	8020
گندم Wheat	54	160	6	1920	8	2148	گندم Wheat	217	520	28	2459	45	3269
بایر Uncul	1046	2104	199	456	47357	51162	بایر Uncul	207	398	24	20	46582	47231
Total مجموع	6846	15368	947	3119	47375	73655	Total مجموع	6846	15368	947	3119	47375	73655
Overall Accuracy: 79 %						Kappa Coefficient: 0.60	Overall Accuracy: 81 %						Kappa Coefficient: 0.66

شکل ۶- ماتریس‌های خطای طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای به روش‌های شبکه عصبی مصنوعی (Neural net).

ماشین بردار پشتیبان (SVM)، حداکثر تشابه (MLE) و حداقل فاصله از میانگین (MN).

Figure 6. Classification error matrices of satellite images by methods Artificial Neural network (Neural net), Support Vector Machine (SVM), Maximum Likelihood Estimation (MLE) & Minimum Distance (MN).

تفکیک و همچنین آغاز روند رشد تا برداشت و خزان را به خوبی نمایش داده است. از سوی دیگر علی‌رغم تفاوت در مقدار بیشینه این دو شاخص در هر یک از نمودارها، روند تغییرات هر محصول را می‌توان مشابه با یکدیگر مشاهده نمود.

در این پژوهش از شاخص پوشش گیاهی بهبودیافته برای افزایش دقت شاخص تفاضلی نرمال شده و نیز تصحیح آن استفاده گردید، همان‌طور که در نمودار آن مشاهده می‌شود روند تغییرات ساختار محصولات غالب منطقه که شامل شاخص سطح برگ، نوع و ساختار تاج پوششی گیاه است را در شناسایی و

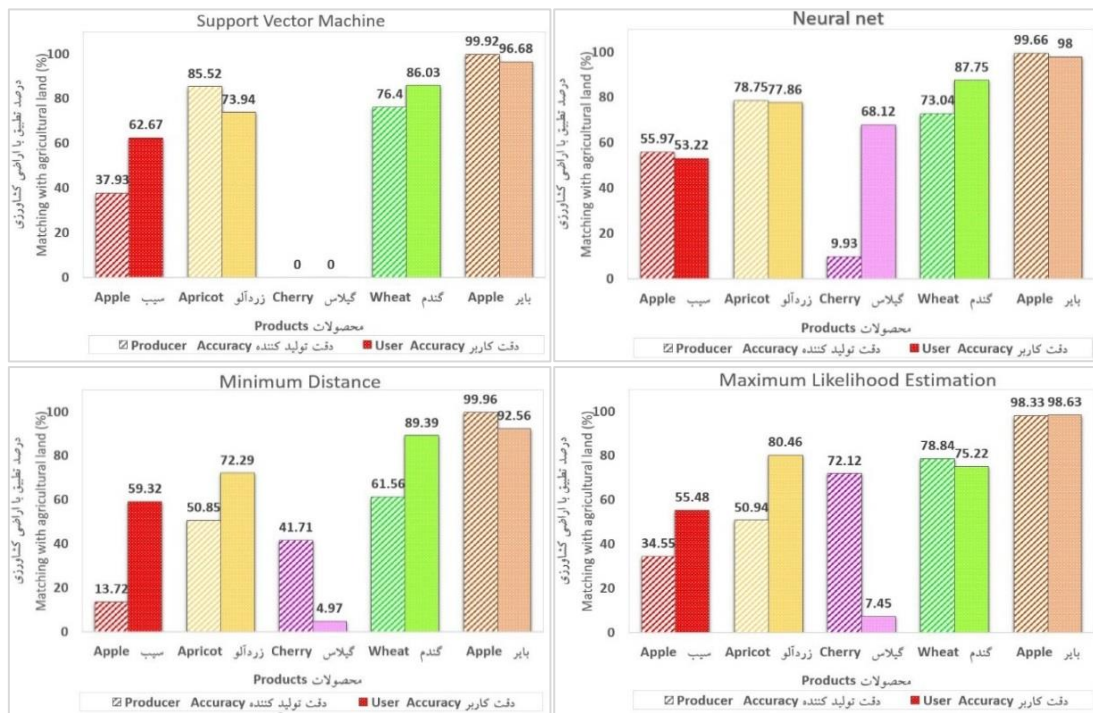
جدول ۴- مقادیر خطای کمیسیون (Commission: Co) و امیسیون (Omission: Om) نتایج لایه‌های طبقه‌بندی شده در مدل‌ها.

