

Digital land suitability assessment for irrigated cultivation of some agricultural crops using machine learning approaches (Case Study: Qazvin - Abyek)

Fatemeh Jannati¹, Fereydoon sarmadian^{2*}

Introduction:

Research and development in high-potential agricultural areas are of great importance for ensuring the food needs of the population and livestock. Neglecting these regions can lead to increased food prices and food shortages, which can have a negative impact on the economy and public health. Land suitability maps provide essential information for agricultural planning and are vital for reducing land degradation and evaluating sustainable land use. The utilization of modern mapping techniques such as digital soil mapping and machine learning algorithms can significantly improve the accuracy of land suitability assessment and crop performance prediction. These methods have been widely employed as primary tools for mapping and evaluating land suitability in various regions worldwide.

Materials and Methods:

In this study, a total of 288 soil profiles were utilized to compute the land suitability index for wheat, barley, and alfalfa crops. Various environmental variables were incorporated, including topographic factors derived from the digital elevation model and spectral indices obtained from Landsat 8 satellite imagery. Eight key factors, namely slope percentage, climate, texture, gypsum content, equivalent calcium carbonate, electrical conductivity (EC), and sodium absorption ratio (SAR), were identified as influential in the assessment of land suitability. To quantify the degrees of land suitability for the target crops, a parametric approach based on the square root method was employed. Moreover, the random forest machine learning model was utilized for spatial modeling, zoning mapping, and determining the significance of environmental variables in the land suitability evaluation process. By incorporating these comprehensive methodologies, a more detailed and accurate understanding of the land suitability for wheat, barley, and alfalfa cultivation can be achieved, facilitating informed decision-making in agricultural planning and land management strategies.

Results and Discussion:

The spatial prediction results demonstrated the effectiveness of the random forest model in classifying land suitability for wheat, barley, and alfalfa. The model achieved high accuracy, with Kappa coefficients of 81%, 84%, and 85% for wheat, barley, and alfalfa, respectively. The overall accuracies were also impressive, reaching 86% for wheat, 88% for barley, and 89% for alfalfa. Analyzing the land suitability assessment results, it was found that barley had the highest land suitability class, covering a significant portion of 40% in class S1. Alfalfa followed closely with 35.5% of the total area, and wheat occupied 32% in the same class. Delving into the predictive environmental variables for barley, Diffuse, SHt, and MrVBF emerged as the most influential factors. These variables played a crucial role in assessing the suitability of

¹-Graduate M. Sc of Science and soil Engineering Department, Faculty of Agricultural , University College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran.

²-Professor of Science and soil Engineering Department, Faculty of Agricultural , University College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran.

(*- Corresponding Author Email: [Fsarmad@ut.ac.ir](mailto:F.sarmad@ut.ac.ir))

land for barley cultivation. Similarly, for wheat, the variables Diffuse, MrVBF, and TWI were identified as significant indicators, contributing to the accurate prediction of wheat performance. Regarding alfalfa, the variables MrVBF, Diffuse, and Valley_depth stood out as the most important variables, providing valuable insights into land suitability for alfalfa cultivation. In general, the limiting factors for irrigated cultivation of these crops were primarily associated with soil properties. In the northern regions, soil texture was identified as a significant limiting factor, impacting the suitability of the land for crop cultivation. On the other hand, in the southern regions, soil characteristics such as the percentage of lime, gypsum, salinity, and alkalinity were recognized as the most influential limiting factors, affecting the suitability of the land for successful crop production. These findings provide valuable information for land planners, farmers, and decision-makers in determining suitable areas for wheat, barley, and alfalfa cultivation. By considering the identified influential factors and addressing the limiting soil properties, agricultural practices can be optimized to maximize crop productivity and ensure sustainable land use.

Conclusion:

The research aimed to evaluate land suitability for wheat, barley, and alfalfa crops under irrigation. Data selection focused on the most limiting factors for these crops. The model achieved acceptable predictions for wheat, barley, and alfalfa, with Kappa coefficients of 0.81, 0.85, and 0.84, and overall accuracies of 0.86, 0.89, and 0.88, respectively. Barley had the highest percentage of suitable land (40%), followed by alfalfa (39.5%) and wheat (32%). Soil constraints varied across the study area, including texture, stoniness, lime, gypsum, salinity, and alkalinity. The analysis identified 31 soil types, and the random forest model yielded a digital soil map with a Kappa coefficient of 0.76 and overall accuracy of 0.81. The findings support effective land management and agricultural planning.

Keywords: Digital Soil mapping, Parametric method, suitability and digital assessment, random forest.

ارزیابی رقومی تناسب سرزمین برای کشت آبی برخی از محصولات زراعی با استفاده از رویکردهای یادگیری ماشین (آبیک - قزوین)

فاطمه جنتی^۱، دکتر فریدون سرمیدیان^{۲*}

چکیده

مدیریت صحیح و منطقی و طراحی برنامه‌های کاربری اراضی در تأمین تقاضای غذا در سراسر جهان مفید بوده است. ارزیابی و تعیین تناسب زمین در حصول اطمینان از استفاده بهینه از منابع اراضی و درعین حال حفظ پتانسیل آن برای نسل‌های آینده مفید است. هدف اصلی این مطالعه ارزیابی رقومی تناسب اراضی برای کشت آبی محصولات زراعی گندم، جو و یونجه در منطقه آبیک دشت قزوین است. بدین منظور از اطلاعات ۲۸۸ تعداد پروفیل خاک برای محاسبه شاخص اراضی استفاده گردید. همچنین متغیرهای توپوگرافی شامل مشتقات اولیه و ثانویه مدل رقومی ارتفاع و متغیرهای مستخرج از تصاویر سنجش از دور (ماهواره لندست ۸) شامل شاخص‌های طیفی به عنوان متغیرهای محیطی جهت مدل‌سازی نقشه تحت کلاس تناسب اراضی برای سه محصول یونجه، گندم و جو و همچنین تهیه نقشه رده بندی خاک در سطح فامیل استفاده شدند. هشت عامل توپوگرافی، خاک و اقلیمی شامل درصد شیب، اقلیم، بافت، گچ، کربنات کلسیم معادل، هدایت الکتریکی (EC) و نسبت جذب سدیم (SAR) به عنوان عوامل موثر در ارزیابی تناسب زمین برای گندم، جو و یونجه شناسایی شدند. در ادامه از روش پارامتریک (ریشه دوم) برای محاسبه درجات تناسب سرزمین برای محصولات مورد نظر استفاده شد. مدل یادگیری ماشین جنگل تصادفی نیز جهت مدل‌سازی مکانی، تهیه نقشه پهنه‌بندی و تعیین درجه اهمیت متغیرهای محیطی مورد استفاده قرار گرفت. نتایج پیش‌بینی مکانی نشان داد که مدل جنگل تصادفی تناسب اراضی را برای گندم، جو و یونجه به ترتیب با ضرایب کاپا ۸۱، ۸۴، ۸۵ درصد و دقت کلی ۸۶، ۸۸ و ۸۹ درصد طبقه‌بندی کرد. به ترتیب نتایج ارزیابی تناسب اراضی نشان داد که بیشترین کلاس تناسب اراضی مربوط به جو با ۴۰ درصد، یونجه با ۳۵/۵ درصد و گندم با ۳۲ درصد از کل مساحت منطقه در کلاس S1 بود. در بین متغیرهای محیطی پیش‌بینی کننده برای محصول جو متغیرهای Diffuse ، MrVBF و Sht ، برای محصول گندم متغیرهای Diffuse ، MrVBF و TWI و برای محصول یونجه سه متغیر MrVBF ، Valley_depth و Diffuse مهم‌ترین مشاهده گردیدند. بطور کلی، مهم‌ترین عوامل محدود کننده برای زراعت آبی محصولات مورد

^۱- فارغ التحصیل کارشناسی ارشد، گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران

^۲- استاد، گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران

(Email: fsarmad@ut.ac.ir

:*) نویسنده مسئول.

نظر مربوط به ویژگی‌های خاک بود، به‌نحوی که در نواحی شمالی بافت و در نواحی جنوبی ویژگی‌های درصد آهک، گچ، شوری و قلیائیت خاک‌ها به عنوان مهم‌ترین عوامل محدود کننده شناسایی شدند.