Table 4. Commission error values (Commission: Co) and Omission (Omission: Om) results of classified layers in models.

مدل حداقل فاصله از میانگین Minimum Distance		مدل حداکثر تشابه Maximum Likelihood		مدل ماشین بردار پشتیبان Support Vector Machine		مدل شبکه عصبی Neural network		محصول Production
Om (%)	Co (%)	Om (%)	Co (%)	Om (%)	Co (%)	Om (%)	Co (%)	
86.28	40.68	64.45	44.52	62.07	37.33	44.03	46.78	سیب Apple
49.15	27.71	49.06	19.54	14.48	26.06	21.25	22.14	زردآلو Apricot
58.29	95.03	27.88	92.55	100.00	100.00	90.07	31.88	گیلاس Cherry
38.44	10.61	21.16	24.78	23.60	13.97	26.96	12.25	گندم Wheat
0.04	7.44	1.67	1.37	0.08	3.32	0.34	2.00	بایر Uncul

از طبقه‌بندی است، در پایان نتایج به صورت جدول خطا ارائه می‌گردد (۱۱ و ۲۵). در شکل ۶ نتایج ماتریس خطا، ضریب کاپای و دقت کلی ۴ مدل موردنظر نمایش داده شده است، که براساس نتایج مدل‌های شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان با اندک اختلاف و نیز مدل حداقل فاصله از میانگین به ترتیب با شاخص‌های ضریب کاپای ۰/۷۹، ۰/۷۸ و ۰/۶۰ و دقت کلی ۸۹، ۸۸ و ۷۹ درصد بیش‌ترین و کم‌ترین دقت طبقه‌بندی را نشان می‌دهند. مدل حداکثر تشابه نیز ضریب کاپای ۰/۶۶ و ۸۱ درصد را دارا بود. از آن‌جایی که در محاسبه مقادیر دقت کلی پیکسل‌هایی که به خطا به کلاس‌ها اختصاص یافته‌اند در محاسبات لحاظ نشده‌اند و اما در محاسبه ضریب کاپای پیکسل‌های درست طبقه‌بندی نشده در محاسبات لحاظ می‌گردد بنابراین مقادیر دقت کلی به‌عنوان یک معیار ارزش‌گذاری در ارزیابی طبقه‌بندی‌ها لحاظ گردیده و ضریب کاپای نسبت به آن واقعی و گویاتر است (۱۶ و ۲۵).

از آن‌جایی که مقایسه نمودار دو شاخص تفاضلی نرمال شده آب و تفاضلی نرمال شده می‌تواند اطلاعات بهتری درباره تعامل پوشش گیاهی و رطوبت خاک ارائه دهد بنابراین در این پژوهش به جهت افزایش دقت کار از شاخص تفاضلی نرمال شده آب به‌عنوان سومین شاخص مورد بررسی استفاده شده است. نتایج بررسی نمودار این شاخص در شکل ۵ و مقایسه آن با نمودار دو شاخص دیگر اولاً با توجه به کوچک‌تر بودن تمامی مقادیر از ۰/۳ بیانگر وجود گیاه و نه پهنه آبی در نقاط مورد بررسی است، ثانیاً مقادیر بیشینه و کمینه آن بیانگر افزایش مقادیر رطوبت در هر چهار محصول در زمان برداشت و کاهش میزان رطوبت در زمان خزان در باغات و مزارع گندم پس از برداشت که به‌صورت زمین خاکی است. در پایان عملیات طبقه‌بندی، نتایج حاصله با واقعیت زمینی و نقشه‌های طبقه‌بندی شده و بوسیله معیارهای تعیین صحت به شکل کمی برآورد شده است. هدف از این عملیات صحت‌سنجی و ارزیابی میزان همخوانی نقشه واقعی زمینی با نقشه‌های حاصل



شکل ۷- مقایسه دقت کلی در دو حالت تولیدکننده و کاربر با روش‌های شبکه عصبی مصنوعی (Neural net)،

ماشین بردار پشتیبان (SVM)، حداکثر تشابه (MLE) و حداقل فاصله از میانگین (MN).

Figure 7. Comparison of overall accuracy in two modes of producer and user with methods Artificial Neural network (Neural net), Support Vector Machine (SVM), Maximum Likelihood Estimation (MLE) & Minimum Distance (MN).