کلمات کلیدی: تناسب و ارزیابی رقومی، جنگل تصادفی، روش پارامتریک، نقشه‌برداری رقومی خاک

مقدمه

تحقیق و توسعه در مناطق با پتانسیل کشاورزی بالا از اهمیت بالایی برخوردار است، زیرا این مناطق نقش مهمی در تأمین نیازهای غذایی جمعیت و دامداری در حال رشد دارند. بی‌توجهی به این مناطق می‌تواند منجر به افزایش قیمت مواد غذایی و کمبود مواد غذایی شود که می‌تواند بر اقتصاد و سلامت عمومی تأثیر منفی بگذارد. از این رو، سرمایه‌گذاری در تحقیق و توسعه این مناطق برای اطمینان از شیوه‌های کشاورزی پایدار و تأمین نیازهای غذایی جمعیت جهان ضروری است ([Alhaji](#)). نقشه‌های تناسب اراضی اطلاعات لازم را برای برنامه‌ریزان کشاورزی فراهم می‌کند و برای کاهش تخریب اراضی و ارزیابی کاربری پایدار اراضی حیاتی است. کمبود نقشه تناسب اراضی و اطلاعات مرتبط در ایران وجود دارد ([Roell et al., 2020](#)) زیرا نقشه‌برداری خصوصیات خاک و نقشه‌برداری تناسب اراضی در ایران از رویکرد سنتی پیروی می‌کند. در رویکرد سنتی، استفاده از یک نقشه خاک به عنوان معیار تغییرپذیری خاک برای ایجاد نمایه‌های خاک، ممکن است باعث کاهش دقت نقشه‌های تناسب اراضی شود و ماهیت پیوسته تغییرات خاک و منظر نادیده گرفته شود و در نتیجه، طبقه‌بندی مکان‌ها به صورت گسسته و مرزهای دقیق مشخص می‌شود که ممکن است نادرست باشد. به علاوه، رویکرد سنتی زمان‌بر و پرهزینه است ([Taghizadeh-Mehrjardi et al., 2020](#)). نقشه‌برداری رقومی خاک به عنوان ابزاری نوین در این زمینه، اطلاعات مکانی دقیق و کمی خاک را با استفاده از فناوری‌های پیشرفته آشکار می‌کند. این اطلاعات برای مقابله با مسائلی مانند تخریب اراضی و امنیت غذایی ضروری است ([McBratney et al., 2003](#)). ارزیابی رقومی تناسب اراضی با استفاده از روش‌های مختلف، از جمله روش پارامتریک، به ما کمک می‌کند تا تناسب اراضی را برای کاربری‌های مختلف، مانند کشاورزی، جنگلداری و سکونتگاه‌های انسانی، تعیین کنیم. مدل جنگل تصادفی ۱ یکی از روش‌های جدید و

کارآمد برای ارزیابی رقومی تناسب اراضی است. این مدل با استفاده از داده‌های مکانی و آماری، به طور دقیق و کارآمد تناسب اراضی را برای کاربری‌های مختلف پیش‌بینی می‌کند (Belgiu and Drăguț, 2016).

مطالعات اخیر برای پیش‌بینی عملکرد محصول از روش‌های یادگیری ماشین ۱ به‌جای روش‌های آماری استفاده کرده‌اند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین امکان تحلیل داده‌های داری پیچیدگی بالا را فراهم می‌کنند و قادر به یادگیری از مجموعه داده‌های بزرگ هستند. با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین می‌توان روابط خطی و غیرخطی متعددی را کشف کرد که نیازمند استفاده از مدل‌های آماری مختلف هستند (Teng et al., 2018; Roell et al., 2020).

یکی از مزایای دیگر یادگیری ماشین، قابلیت یکپارچه‌سازی آسان انواع داده‌هاست. تلفیق داده‌ها ۲ به‌عنوان یکی از اصول اصلی برای بهبود پیش‌بینی عملکرد محصول مورد توجه قرار گرفته است. با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین و ترکیب داده‌های مختلف مانند اطلاعات آب‌وهوا و داده‌های سنجش از دور، می‌توان پیش‌بینی عملکرد محصول و ارزیابی تناسب اراضی برای محصولات مختلف را انجام داد (Dang et al., 2019; Taghizadeh-Mehrjardi et al., 2020).

اخیراً، استفاده گسترده از مدل‌های یادگیری ماشین در ایجاد نقشه‌های دیجیتالی خاک مشاهده می‌شود. همچنین، تلاش‌هایی برای استفاده از این مدل‌ها در نقشه‌برداری دیجیتالی کلاس‌های تناسب اراضی و رده‌بندی خاک انجام شده است. پژوهشگران بسیاری ارزیابی تناسب اراضی را با استفاده از نقشه‌برداری رقومی خاک در نقاط مختلف جهان انجام داده‌اند. در مطالعه‌ای که به طور مجزا توسط موسوی و همکاران (۱۳۹۸) و خاموشی و همکاران (۱۳۹۷) نقشه رقومی خاک را با استفاده از مدل جنگل تصادفی و ارزیابی تناسب اراضی برای بخشی از اراضی کشاورزی منطقه آبیگ استان قزوین انجام دادند. ایشان از متغیرهای کمکی مستخرج از مدل رقومی ارتفاع و تصاویر ماهواره لندست ۸ به‌همراه مدل جنگل تصادفی استفاده نمودند و نشان دادند که مدل جنگل تصادفی از توانایی بالایی برای پیش‌بینی کلاس‌های خاک در منطقه مطالعاتی بود. سرمدیان و همکاران (۱۴۰۱) تحقیقی به منظور ارزیابی تناسب اراضی در دشت آبیگ قزوین به این نتیجه رسیدند که روش‌های تلفیقی دارای قدرت بالاتری در ارزیابی اراضی دارند. Kılıc و همکاران (۲۰۲۲)، ترکیبی از تکنیک‌های فازی انتخاب تحلیل سلسله مراتبی ۳ و سیستم اطلاعات جغرافیایی ۴ ارزیابی تناسب اراضی را برای کشت گندم انجام دادند. همچنین نقشه تناسب اراضی

1_Machine Learning

2_Data Fusion

3_Analytic Hierarchy Process

4_Geographic Information System

را برای محصول گندم با ادغام الگوریتم تحلیل سلسله مراتبی AHP_فازی با GIS تولید کردند. [Baroudy و همکاران \(۲۰۲۰\)](#) نشان دادند که مدل‌های پارامتری تطابق بالایی با تصاویر ماهواره‌ای و نقشه‌برداری رقومی دارند. [Kidd و همکاران \(۲۰۱۶\)](#) در تحقیق خود بیان کردند که استفاده از روش‌های یادگیری ماشین در ارزیابی رقومی خاک دقت بالاتری ارائه می‌کند. [Taghizadeh-Mehrjardi و همکاران \(۲۰۲۰\)](#) در تحقیقی به منظور ارزیابی تناسب اراضی با استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین انجام دادند به این نتیجه رسیدند که مدل‌های یادگیری ماشین دارای قدرت بالایی برای مدل‌سازی کلاس‌های تناسب اراضی هستند.

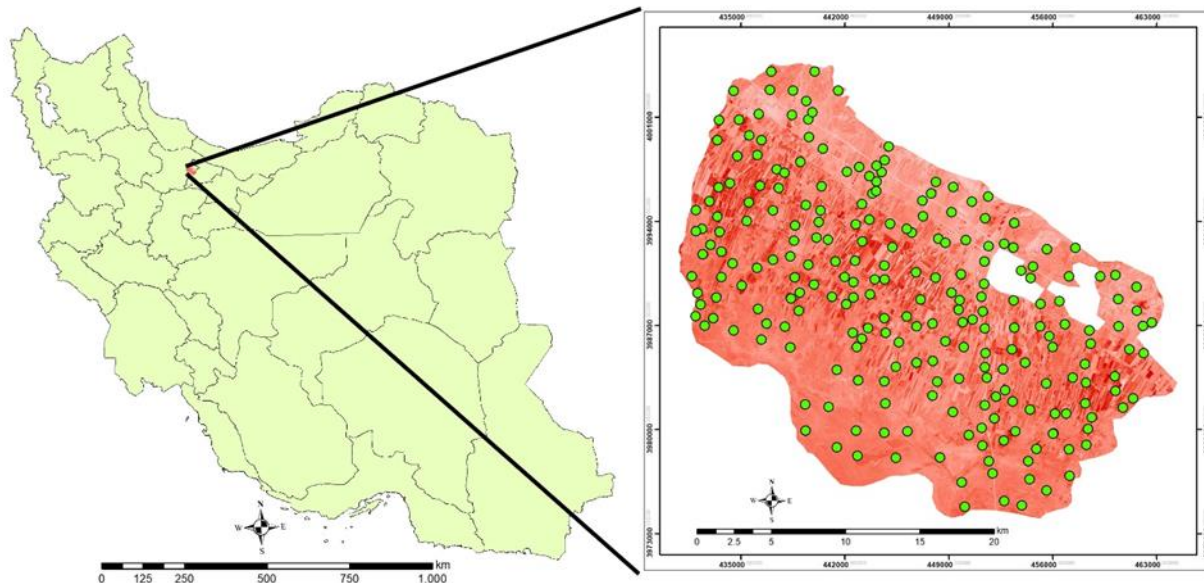
با توجه به اینکه دشت آبی یک یکی مناطق استراتژیک تولید محصولات زراعی در کشور می‌باشد و سالانه سطح وسیعی از این اراضی توسط کشاورزان و بهره‌برداران تحت کشت می‌باشد، بنابراین تهیه نقشه‌های تغییرپذیری مکانی و پیوسته از وضعیت تناسب اراضی با استفاده از رویکردهای رقومی و مدل‌های یادگیری ماشین جهت اتخاذ برنامه‌ها و تصمیم‌های بهینه مدیریت و افزایش بهره‌وری از اراضی ضروری می‌باشد.