در جدول ۴ مقادیر دو خطای کمیسیون (پیکسل‌هایی که در مساحت اراضی به اشتباه طبقه بندی شده و به آن کلاس تعلق ندارد) و اومیسین (اراضی یک کلاس که در کلاس‌های دیگر واقع شده) نمایش داده شده است (۱۶). در مدل شبکه عصبی برای محصول زردآلو مقادیر خطای اومیسین و کمیسیون به ترتیب ۲۱ و ۲۲ درصد برآورد گردیده که این نتایج بر اساس مقادیر محاسبه شده در شکل ۶ است، در این مدل برای کلاس زردآلو ۱۵۳۶۸ پیکسل نمونه برداشت شده که از این مقدار ۳۲۶۶ مورد آن به عنوان کلاس‌های دیگر تفسیر شده‌اند که خطای اومیسین برآورد گردیده، هم‌چنین ۳۳۲۱ پیکسل از ۱۰۸۷۲ پیکسل به اشتباه طبقه‌بندی شده که خطای کمیسیون را حاصل گردیده است. همان‌طور که مشاهده می‌گردد در این مدل کم‌ترین خطا متعلق به

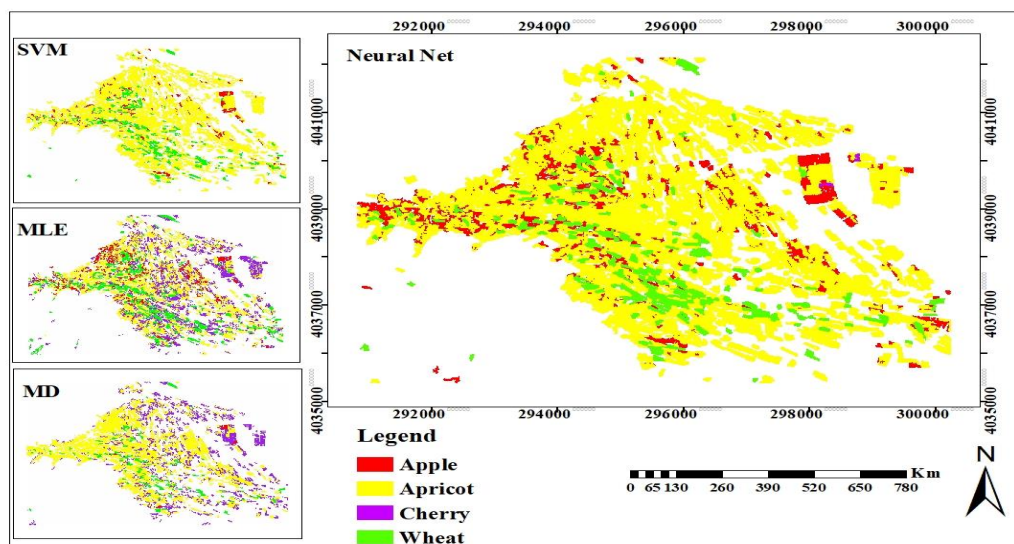
کلاس اراضی بایر است. نتایج بررسی علیپور و همکاران (۲۰۱۴) پیرامون دو روش طبقه‌بندی شبکه عصبی و حداکثر احتمال و نیز نویدی و همکاران (۲۰۲۱) پیرامون دو روش ماشین بردار پشتیبان و حداقل فاصله از میانگین برای مشخص نمودن الگو اراضی کشاورزی نیز با این نتایج مطابقت دارد که دلیل اصلی آن را می‌توان تعداد مناسب نمونه‌های تعلیمی و متفاوت بودن شاخص فنولوژیکی در بخش‌های مختلف دانست (۱۶ و ۲۵). طبق این بررسی‌ها برای سایر مدل‌ها شکل ۶ و جدول ۴ کاملاً گویای مطالب است. با توجه به مقادیر دقت تولیدکننده و کاربر (شکل ۷) و هم‌چنین خطاهای اومیسین و کمیسیون (جدول ۴)، می‌توان عملکرد هر یک از مدل‌های طبقه‌بندی را برای محصولات مختلف به صورت زیر تفکیک نمود. الف) محصول زردآلو:

داشته باشد. در انتها با انتقال نقشه‌های خروجی از مدل‌ها به نرم افزار GIS مقادیر مساحت هر یک از اراضی کشاورزی محاسبه گردیده شد. نقشه الگوی کشت بازار آب مجن برای هر یک از مدل‌های طبقه‌بندی در شکل ۸ نمایش داده شده است. برای گزارش مساحت اراضی کشاورزی با استناد به مقادیر ضریب کاپای و دقت کلی مدل شبکه عصبی انتخاب گردید. لذا میزان سطح اراضی باغی زردآلو، سیب و گیلاس به ترتیب ۱۴۴۲، ۳۳۳ و ۵۲ هکتار و زراعت گندم ۱۷۳ هکتار به دست آمد که در مقایسه با مقادیر ارائه شده توسط سازمان جهاد کشاورزی استان به‌طور تقریبی از دقت ۹۴ درصد برخوردار است. مشاهداتی میدانی نشان داد در برخی از باغات درختان هلو و شلیل و نیز محصولاتی زراعی مانند سیب‌زمینی و کدو در منطقه کشت شده‌اند که با توجه به وسعت منطقه و تشابه دوره تقویم زراعی موجب بروز خطا در برآورد سطح زیر کشت این محصولات شده است، از سوی دیگر در برخی باغات درختان زردآلو به‌صورتی ترکیبی با هلو و شلیل و نیز گیلاس کشت شده که در نتیجه مقادیر خطا را تشدید نموده. وجود باغات کوچک گردو و آلبالو در منطقه نیز موجب بروز خطا در شناسایی دقیق باغات گیلاس گردیده است. کم‌ترین میزان خطا در برآورد سطح گندم به دلیل کشت پاییزه بودن آن است، زیرا در این دوره محصولی هم‌زمان در منطقه کشت نمی‌شود، تنها عدم حذف علف‌های هرز تعداد کمی از باغات زرد آلو در فروردین ماه موجب بروز خطا در تفکیک این باغات با زمین‌های زراعی گندم شده است. این نتایج با پژوهش نویدی و همکاران (۲۰۲۱) مطابقت دارد. یکی از نکات اساسی که باید در این پژوهش بدان اشاره نمود، استفاده از ماهواره سنتیل ۲ با قدرت تفکیک زمینی ۱۰ متر و امکان برداشت تصاویر در فاصله ۵ روزه است. از طرفی قدرت تفکیک بالای آن

مدل‌های شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان (SVM) با دارا بودن پایین‌ترین خطا و بالاترین دقت، بهترین عملکرد را در شناسایی این محصول داشته‌اند. این امر احتمالاً به دلیل وسعت زیاد باغات زردآلو و الگوی طیفی متمایز آن در دوره رشد است. ب) محصول سیب: مدل ماشین بردار پشتیبان با خطای اومیسون پایین‌تر (۶۲/۷ درصد در مقایسه با ۴۴/۰۳ درصد در شبکه عصبی) عملکرد بهتری در شناسایی کامل باغات سیب داشته است. این نشان می‌دهد SVM در مقایسه با شبکه عصبی، پیکسل‌های متعلق به کلاس سیب را با خطای کم‌تری در کلاس‌های دیگر قرار داده است. ج) محصول گندم: همه مدل‌ها با دقت قابل‌قبولی این محصول را شناسایی کردند، اما مدل حداقل فاصله از میانگین با کم‌ترین خطای کمیسیون (۱۰/۶۱ درصد) و مدل شبکه عصبی با بالاترین دقت کلی، بهترین نتایج را برای گندم ارائه دادند. دقت بالا در شناسایی گندم را می‌توان به اختلاف فنولوژیکی واضح آن با محصولات باغی در فصل بهار نسبت داد. د) محصول گیلاس: همان‌طور از خطای بسیار بالا در برخی مدل‌ها پیداست، تمامی روش‌ها در شناسایی این محصول با چالش مواجه بودند. این موضوع عمدتاً به دلیل محدود بودن سطح زیر کشت گیلاس (تنها ۱۵ باغ) و کشت مخلوط آن با دیگر درختان میوه مانند زردآلو است که منجر به اختلاط طیفی می‌شود. از بین مدل‌ها، مدل حداکثر تشابه (MLE) با خطای اومیسون نسبتاً پایین‌تر (۲۷/۸۸ درصد) عملکرد بهتری داشت، اما هم‌چنان نتایج برای این محصول از قابلیت اطمینان کم‌تری برخوردار است. در نتیجه، می‌توان اذعان داشت که اگرچه مدل‌های شبکه عصبی و SVM به‌طورکلی از دقت بالاتری برخوردارند، اما انتخاب بهینه‌ترین مدل می‌تواند به نوع محصول خاص و هم‌چنین شرایط کشت در منطقه بستگی

به همراه نداشته که موجب افزایش دقت بیشتر در ابعاد مزارع و باغات و همچنین قدرت تفکیک بهتر آن‌ها می‌گردد (۹ و ۱۶).

نسبت به سایر ماهواره‌ها (مانند لندست ۸) و از سوی دیگر امکان دریافت تصاویر در این فاصله زمانی جهش و تغییرات اساسی در رشد درختان و مزارع را



شکل ۸- نقشه طبقه‌بندی نهایی اراضی کشاورزی بازار آب مجن با روش‌های شبکه عصبی مصنوعی (Neural net).

ماشین بردار پشتیبان (SVM)، حداکثر تشابه (MLE) و حداقل فاصله از میانگین (MN).

Figure 8. The final classification map of agricultural lands of mojen water market with methods Artificial Neural network (Neural net), Support Vector Machine (SVM), Maximum Likelihood Estimation (MLE) & Minimum Distance (MN).

(شکل ۵) و نمودار تقویم زراعی یا دوره فنولوژیکی محصولات شاخص (شکل ۳) بیانگر تطابق آن‌ها با یکدیگر دارد که خود بیانگر دقت این کار است. از سوی دیگر برآیند این پژوهش بیانگر کارآمدی دو مدل طبقه‌بندی شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان نسبت به دو مدل حداکثر تشابه و حداقل فاصله از میانگین است که خود صحه‌ای بر نتایج تحقیقات سایر پژوهش‌گران از جمله نویدی و همکاران (۲۰۲۱)، مزیدی و همکاران (۲۰۲۴)، علیپور و همکاران (۲۰۱۴) است. در نهایت باید بیان داشت استفاده از تصاویر ماهواره‌ای چندزمانه همراه با داده‌های برداشت شده زمینی در زمان مناسب از چرخه فنولوژیکی گیاهان به جهت برنامه‌ریزی کلان منطقه‌ای در بخش‌های مختلف می‌تواند اطلاعات

نتیجه‌گیری کلی

باتوجه به چالش‌های فزاینده در مدیریت منابع آب و کشاورزی پایدار، دستیابی به روش‌های دقیق و به‌صرفه برای پایش الگو و سطح زیر کشت محصولات، به‌ویژه در مناطق با ساختار پیچیده کشاورزی، از اهمیت بالایی برخوردار است (۱۹). این پژوهش باهدف پایش و برآورد سطح زیر کشت محصولات باغی و زراعی در منطقه مجن، با تلفیق سری‌های زمانی تصاویر ماهواره سنتینل-۲ و الگوریتم‌های یادگیری ماشین انجام شد. به کمک این تصاویر و بازدید میدانی صورت گرفته از منطقه جهت شناسایی نوع کشت برخی از اراضی، نمودار طیفی باغات زردآلو، سیب و گیلاس و همچنین مزارع گندم (پاییزه) ترسیم گردید. نتایج مقایسه پروفیل‌های طیفی

داده‌ها، اطلاعات و دسترسی

همه اطلاعات و داده‌های این پژوهش مربوط به رساله دکتری نویسنده اول بوده که حاصل تحقیقات و پژوهش‌های وی در گروه مهندسی آب دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان است. لازم به ذکر است همه داده‌ها به صورت مکاتبه با نویسنده مسئول قابل دسترسی است.

تعارض منافع

در این مقاله تعارض منافی وجود ندارد و این مسأله مورد تأیید همه نویسندگان است.

مشارکت نویسندگان

همه نویسندگان در امر طرح تحقیق و روش‌شناسی، گردآوری اطلاعات و داده‌ها، مشارکت و راهبری در آنالیزها، نگارش، اصلاح و نهایی‌سازی مقاله مشارکت داشته‌اند.

اصول اخلاقی

نویسندگان اصول اخلاقی را در انجام و انتشار این اثر رعایت نموده‌اند و این موضوع مورد تأیید همه آن‌ها است.

حمایت مالی

حمایت مالی این پژوهش در قالب پژوهانه دانشجوی نویسنده اول، توسط دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان انجام شده است.