پژوهش حاضر با اهداف، (۱) تهیه نقشه‌های رقومی ارزیابی تناسب اراضی برای کشت آبی محصولات گندم، جو و یونجه و ارزیابی کارایی مدل جنگل تصادفی، (۲) و معرفی مهم‌ترین متغیرهای محیطی تاثیرگذار بر پیش‌بینی کلاس‌های تناسب اراضی

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه با مساحت ۶۰۱۱۵ هکتار از اراضی شهرستان آبیگ از توابع استان قزوین می‌باشد که در حد واسط $36^{\circ} 01' 00''$ تا $36^{\circ} 20' 00''$ عرض شمالی و $50^{\circ} 23' 00''$ تا $50^{\circ} 59' 00''$ طول شرقی واقع گردیده است. شهرستان آبیگ دارای آب و هوای معتدل و نیمه خشک است. بلندترین ارتفاع منطقه از سطح دریا ۱۴۸۳ و کمترین آن ۱۱۴۲ می‌باشد. متوسط بارندگی سالانه منطقه ۲۵۷ میلیمتر، متوسط دما $14/3$ درجه سانتی‌گراد بوده که سردترین ماه سال دی و گرم‌ترین ماه تیر می‌باشد. رژیم رطوبتی خاک‌ها به ترتیب زیرک خشک، اردیک ضعیف، در بخشی از قسمت‌های جنوبی منطقه اکوتیک و رژیم حرارتی ترمیک می‌باشد. کاربری غالب اراضی منطقه شامل زراعت آبی عمدتاً تحت کشت محصولات زراعی یکساله (گندم، جو، ذرت و یونجه)، زراعت دیم، مراتع شور و غیر شور می‌باشد ([Mousavi et al., 2022](#)).



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی و محل حفر پروفیل‌های مطالعاتی در منطقه مورد مطالعه

Figure 1 - Geographical location and position of drilled study profiles in the study area.

مطالعات صحرائی و آنالیزهای آزمایشگاهی

برای انجام این تحقیق از ۲۸۸ خاکرخ استفاده گردید. پس از حفر پروفیل‌ها ویژگی‌هایی مانند عمق افق‌های ژنتیکی، رنگ، بافت، ساختمان، پایداری، تجمع آهک، تجمع گچ، وجود یا عدم وجود سنگریزه در خاک، شیب، فرسایش و غیره در برگه‌های تشریح پروفیل یادداشت شد. سپس برای انجام آزمایشات فیزیکی شیمیایی، از تمامی افق‌ها نمونه برداری صورت گرفت. برای اطلاعات اقلیمی منطقه از آمار ۲۲ ساله ایستگاه هواشناسی شهرستان آبیگ فزوین استفاده گردید. همچنین تبخیر و تعرق پتانسیل با استفاده از نرم‌افزار CRAPWAT 8.0 محاسبه و برای تهیه منحنی دوره رشد از اطلاعات بارندگی و تبخیر و تعرق استفاده شد. طول دوره رشد نیز برای منطقه مورد مطالعه با استفاده از تقویم زراعی منطقه به دست آمد. پس از نهایی شدن تجزیه‌های آزمایشگاهی پروفیل‌های مورد مطالعه بر اساس سامانه طبقه‌بندی آمریکایی خاک ([Soil Survey Staff](#), 2022) تا سطح فامیل رده‌بندی گردید.

تهیه داده‌های کمکی و محیطی:

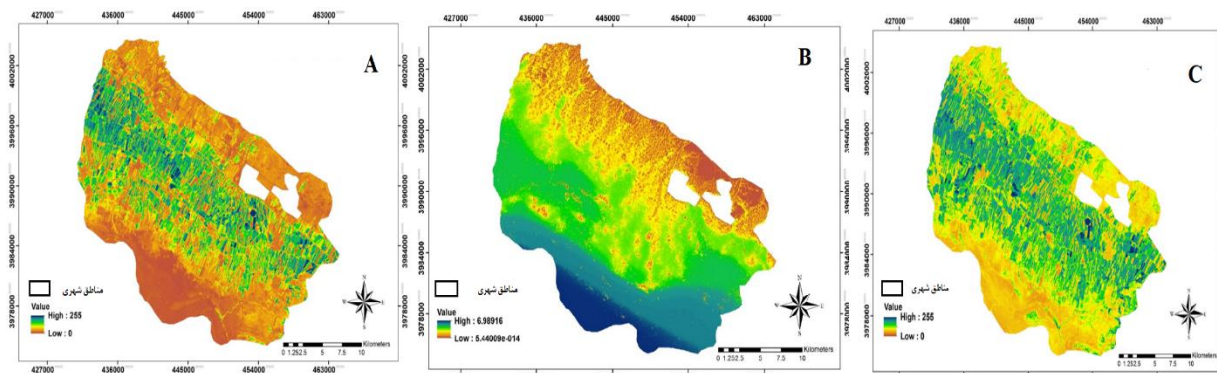
بر اساس مدل اسکورپن در نقشه‌برداری رقومی خاک علاوه بر داده‌های مربوط به خاک نیاز به یک سری متغیرهای کمکی نیز است. متغیرهای محیطی مورد استفاده در این مطالعه از مدل رقومی ارتفاع سنجنده ALOS با قدرت تفکیک مکانی ۱۲/۵

متر بوده با عملیات Resample در محیط برنامه Saga GIS به ابعاد $30 * 30$ تبدیل شدند. پس از اعمال پیش پردازش‌های لازم بر روی نقشه مدل رقومی ارتفاع (DEM)، پارامترهایی از قبیل شاخص شدت تابش پخشیده (Diffuse)، شاخص همواری کف دره با درجه تفکیک بالا (MrVBF)، شاخص همواری قله با درجه تفکیک بالا (MrRTF)، ارتفاعات استاندارد شده (SHt)، عمق دره (Valley_depth)، حوضه آبریز اصلاح شده (m_catchment)، ارتفاع نرمال (NH) و شاخص خیزی توپوگرافی (TWI) در محیط نرم افزار SAGA GIS محاسبه و استخراج گردید. تصاویر ماهواره لندست ۸ با قدرت تفکیک مکانی 30 متر می باشد. کلیه‌ی متغیرهای مورد نیاز با استفاده از نرم افزارهای Saga GIS 5.00 و ERDAS IMAGINE 2014 استخراج گردیدند. در مجموع ۱۳ متغیر کمی در این مطالعه جهت مدل سازی مورد استفاده قرار گرفت. ۹ متغیر مستخرج از مدل رقومی ارتفاع و ۴ متغیر از داده‌های سنجنش از دور^۱ مستخرج گردید. شاخص‌های مستخرج از این تصاویر شامل شاخص تفاضلی پوشش گیاهی نرمال شده (NDVI)، شاخص تفاضلی پوشش گیاهی (DVI)، شاخص شوری خاک (Salin) و شاخص رس (Clay) تهیه شدند نام علمی، سپس کلیه‌ی متغیرهای مورد نظر به اندازه پیکسل $30 * 30$ متر در سیستم مختصات (WGS 84 UTM) تهیه شده و در نتیجه نقشه‌های نهایی با بزرگنمایی 30 مترمربعی تهیه گردیدند. در جدول ۱ به تمامی شاخص‌های مستخرج برای مدلسازی اشاره شده است.

جدول ۱- شاخص‌های مستخرج از مدل رقومی ارتفاع و تصاویر ماهواره لندست ۸

Table 1- Extracted indices from digital elevation model and Landsat 8 satellite images.