بسیار کارآمدی از جمله شناسایی نوع، الگو و مساحت زیر کشت اراضی و یا حتی توسعه مکانیزاسیون را در اختیار مدیران مربوطه قرار دهد. قابلیت دسترسی به نقاط دوردست، سطح گسترده پوشش، دسترسی آسان به تصاویر، دقت مناسب و دریافت اطلاعات در کم‌ترین زمان از دیگر مزایای این فناوری به عنوان راهکاری کارآمد در مدیریت آب با توجه به وسعت تحت پوشش آن‌ها است. برای مطالعات آبی، پیشنهاد می‌شود: الف) تلفیق داده‌های نوری سنتینل-۲ با داده‌های راداری سنتینل-۱ برای بهبود پایش در شرایط ابری، ب) بکارگیری الگوریتم‌های یادگیری عمیق برای افزایش دقت تفکیک محصولات با الگوهای کشت مشابه و ج) استفاده از خروجی‌های این پژوهش در سیستم‌های پشتیبان تصمیم‌گیری برای مدیریت آبیاری و برآورد نیاز آبی، مورد بررسی واقع گردد. در نهایت نتایج این پژوهش می‌تواند نقش مؤثری در توسعه سیستم‌های پایش کشاورزی و مدیریت بهینه منابع آب در مناطق مشابه داشته باشد.

تقدیر و تشکر

نویسندگان مراتب تشکر و قدردانی خود را از سردبیر محترم مجله پژوهش‌های حفاظت آب و خاک و هم‌چنین داوران محترم این مقاله به سبب ارائه نظرات و پیشنهادهای، ارزشمند و سازنده ابراز می‌نمایند.

منابع

1. Wheeler, S. A., Loch, A., Crase, L., Young, M., & Grafton, R. Q. (2021). Developing a water market readiness assessment framework. In Water Markets. Edward Elgar Publishing.
2. AghaKouchak, A., Mirchi, A., Madani, K., Di Baldassarre, G., Nazemi, A., Alborzi, A., Anjileli, H., Azarderakhsh, M., Chiang, F., Hassanzadeh, E., Huning, L. S., Mallakpour, I., Martinez, A., Mazdiyasi, O., Moftakhari, H., Norouzi,

- H., Sadegh, M., Sadeqi, D., Van Loon, A. F., & Wanders, N. (2021). Anthropogenic drought: How humans affect the global ecosystem. *Nature Reviews Earth & Environment*, 2(4), 171-172.
3. FAO. (2023). The state of the world's land and water resources for food and agriculture. Food and Agriculture Organization of the United Nations.
4. De Leeuw, J., Georgiadou, Y., Kerle, N., de Gier, A., Inoue, Y., Ferwerda, J., Smies, M., & Narantuya, D. (2010). The function of remote sensing in support of environmental policy. *Remote Sensing*, 2(7), 1731-1750.
5. Lillesand, T., Kiefer, R. W., & Chip, J. (2015). Remote sensing and image interpretation: John Wiley & Sons.
6. Rose, R. A., Byler, D., Eastman, J. R., Fleishman, E., Geller, G., Goetz, S., Guild, L., Hamilton, H., Hansen, M., Headley, R., Hewson, J., Horning, N., Kaplin, B. A., Laporte, N., Leidner, A., Leimgruber, P., Morisette, J., Musinsky, J., Pintea, L., & Wilson, C. (2015). Ten ways remote sensing can contribute to conservation. *Conservation Biology*, 29(2), 350-359.
7. Zeraati Neyshabouri, S., & Khozayemehnezhad, H. (2022). A Review on the Role of the Water Market as a Management Approach with an Emphasis on the Situation in Iran. *Journal of Water and Irrigation Management*. 12(4), 907-934. [In Persian]
8. Zhang, M., Lin, H., Wang, G., Sun, H., & Fu, P. (2023). Mapping crop types in complex planting areas using multi-temporal Sentinel-2 imagery and machine learning approach. *Computers and Electronics in Agriculture*, 194, 1-14.
9. Kamusoko, C., & Aniya, M. (2007). Land use/cover change and landscape fragmentation analysis in the Bindura District, Zimbabwe. *Land degradation & development*. 18(2), 221-233.
10. Weiss, M., Jacob, F., & Duveiller, G. (2020). Remote sensing for agricultural applications: A review. *Remote Sensing*, 12(6), 1-34.
11. Mountrakis, G., Im, J., & Ogole, C. (2011). Support vector machines in remote sensing: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66(3), 247-259.
12. Sibanda, M., Mutanga, O., & Rouget, M. (2021). Comparing the potential of Sentinel-2 and Landsat 8 data for estimating crop water stress indicators. *Agricultural Water Management*, 245, 106-118.
13. Tso, B., & Mather, P. M. (2009). Classification Methods for Remotely Sensed Data, Chapter 2-3: Taylor and Francis Group, America.
14. Ma, L., Liu, Y., Zhang, X., Ye, Y., Yin, G., & Johnson, B. A. (2024). Deep learning in remote sensing applications: A meta-analysis and review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 152, 166-177.
15. Chen, Y., Zhang, H., & Wang, L. (2022). Deep learning for multi-temporal crop classification using Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing of Environment*, 284, 113-125.
16. Navidi, M., Chatrenour, M., Jamshidi, M., & Akhyani, A. (2021). Estimating Cultivation Area of Some Selected Crops in Bastam Plain by Using Multi-Temporal Sentinel-2 Images. *Journal of Soil Research*. 35(1), 41-59. [In Persian]
17. Karimi, M., Farid-Rohani, M. R., & Ahmadi, S. H. (2023). Challenges and opportunities in remote sensing-based crop mapping in complex agricultural landscapes: A review. *Journal of Agricultural Science and Technology*, 25(3), 567-582.
18. Bohlolvand, A., Sadr, S. K., & Hashemi, S. A. (2015). Investigating the role of agricultural water markets in pricing and allocation of water resources (case study: Mojen water market). *Journal of Economic Research and Agricultural Development of Iran*. 45(4), 761-773. [In Persian]
19. Li, X., Liu, X., & Gong, P. (2024). Integrating multi-temporal Sentinel-2 imagery and machine learning for