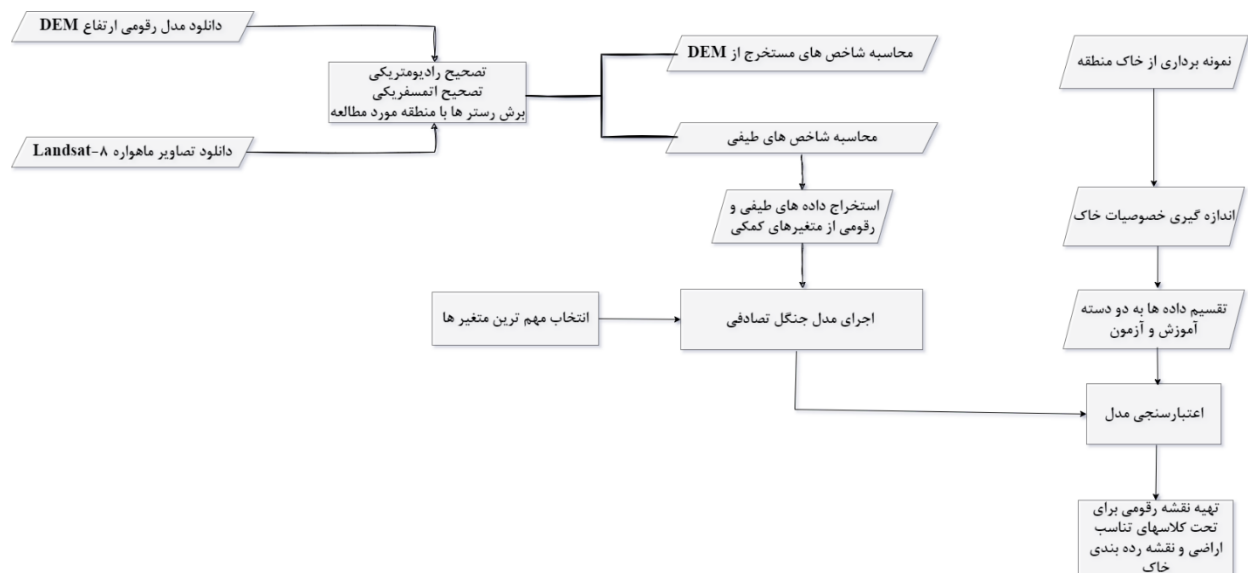
منابع	منبع	معادل فارسی	متغیر
Waruru et al., 2016	مدل رقومی ارتفاع	شاخص بازتابنده سطح	Diffuse
Heung et al., 2017	مدل رقومی ارتفاع	شاخص همواری کف دره با درجه تفکیک متعدد	Multi-Resolution Index of Valley Bottom Flatness (MrVBF)
Heung et al., 2017	مدل رقومی ارتفاع	مدل رقومی ارتفاع	Digital elevation model (DEM)
Guo et al., 2019	مدل رقومی ارتفاع	ارتفاع استاندارد	SHt
Martinez and Munoz., 2016	مدل رقومی ارتفاع	عمق دره	Valley_depth
Martinez and Munoz., 2016	مدل رقومی ارتفاع	حوضه آبریز اصلاح شده	Modified catchment(m_catchment)
Heung et al., 2017	مدل رقومی ارتفاع	شاخص خیزی توپوگرافیک	Topographic Wetness Index (TWI)
Mosleh et al., 2016	مدل رقومی ارتفاع	شاخص همواری بالای پشته با درجه تفکیک متعدد	Multi-Resolution Ridge Top Flatness Index (MrRTF)
Kim et al., 2019	مدل رقومی ارتفاع	ارتفاع نرمال	Normal _ Height(NH)
Roy et al., 2016	تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸	شاخص پوشش گیاهی نرمال شده	Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)
Khan et al., 2005	تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸	شوری	Salin
Pu et al., 2008	تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸	شاخص اختلاف پوشش گیاهی	Difference Vegetation Index (DVI)
Gasmi et al., 2022	تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸	رس	Clay



شکل ۲ - برخی از متغیرهای کمکی مورد استفاده در مدل سازی (A شاخص پوشش گیاهی نرمال شده (NDVI), B) MrVBF, C) شاخص رس (Clay)
 Figure 2 - Some auxiliary variables used in the modeling: A) Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), B) MrVBF, C) Clay Index.

آماده سازی داده و مدل سازی:

پس از پایان آنالیزهای آزمایشگاهی و با استفاده از داده‌های به دست آمده و برگه‌های تشریح پروفیل اقدام به نام گذاری خاک‌ها تا سطح فامیل بر اساس کلید رده بندی خاک ۲۰۲۲ گردید. بعد از رده بندی خاک‌ها تا سطح فامیل، کدگذاری خاک‌ها انجام شد. تمامی متغیرهای کمکی با فرمت رستر و اندازه پیکسل ۳۰ متر تهیه شدند و سپس برای هر پروفیل، مقادیر متغیرهای کمکی (شاخص های طیفی و شاخص های مستخرج از مدل رقومی ارتفاع) استخراج شدند. سپس این مقادیر به عنوان متغیر مستقل در مدل سازی برای ایجاد نقشه رده بندی و تحت کلاس تناسب اراضی مورد استفاده قرار گرفتند. اطلاعات متغیرهای مستخرج از مدل رقومی ارتفاع و تصاویر ماهواره‌ای در اصل به عنوان متغیرهای مستقل که در مدل اسکورپن شناخته شده اند به مدل معرفی می شوند. تمامی این اطلاعات با فرمت نهایی اکسل (xlsx) تبدیل شده و در نهایت مدل سازی در نرم افزار R studio اجرا می شود آنچه که انجام می شود در اصل ایجاد یک مدل ریاضی است که متغیرها آن همان شاخص های کمکی هستند که از تصاویر ماهواره‌ای و مدل رقومی ارتفاع مستخرج شده اند و در نهایت نقشه رقومی تحت کلاس تناسب اراضی برای سه محصول یونجه، گندم و جو و نقشه رده بندی خاک‌ها در سطح فامیل برای منطقه مورد مطالعه به دست آمد. نمای کلی تحقیق در شکل ۳ نمایش داده شده است.



شکل ۳- نمای کلی روش تحقیق در این مطالعه

Figure 3- Flowchart of the research method in this study

در این تحقیق برای ارزیابی مدل جنگل تصادفی از ۳۰ درصد از داده‌ها برای اعتبارسنجی مستقل استفاده شد و از دو معیار صحت کلی^۱ (رابطه ۳) و شاخص کاپا^۲ (رابطه ۴) استفاده گردید.

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^n X_{ij}}{N} \quad \text{رابطه (۳)}$$

N معرف کل پیکسل‌های طبقه‌بندی شده و $\sum_{i=1}^n X_{ij}$ نمایه مجموع پیکسل‌های قطر اصلی ماتریس خطا (پیکسل‌های صحیح طبقه‌بندی شده) می‌باشد.

$$Kappa = N \sum_{i=1}^n X_{ij} - \sum_{i=1}^n (X_{io} - X_{oi}) / N^2 - \sum_{i=1}^n (X_{io} - X_{oi}) \quad \text{رابطه (۴)}$$

(n) تعداد ردیف‌ها در ماتریس، (X_{ij}) تعداد مشاهدات در ردیف i و ستون j (درایه‌های قطر اصلی)، X_{io} و X_{oi} مجموع حاشیه بترتیب ردیف r و ستون i، N تعداد کل مشاهدات است تقسیم بندی ضریب کاپا در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۲- طبقه بندی شاخص کاپا (Landis and Koch, 1977)

Table 2 - Classification of the Kappa index (Landis and Koch, 1977).

- 1_Overall Accuracy
- 2_Kappa coefficient

توضیح	آماره کاپا
عدم توافق	> 0.1
توافق ضعیف	$0.1 - 0.2$
عملکرد متوسط روبه پایین	$0.2 - 0.4$
عملکرد متوسط	$0.4 - 0.6$
عملکرد خوب	$0.6 - 0.8$
عملکرد عالی	$0.8 - 0.9$

نتایج و بحث:

همان طور که در جدول ۳ آمار توصیفی خصوصیات خاک در منطقه مورد مطالعه بیان شده است، متوسط درصد سنگریزه در نمونه‌های خاک حدوداً $9/71$ است. مقدار کمینه و بیشینه سنگریزه به ترتیب از صفر تا 84 می‌باشد. در نصف نمونه‌ها، درصد سنگریزه کمتر از 2 و در نصف دیگر بیشتر از 2 است. همچنین، داده‌ها در این خصوصیت پراکنده بوده و انحراف از معیار حدوداً $15/31$ است. در مورد نسبت جذب سدیم نیز مشاهده می‌شود که این خصوصیت در نمونه‌های خاک متغیر است. میانگین نسبت جذب سدیم حدوداً $7/19$ است، با کمینه صفر و بیشینه $140/47$ مقدار میانه نیز صفر است، که نشان دهنده این است که در نصف نمونه‌ها نسبت جذب سدیم صفر است. متغیریت داده‌ها در این خصوصیت با انحراف از معیار حدوداً $21/21$ نشان داده می‌شود. ارقام مشابهی برای خصوصیت شیب نیز مشاهده می‌شود. میانگین شیب حدوداً $4/08$ است، با کمینه صفر و بیشینه 17 . مقدار میانه نیز $2/17$ است، نشان دهنده این است که نصفی از نمونه‌ها شیب کمتر از $2/17$ و نصف دیگر شیب بیشتر از آن دارند. متغیریت داده‌ها در این خصوصیت با انحراف از معیار حدوداً $2/2$ نشان داده می‌شود. هدایت الکتریکی نیز در نمونه‌های خاک متغیر است. میانگین هدایت الکتریکی حدوداً $4/45$ است، با کمینه $0/17$ و بیشینه $124/2$. مقدار میانه هدایت الکتریکی $0/83$ است، یعنی در نصف نمونه‌ها هدایت الکتریکی کمتر از $0/83$ و در نصف دیگر بیشتر از آن است. متغیریت داده‌ها در این خصوصیت با انحراف از معیار حدوداً $15/19$ نشان داده می‌شود. در مورد خصوصیت گچ، میانگین مقدار گچ حدوداً $0/86$ است، با کمینه 0 و بیشینه $29/05$ مقدار میانه نیز $1/1$ است، که نشان می‌دهد نصفی از نمونه‌ها دارای مقادیر گچ کمتر از $1/1$ هستند و نصف دیگر دارای مقادیر بیشتر از آن هستند.

جدول ۳- آمار توصیفی خصوصیات خاک منطقه مورد مطالعه

Table 3- Descriptive statistics of soil properties in the study area.

خصوصیات خاک	کمینه	بیشینه	میانه	انحراف از معیار	میانگین
سنگریزه (%)	0	84	2	15/31	9/71
نسبت جذب سدیم (meq/l)	0	140/74	0	21/21	7/19
شیب (%)	0	17/0	2/17	2/2	4/08
هدایت الکتریکی (dS/m)	0/17	124/2	0/83	15/19	4/45

۰/۸۶	۳/۳۹	۱/۱	۲۹/۰۵	۰	گچ (%)
۱۲/۱۱	۷/۶۰	۱۰/۴۲	۴۲	۱/۱	کربنات کلسیم معادل (%)

جهت تهیه نقشه رقومی خاک ابتدا با استفاده از آنالیزهای آزمایشگاهی و برگه‌های تشریح پروفیل، خاک‌های منطقه بر اساس کلید رده‌بندی ([Soil Survey Staff., 2022](#)) تا سطح فامیل رده‌بندی شدند که مجموعاً ۳۱ فامیل خاک مختلف در منطقه وجود داشت که فایل و مقدار مساحت این خاک‌ها در جدول ۴ به صورت کامل ارائه شده است. پس از مشخص شدن خاک‌ها، داده‌های کمکی پروفیل‌ها با استفاده از نرم افزار Arc GIS 10.4 که به صورت فایل اکسل استخراج گردید و برای استفاده در مدل‌سازی آماده شد. با استفاده از نرم افزار R و مدل جنگل تصادفی پیش‌بینی کلاس‌های فامیل منطقه انجام شد که در نهایت نقشه خاک منطقه به دست آمد.

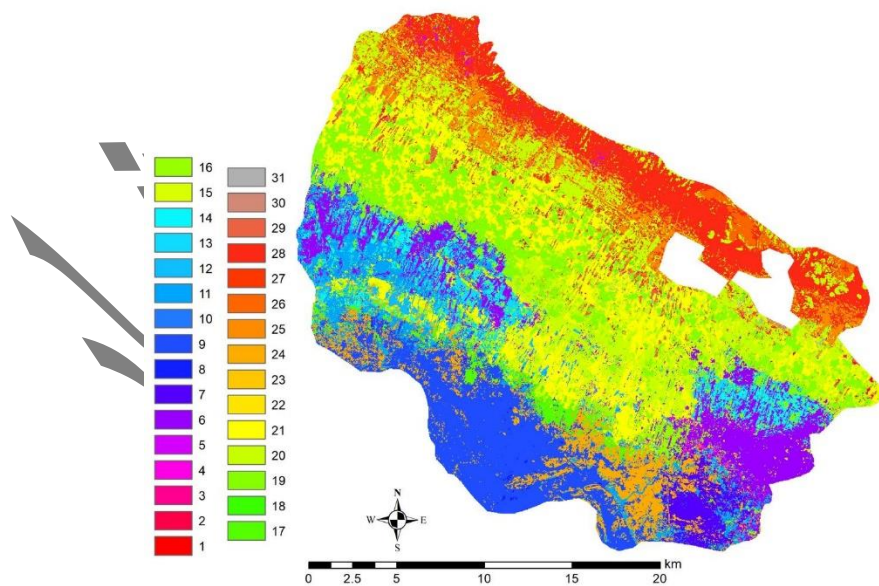
جدول ۴ - خاک‌های شناسایی شده تا سطح فامیل در منطقه مورد مطالعه

Table 4: Identified soil types up to family level in the study area.

کد	فامیل	مساحت (هکتار)	درصد فراوانی
1	Coarse-loamy over fragmental, mixed, thermic Typic Haploxerepts	93	0.15
2	Coarse-loamy, mixed, thermic Typic Haploxerepts	313	0.52
3	Coarse-loamy, mixed, thermic Typic Calcixerepts	84	0.09
4	Coarse-loamy, mixed, thermic Xeric Haplocalcids	92	0.10
5	Fine, mixed, thermic Typic Calcixerepts	319	0.35
6	Fine, mixed, thermic Sodic Xeric Haplocalcids	4578	5.08
7	Fine, mixed, thermic Sodic Xeric Haplogypsis	1402	1.56
8	Fine, mixed, thermic Xeric Natrigypsis	41	0.05
9	Fine, mixed, thermic Gypsic Aquisalids	6407	7.11
10	Fine, mixed, thermic Gypsic Haplocambids	104	0.12
11	Fine, mixed, thermic Sodic Xeric Calcigypsis	3535	3.92
12	Fine, mixed, thermic Sodic Xeric Haplogypsis	671	0.74
13	Fine, mixed, thermic Xeric Calcigypsis	733	0.81
14	Fine, mixed, thermic Xeric Haplocalcids	1684	1.87
15	Fine, mixed, thermic Xeric Haplogypsis	113	0.13
16	Fine, mixed, thermic Xerofluventic Haplocambids	773	0.86
17	Fine, mixed, thermic, Typic Haplocambid	937	1.04
18	Fine-loamy over fragmental, mixed, thermic Typic Calcixerepts	183	0.20
19	Fine-loamy, mixed, thermic Fluventic Haploxerepts	6829	7.58
20	Fine-loamy, mixed, thermic Typic Calcixerepts	8838	9.81
21	Fine-loamy, mixed, thermic Typic Haploxerepts	8564	9.50
22	Fine-loamy, mixed, thermic Xeric Haplocalcids	32	0.04
23	Fine-loamy, mixed, thermic Xeric Haplocambids	86	0.09
24	Fine-loamy, mixed, thermic Xeric Haplogypsis	3428	3.80

25	Loamy- skeletal over fragmental, mixed, calcareous, thermic Typic Xerorthents	2843	3.15
26	Loamy-skeletal, mixed, calcareous, thermic Typic Xerorthents	550	0.61
27	Loamy-skeletal, mixed, thermic Fluventic Haploxerepts	80	0.09
28	Loamy-skeletal, mixed, thermic Typic Calcixerepts	6073	6.74
29	Loamy-skeletal, mixed, thermic Typic Xerofluvents	601	0.67
30	Loamy-skeletal, mixed, thermic Xeric Haplocalcids	55	0.06
31	Sandy over fragmental, mixed, calcareous, thermic Typic Xerorthents	78	0.09

نقشه پیش‌بینی کلاس‌های خاک براساس شکل ۴ نشان داد که از مجموع ۳۱ فامیل خاک، بیشترین وسعت مربوط به فامیل خاک ۲۰ با ۱۴/۷ درصد که Fine-loamy, mixed, thermic Typic Calcixerepts می‌باشد و کمترین وسعت مربوط به فامیل خاک ۲۲ با ۰/۰۵ درصد که Fine-loamy, mixed, thermic Xeric Haplocalcids می‌باشد. همچنین برای اعتبارسنجی مدل جنگل تصادفی از ۳۰ درصد داده‌ها به عنوان داده‌های اعتبارسنجی استفاده شد. ضریب کاپای برآورد شده برابر ۰/۷۶ و دقت کلی ۰/۸۱ به دست آمدند. ضریب کاپای به دست آمده در رده تقریباً عالی می‌باشد (Landis and Koch, 1977) که بر پایه آن می‌توان گفت مدل قادر به یادگیری داده‌های آموزشی بوده و پیش‌بینی مطلوبی از کلاس‌های خاک انجام داده است.



شکل ۴- نقشه پیش‌بینی کلاس‌های خاک منطقه توسط مدل جنگل تصادفی در سطح فامیل خاک

Figure 4 - Soil class prediction map of the study area using the Random Forest model at the soil family level.