- accurate crop mapping in mountainous areas. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 198, 1-15.
20. Matinju M. H., & Alizade, H. (2020). Determination of Operation of the Informal Water Market In Comparison With One Type of the Formal Market (The Case Study of Mojen Region). *Water Management in Agriculture*. 7(1), 95-108. [In Persian]
21. Rajabpour, S., & Mohebi, M. (2015). Collaborative water management in Mojen region. The first National Congress of Irrigation and Drainage. Ferdowsi University of Mashhad. 13 & 14 May 2015. [In Persian]
22. Riyahi, V., Ziyaiyan Firoz Abadi, P., Aziz Por, F., & Daruyi, P. (2019). Determining and checking the cultivated area of crops in Lanjanat area using satellite images. *Applied Research Journal of Geographical Sciences*. 19(52), 147-169. [In Persian]
23. Mazidi, M., Hesam, M., Ghorbani, K., & Komaki, C. B. (2024). Feasibility of estimating cotton water stress based on spectral indices of Landsat and Sentinel 2 satellite images. *Journal of Water and Soil Conservation*. 31(2), 99-117. [In Persian]
24. Mohamadi Monavar, H., & Zibazadeh, S. (2022). Distinguishing Rain-fed and Irrigated Crops in Hamadan Province Using Spectral Indices of Satellite Images. *Journal of Agricultural Machinery*. 12(4), 529-542. [In Persian]
25. Alipor, F., Agh Khani, M. H., Abaspor, M. H., & Sepehr, A. (2014). Separation of the area and area under cultivation of agricultural products with the help of ETM⁺ satellite images (case study: sample farm of Astan Quds Razavi). *Journal of Agricultural Machinery*. 4(2), 244-254. [In Persian]
26. Rossi, R. J. (2018). *Mathematical statistics: an introduction to likelihood based inference*: John Wiley & Sons.
27. Prieto, M. (2022). Indigenous Resurgence, Identity Politics, and the Anticommodification of Nature: The Chilean Water Market and the Atacamenno People. *Annals of the American Association of Geographers*, 112(2), 487-504.
28. QLD DNRME, (2020). *Compliance strategy 2020-24*. QLD Department of Natural Resources, Mines and Energy, Brisband, QLD, Australia.
29. Rezaei, M., Akbari, M., & Zand-Parsa, S. (2023). Fusion of Sentinel-1 and Sentinel-2 data for improved crop classification in cloudy conditions. *International Journal of Remote Sensing*, 44(5), 1567-1585.
30. Shaker, M., Hesam, M., Ghorbani, K., Hezajaribi, A., & Oshani, M. (2024). An overview of the development process of water markets in different countries of the world and Iran. 8th International Conference on Agriculture and Environment with sustainable development approach. [In Persian]