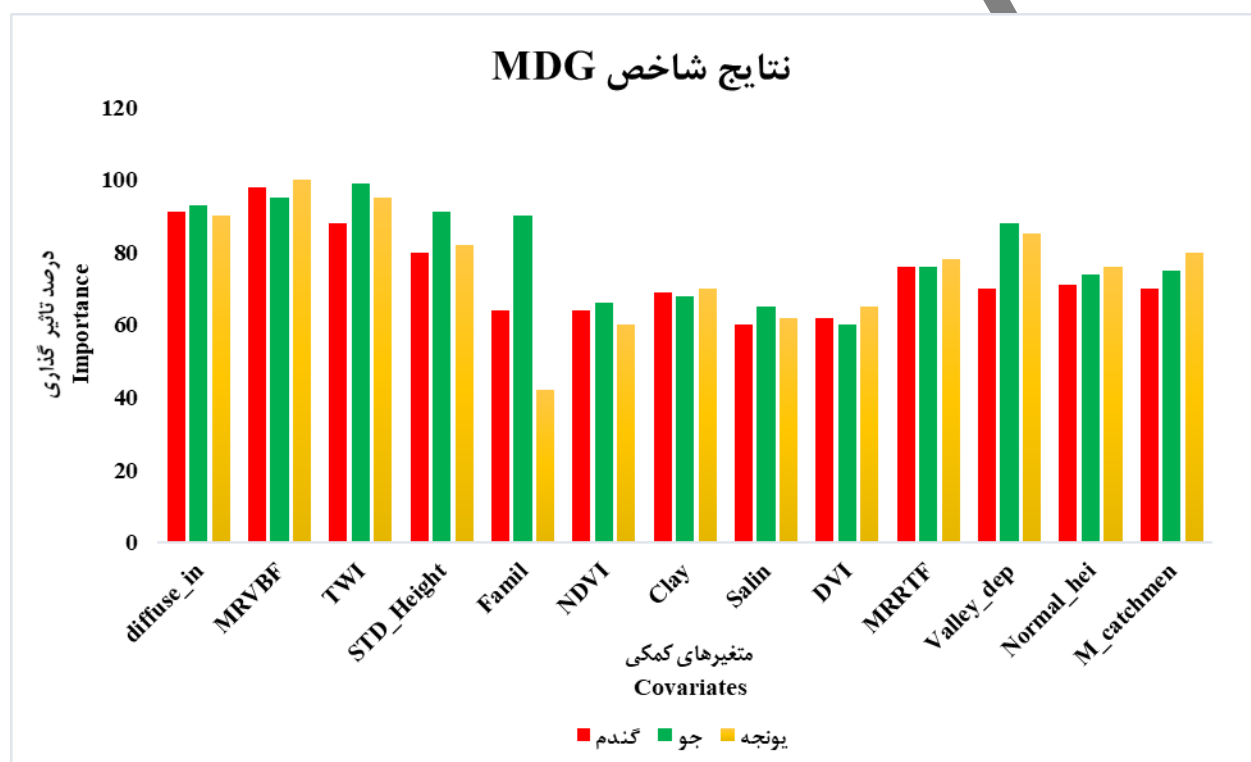
تأثیر متغیرهای کمکی بر نقشه تحت کلاس تناسب اراضی

گندم آبی: سه شاخص Diffuse، MrVBF و TWI بیشترین تأثیر را در مدل‌سازی مکانی تحت کلاس تناسب اراضی برای محصول گندم آبی دارند. این سه شاخص که به ترتیب بیانگر همواری کف دره، بازتابش سطح و نمره رطوبت توپوگرافیک هستند، ارتباط بالایی داشته و می‌توانند در پیش‌بینی بهتر و دقیق‌تر عملکرد گندم آبی در منطقه مورد مطالعه نقش ایفا کنند و مدل‌سازی مکانی مفید ارائه دهند. سه شاخص NH، Valley_depth و m_catchmen کمترین تأثیر را در مدل‌سازی مکانی عملکرد گندم آبی دارند. این نتایج نشان می‌دهد که این سه شاخص احتمالاً اطلاعات کمتری درباره ویژگی‌های محیطی مهم برای رشد و عملکرد گندم آبی ارائه می‌دهند و اهمیت کمتری در مدل‌سازی دارند. در کل، این نتایج نشان می‌دهند که برای مدل‌سازی مکانی عملکرد گندم آبی، شاخص‌های مستخرج از مدل رقومی ارتفاع Diffuse، MrVBF و TWI اهمیت بیشتری دارند. اما شاخص‌های NH، Valley_depth و m_catchmen کمترین اهمیت را در مدل‌سازی دارند.

یونجه آبی: به منظور تعیین اهمیت نسبی متغیرهای کمکی برای ارزیابی تناسب اراضی برای کشت گیاه یونجه آبی، مدل جنگل تصادفی با استفاده از سه متغیر Diffuse، MrVBF و TWI بیشترین تأثیر را در اجرای مدل‌سازی تحت کلاس تناسب اراضی برای محصول یونجه آبی داشتند، در حالی که NDVI، Salin و Famil کمترین تأثیر را داشتند. این نتایج نشان می‌دهد که متغیرهای مستخرج از مدل رقومی ارتفاع Diffuse، MrVBF و TWI برای پیش‌بینی عملکرد یونجه آبی از اهمیت بالایی برخوردار هستند و متغیرهای NH، m_catchmen، MrRTF، NDVI، Salin و Famil کمترین تأثیر را در این مدل‌سازی دارند.

جو آبی: به منظور تعیین اهمیت نسبی متغیرهای کمکی برای ارزیابی تناسب تحت کلاس اراضی برای کشت گیاه جو آبی، مدل جنگل تصادفی مورد بررسی قرار گرفت نتایج حاکی از آن است که متغیرهای مستخرج از مدل رقومی ارتفاع Diffuse، SHt و MrVBF بیشترین تأثیر را در اجرای مدل‌سازی تحت کلاس تناسب اراضی جو آبی داشته‌اند. به عبارت دیگر، این متغیرها به طور معناداری بر روی عملکرد مدل در مدل‌سازی میزان تولید جو آبی تأثیرگذار بوده‌اند. از سوی دیگر، متغیرهای NH، m_catchmen و MrRTF کمترین تأثیر را در مدل‌سازی داشته‌اند.

در نتیجه، این پژوهش نشان می‌دهد که متغیرهای TWI، MrVBF، Sht، Diffuse و شاخص‌های مرتبط با شوری خاک به‌عنوان متغیرهای مهم در مدل‌سازی و پیش‌بینی جو آبی معرفی می‌شوند. برای مقایسه بهتر میزان تاثیر گذاری این شاخص‌ها در تهیه نقشه تحت کلاس تناسب اراضی در شکل ۵ نمودار تاثیر گذاری هر یک از شاخص‌ها برای تناسب این محصولات آورده شده است.



شکل ۵ - نتایج شاخص MDA در روند مدل‌سازی نقشه رقمی خاک
Figure 5 - Results of the MDA index in the process of modeling the digital soil map

تعیین کلاس تناسب اقلیمی محصولات منطقه:

بر اساس تحقیقات انجام شده در منطقه، برای تعیین کلاس تناسب اقلیمی محصولات گندم، جو و یونجه، به دو پارامتر اصلی توجه شده است: متوسط دمای دوره رشد و حداقل دمای سردترین ماه سال. برای گندم، متوسط دمای دوره رشد آن ۲۴/۳ درجه سانتی‌گراد است و این محصول در کلاس تناسب اقلیمی S1 قرار می‌گیرد. جو نیز دارای متوسط دمای دوره رشد ۲۴/۵ درجه سانتی‌گراد است و نیز در کلاس تناسب اقلیمی S1 قرار می‌گیرد. در مورد یونجه، حداقل دمای سردترین ماه سال برای آن ۸ درجه سانتی‌گراد است و نیز یونجه در کلاس تناسب اقلیمی S1 قرار دارد. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده انجام محصولات گندم، جو و یونجه در کلاس تناسب اقلیمی S1 قرار می‌گیرند و هیچ محدودیت اقلیمی ندارند.

بررسی عملکرد مدل‌سازی برای محصولات مورد مطالعه در منطقه

ضریب کاپا، نقشه‌های به‌دست‌آمده برای محصولات گندم، یونجه و جو به ترتیب ۰/۸۱، ۰/۸۴ و ۰/۸۵ بوده است. ضریب کاپا برای تمامی محصولات نشان دهنده توافق قابل قبول مدل با واقعیت است. این نتایج نشان می‌دهند که مدل جنگل تصادفی توانایی خوبی در تشخیص و پیش‌بینی تحت کلاس تناسب اراضی برای این محصولات دارد. همچنین، دقت کلی نقشه‌های به‌دست‌آمده برای گندم، یونجه و جو به ترتیب ۰/۸۶، ۰/۸۸ و ۰/۸۹ بوده است. دقت کلی برای تمامی نقشه‌های به‌دست‌آمده برای تحت کلاس‌های تناسب اراضی بسیار بالا است و نشان می‌دهد که مدل جنگل تصادفی توانسته است پیش‌بینی‌های صحیح و دقیقی را ارائه دهد.

به‌طور کلی مدل جنگل تصادفی برای محصولات گندم، یونجه و جو در منطقه مورد مطالعه، عملکرد بسیار خوبی داشته است. این نتایج می‌توانند به کشاورزان و تصمیم‌گیران در انتخاب و برنامه‌ریزی محصولات مورد استفاده در این منطقه کمک کنند.

پهنه‌بندی مکانی تناسب سرزمین

نتایج جدول ۵ که بیانگر فراوانی پهنه‌های مکانی کلاس و تحت کلاس‌های تناسب اراضی برای کشت محصولات گندم، جو و یونجه است. مجموع اراضی منطقه مورد مطالعه حدود ۶۱۰۰۰ هکتار است که این اراضی دارای بخش‌های مختلفی است در قسمت جنوبی به طور کلی شوری بالایی در اراضی مشاهده می‌شود و در قسمت‌های شمالی محدودیت عموماً مرتبط با بافت خاک است.

جدول ۵- درصد فراوانی تحت کلاس‌های ارزیابی اراضی برای محصولات گندم، جو و یونجه

Table 5- Frequency distribution of land evaluation classes for wheat, barley, and alfalfa crops.

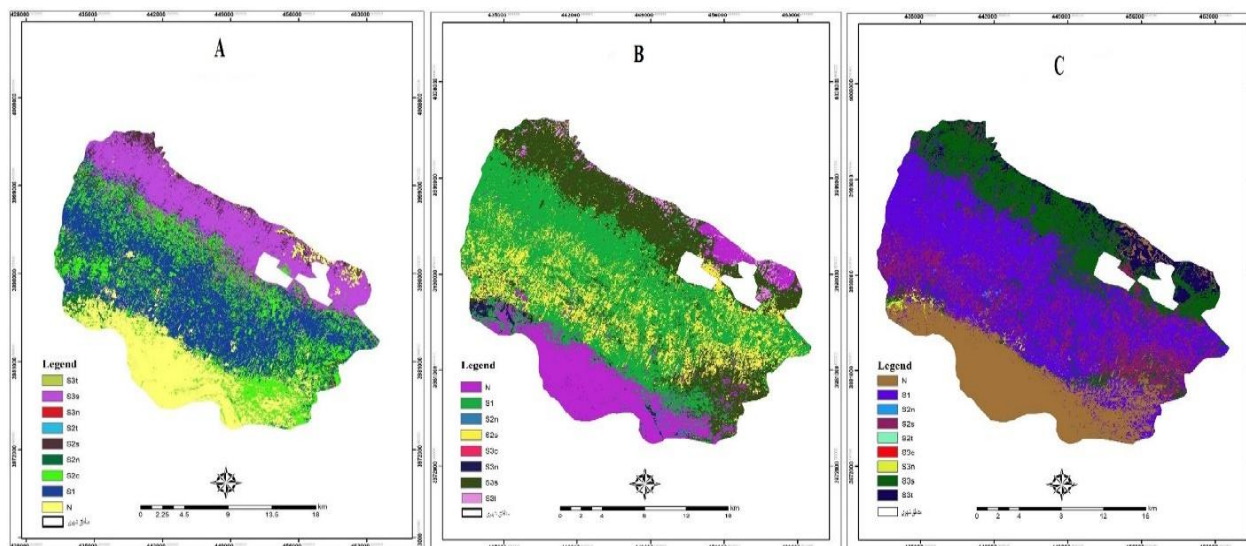
یونجه		جو		گندم		کلاس تناسب اراضی
مساحت (درصد)	مساحت (هکتار)	مساحت (درصد)	مساحت (هکتار)	مساحت (درصد)	مساحت (هکتار)	
۳۹/۵	۲۳۷۵۲	۴۰	۲۴۲۶۲	۳۲/۳۹	۱۹۴۷۴	S1
۰	۰	۰	۰	۲۰/۲۸	۱۲۱۹۲	S2c
۰/۱۸	۱۱۴	۰/۳۸	۲۳۳	۳/۴۹	۲۱۰۳	S2n
۱۴/۱۸	۸۵۲۹	۱۶	۹۴۸۰	۴/۲۲	۲۵۴۰	S2s
۰	۱	۰	۰	۰	۳۲	S2t
۰	۴	۰	۴/۵	۰	۰	S3c
۰/۳۴	۲۰۹	۱	۵۲۸	۰/۱۸	۱۰۹	S3n
۲۰/۳۳	۱۲۲۲۲	۲۵	۱۴۹۱۳	۲۱	۱۲۳۶۱	S3s
۵	۲۸۶۷	۲	۱۰۵۳	۰	۵	S3t

از کل مساحت منطقه مورد مطالعه برای کشت گندم به روش آبی، حدود ۳۹/۳۲ درصد از کل مساحت منطقه در کلاس مناسب بدون محدودیت S1 قرار دارد. همچنین، درصدی بسیار کمی از مساحت منطقه به کلاس نسبتاً مناسب S2C با محدودیت اقلیمی تعلق دارد که حدوداً ۰/۰۳ درصد از کل مساحت منطقه را شامل می‌شود. علاوه بر این، ۲۸/۲۰ درصد از مساحت منطقه در کلاس نسبتاً مناسب S2n با محدودیت شوری و قلیائیت قرار دارد، در حالی که ۳/۴۹ درصد از مساحت در کلاس نسبتاً مناسب S2s با محدودیت خصوصیات فیزیکی خاک قرار دارد. همچنین، ۴/۲۲ درصد از مساحت منطقه در کلاس نسبتاً مناسب S2t با محدودیت توپوگرافی قرار می‌گیرد. به علاوه، ۰/۱۸ درصد از مساحت منطقه در کلاس تناسب کم S3n با محدودیت شوری و قلیائیت قرار دارد و ۲۱ درصد از مساحت در کلاس تناسب کم S3s با محدودیت خصوصیات فیزیکی خاک قرار می‌گیرد. در نهایت، ۱۹ درصد از مساحت منطقه در کلاس نامناسب N قرار دارد.

بر اساس نتایج دست آمده از تحلیل توزیع تحت کلاس‌های تناسب اراضی برای محصول یونجه، مشخص شد که ۳۹/۵٪ از کل مساحت منطقه در کلاس مناسب یا بدون محدودیت (S1) قرار دارد. همچنین، ۰/۱۸٪ از مساحت منطقه در کلاس نسبتاً مناسب با محدودیت شوری و قلیائیت (S2n) قرار داشت و ۱۴/۱۸٪ از مساحت در کلاس نسبتاً مناسب با محدودیت خصوصیات فیزیکی خاک (S2s) قرار گرفت. علاوه بر این، ۰/۳۴٪ از مساحت منطقه در کلاس تناسب کم با محدودیت شوری و قلیائیت (S3n) و ۲۰/۳۳٪ در کلاس تناسب کم با محدودیت خصوصیات فیزیکی خاک (S3s) قرار داشتند. همچنین، ۵٪ از منطقه در کلاس تناسب کم با محدودیت توپوگرافی (S2t) و ۲۱٪ از مساحت در کلاس نامناسب (N) قرار گرفتند.

در روش تناسب اراضی برای کشت جو با استفاده از آبیاری سطحی در منطقه مورد مطالعه، نتایج نشان می‌دهد که توزیع اراضی در کلاس‌های مختلف است. درصدی از مساحت منطقه، به‌طور مشخص، در کلاس مناسب بدون محدودیت S1 قرار دارد که حدوداً ۴۰ درصد از کل مساحت منطقه را شامل می‌شود. همچنین، درصدی معادل ۳۸ درصد از مساحت منطقه در کلاس نسبتاً مناسب S2n قرار دارد که محدودیت شوری و قلیائیت را نشان می‌دهد. همچنین، ۱۶ درصد از مساحت منطقه در کلاس نسبتاً مناسب S2s با محدودیت خصوصیات فیزیکی خاک قرار دارد. علاوه بر این، ۱ درصد از مساحت منطقه برای کشت جو آبی در کلاس تناسب کم S3n با محدودیت شوری و قلیائیت قرار دارد. همچنین، ۲۵ درصد از مساحت منطقه در

کلاس تناسب کم S3s با محدودیت خصوصیات فیزیکی خاک قرار دارد. همچنین، ۲ درصد از منطقه در کلاس تناسب S3t با محدودیت توپوگرافی قرار دارد. در نهایت، ۱۶ درصد از مساحت منطقه در کلاس نامناسب N قرار می‌گیرد. همچنین شکل ۶ نشان‌دهنده نقشه پراکنش تحت کلاس‌های تناسب اراضی برای سه محصول آبی گندم، جو و یونجه است.



شکل ۶- نقشه تحت کلاس تناسب اراضی با روش جنگل تصادفی در نرم افزار R (A گندم B جو C یونجه)

Figure 6 - Land suitability map using the Random Forest method in R software: A) Wheat, B) Barley, C) Alfalfa.

نتیجه‌گیری کلی:

هدف اصلی این پژوهش ارزیابی دقیق تناسب اراضی برای سه محصول، گندم، جو و یونجه تحت آبیاری بود. برای این منظور، داده‌هایی انتخاب شد که بیشترین محدودیت‌ها را برای این محصولات داشته باشند. به عبارت دیگر، برای گندم و جو، میانگین دمای دوره رشد و برای یونجه، حداقل دمای سردترین ماه سال در نظر گرفته شد. با استفاده از این داده‌ها، تطبیق بهتری بین نوع خاک و محصولات مورد نظر برقرار شد. با تهیه نقشه محصولات در منطقه، نتایج نشان داد که مدل برای گندم با ضریب کاپا ۰/۸۱ و دقت کلی ۰/۸۶، برای جو با ضریب کاپا ۰/۸۵ و دقت کلی ۰/۸۹ و برای یونجه با ضریب کاپا ۰/۸۴ و دقت کلی ۰/۸۸، پیش‌بینی قابل قبولی از نقشه محصولات در منطقه مورد مطالعه ارائه کرده است.

نتایج ارزیابی تناسب اراضی برای محصولات مورد نظر نشان داد که کلاس مناسب یا بدون محدودیت کلاس (S1) بیشترین درصد را در ابتدا به جو با ۴۰ درصد، سپس به یونجه با ۳۹/۵ درصد و در نهایت به گندم با ۳۲ درصد دارد. در شمال منطقه، بیشترین محدودیت‌ها مربوط به بافت و سنگریزه و در جنوب منطقه محدودیت‌هایی مانند آهک و گچ و شوری و قلیائیت

وجود دارد. تحلیل پروفیل‌ها نشان داد که در منطقه مورد مطالعه، ۳۱ نوع خاک مختلف در سطح فامیل وجود دارد. برای مدل‌سازی، از ۱۳ متغیر کمکی استفاده شد، که ۹ متغیر از مدل رقومی ارتفاع و ۴ متغیر از داده‌های سنجش از دور استخراج شده‌اند. با استفاده از مدل جنگل تصادفی و ترکیب نتایج تحلیل پروفیل و داده‌های کمکی، نقشه رقومی خاک منطقه تهیه شد. نتایج نشان داد که این مدل با ضریب کاپا ۰/۷۶ و دقت کلی ۰/۸۱ توانسته است طبقه‌بندی مناسبی از کلاس‌های خاک منطقه را ارائه دهد.

براساس نقشه رقومی خاک، منطقه مورد مطالعه از ۲ نوع خاک انتی سول و اینسپتی سول تشکیل شده است. فامیل خاک thermic Typic Calcixerpts mixed, Fine-loamy بیشترین توزیع را در قسمت مرکزی منطقه دارد، در حالی که فامیل خاک thermic Typic Calcixerpts mixed, Loamy-skeletal بیشترین توزیع را در قسمت شمالی منطقه و فامیل خاک thermic Gypsic Aquisalids mixed, Fine بیشترین توزیع را در قسمت جنوبی منطقه دارد.

منابع

- خاموشی س.ع. و سرمیدیان ف. و کشاورزی ع. (۱۳۹۷). تهیه نقشه رقومی خاک با استفاده از مدل جنگل‌های تصادفی در منطقه آبیک، استان قزوین. پژوهش‌های خاک (علوم خاک و آب)، ۳۲(۳)، ۳۹۳-۴۰۲.
- سرمیدیان، ف. تیموری بردیانی، س. رحمانی سیالرز، ش. صیادی، ن. (۱۴۰۱). مقایسه روش‌های پارامتریک و روش امتیازدهی منطقی ترجیحی (LSP) در ارزیابی قابلیت و تناسب اراضی برای زراعت‌های آبی در منطقه آبیک قزوین. آب و خاک، 36(4), 459-475. doi: 10.22067/jsw.2022.76330.1159
- موسوی، س. ر. سرمیدیان، ف. و رحمانی، ا. (۱۳۹۸). مدل‌سازی و پیش‌بینی مکانی کلاس خاک با استفاده از الگوریتم یادگیری رگرسیون درختی توسعه‌یافته و جنگل‌های تصادفی در بخشی از اراضی دشت قزوین. تحقیقات آب و خاک ایران، ۵۰(۱۰)، ۲۵۲۵-۲۵۳۸.

Alhazz Ali, S., Tallou, A., Vivaldi, G. A., Camposeo, S., Ferrara, G., & Sanesi, G. (2024). Revitalization Potential of Marginal Areas for Sustainable Rural Development in the Puglia Region, Southern Italy: Part I: A Review. *Agronomy*, 14(3), 431.

Baroudy, A. A. E., Ali, A. M., Mohamed, E. S., Moghanm, F. S., Shokr, M. S., Savin, I., ... & Lasaponara, R. (2020). Modeling land suitability for rice crop using remote sensing and soil quality indicators: The case study of the Nile delta. *Sustainability*, 12(22), 9653.

Belgiu, M., & Drăguț, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 114, 24-31.

- Dang, K. B., Burkhard, B., Windhorst, W., & Müller, F. (2019). Application of a hybrid neural-fuzzy inference system for mapping crop suitability areas and predicting rice yields. *Environmental modelling & software*, 114, 166-180.
- Kidd, D., Webb, M., Malone, B., Minasny, B., & McBratney, A. (2015). Digital soil assessment of agricultural suitability, versatility and capital in Tasmania, Australia. *Geoderma Regional*, 6, 7-21.
- Kılıc, O. M., Ersayın, K., Gunal, H., Khalofah, A., & Alsubeie, M. S. (2022). Combination of fuzzy-AHP and GIS techniques in land suitability assessment for wheat (*Triticum aestivum*) cultivation. *Saudi Journal of Biological Sciences*, 29(4), 2634-2644.
- Landis, J. R., & Koch, G. G. (1977). A one-way components of variance model for categorical data. *Biometrics*, 671-679.
- McBratney, A. B., Santos, M. M., & Minasny, B. (2003). On digital soil mapping. *Geoderma*, 117(1-2), 3-52.
- Mousavi, S. R., Sarmadian, F., Omid, M., & Bogaert, P. (2022). Three-dimensional mapping of soil organic carbon using soil and environmental covariates in an arid and semi-arid region of Iran. *Measurement*, 201, 111706.
- Roell, Y. E., Beucher, A., Møller, P. G., Greve, M. B., & Greve, M. H. (2020). Comparing a random forest based prediction of winter wheat yield to historical yield potential. *Agronomy*, 10(3), 395.
- Soil Survey Staff. 2022. *Keys to Soil Taxonomy*, 13th edition. USDA Natural Resources Conservation Service.
- Taghizadeh-Mehrjardi, R., Nabiollahi, K., Rasoli, L., Kerry, R., & Scholten, T. (2020). Land suitability assessment and agricultural production sustainability using machine learning models. *Agronomy*, 10(4), 573.
- Teng, H., Rossel, R. A. V., Shi, Z., & Behrens, T. (2018). Updating a national soil classification with spectroscopic predictions and digital soil mapping. *Catena*, 164, 125-134.
- Heung, B., Hodúl, M. and Schmidt, M.G., (2017). Comparing the use of training data derived from legacy soil pits and soil survey polygons for mapping soil classes. *Geoderma*, 290, pp.51-68.
- Roy, D. P., Kovalsky, V., Zhang, H. K., Vermote, E. F., Yan, L., Kumar, S. S., and Egorov, A. (2016). Characterization of Landsat-7 to Landsat-8 reflective wavelength and normalized difference vegetation index continuity. *Remote sensing of Environment*, 185, 57-70.
- Pu, R., Gong, P., and Yu, Q. (2008). Comparative analysis of EO-1 ALI and Hyperion, and Landsat ETM+ data for mapping forest crown closure and leaf area index. *Sensors*, 8(6), 3744-3766.

Gasmi, A., Gomez, C., Chehbouni, A., Dhiba, D., & Elfil, H. (2022). Satellite multi-sensor data fusion for soil clay mapping based on the spectral index and spectral bands approaches. *Remote Sensing*, 14(5), 1103.

Khan, N. M., Rastokuev, V. V., Sato, Y., & Shiozawa, S. (2005). Assessment of hydrosaline land degradation by using a simple approach of remote sensing indicators. *Agricultural Water Management*, 77(1-3), 96-109.

Mosleh, Z., Salehi, M. H., Jafari, A., Borujeni, I. E., & Mehnatkesh, A. (2016). The effectiveness of digital soil mapping to predict soil properties over low-relief areas. *Environmental monitoring and assessment*, 188, 1-13.

Waruru, B. K., Shepherd, K. D., Ndegwa, G. M., & Sila, A. M. (2016). Estimation of wet aggregation indices using soil properties and diffuse reflectance near infrared spectroscopy: An application of classification and regression tree analysis. *Biosystems engineering*, 152, 148-164.

Guo, Z., Adhikari, K., Chellasamy, M., Greve, M. B., Owens, P. R., & Greve, M. H. (2019). Selection of terrain attributes and its scale dependency on soil organic carbon prediction. *Geoderma*, 340, 303-312.

Kim, Y. J., Nam, B. H., & Youn, H. (2019). Sinkhole detection and characterization using LiDAR-derived DEM with logistic regression. *Remote Sensing*, 11(13), 1592.

Martinez Martinez, L. J., & Muñoz, N. C. (2016). Digital elevation models to improve soil mapping in mountainous areas: case study in Colombia. *Geopedology: An integration of geomorphology and pedology for soil and landscape studies*, 377-388.

نسخہ پبلش انٹرنیشنل