

Application of multinomial logistic regression model in digital survey of soil classes in Kouhbanan region of Kerman

M. Izadi Bidani¹, A. Jafari², M.H. Farpoor³ and M. Zeraatpisheh⁴

1. Former MS student, Department of Soil Science, College of Agriculture, Shahid Bahonar University of Kerman
2. Assistant Professor, Department of Soil Science, College of Agriculture, Shahid Bahonar University of Kerman
3. Professor, Department of Soil Science, College of Agriculture, Shahid Bahonar University of Kerman
4. Assistant Professor, Key Laboratory of Geospatial Technology for the Middle and Lower Yellow River Regions, College of Environment and Planning, Henan University, Kaifeng 475004, China

Received: 14 January 2020

Accepted: 17 June 2020

Abstract

Introduction: Soil digital mapping represents a set of mathematical computations to predict the distribution of soil classes in the landscape. The digital identification of soils as a tool for creating soil spatial data provides ways to address the growing need for high-resolution soil maps. The use of digital soil mapping technique has been expanded considerably; therefore, new methods of mapping and preparing digital maps have been developed by researchers to eliminate the limitations of traditional methods. This approach relies on statistical relationships between measured soil observations and environmental covariates at the sampling locations. Digital soil data increased based on new processing tools and various digital data. The present study was conducted with the purpose of digital soil mapping in Kouhbanan region of Kerman based on a multinomial logistic regression model.

Materials and Methods: The study area, which is about 2000 ha, is located in Kouhbanan, northwest of Kerman and southeast of Iran. In this study, a Latin hypercube sampling design was applied and the sampling was done according to the difference in landforms (geomorphology map), topography (including digital elevation map) and geology. Finally, the geographic locations of 70 profiles were identified. Soil profiles were described based on U.S. Soil Taxonomy (Soil Survey Staff, 2014) and finally, the soil samples were taken from their diagnostic horizons. The collected soil samples were transferred to the laboratory, and some physical and chemical analyzes were performed based on routine standard methods. Environmental data included the parameters derived from the digital elevation model, Landsat satellite images (remote sensing indexes), geology map, geomorphic units (geomorphology map) and legacy soil map of the study area. All environmental variables were derived using ENVI and SAGA software. In this research, a multinomial logistic regression model was used to predict soil classes and the modeling was done in R software using nnet package. It is worth noting that leave-one-out cross validation was used for validation. Estimation of predictive accuracy of soil classes was also done using the overall accuracy index and Kappa coefficient.

Results and Discussion: The results showed that the soils in the study area were mainly classified in the Aridisols and Entisols orders. The modeling results showed that the terrain attributes were recognized as the effective auxiliary variables in the prediction process of soil



classes. This confirms topographic importance on soil genesis in the studied area. After that, geomorphology map was an important tool in soil mapping that helped increase predictive accuracy. Among the soil classes, the prediction of Haplocambids was accompanied with low accuracy, while Haplosalids great groups were predicted with high accuracy. The low estimation accuracy of the great group of Haplocambids is probably due to the low sample size of this class of soil in the study area. A good identification of the relationships between the predictor variables and the target variable depends primarily on the size and distribution of the sample in the layers. There were only two examples of Haplocambids in the area. Therefore, low accuracy is expected because the model has failed to establish a relationship between this class with environmental variables and makes it difficult to identify threshold values for classifying soil classes and, consequently, a poorly trained model. It is also possible that low prediction accuracy is the result of the conceptual model being incomplete, since there is no characteristic feature that can help model training and ultimately prediction. Among the soil great groups, the best predictions were obtained for the great group of Haplosalids, which demonstrates high values of user accuracy and reliability. Accurate prediction of the class of Haplosalids is highly correlated with the spatial distribution of indices such as wetness index and NDVI. Kappa index and purity map were calculated 0.45 and 0.65 for digital soil map derived from multinomial logistic regression. In the predicted map, six major groups of Haplosalids, Haplocambids, Haplocalcids, Haplogypsid, Calcigypsid and Torrifluvents were identified. The great groups of Haplocalcids, Haplosalids, and Calcigypsid cover most of the area and the great groups Haplocambids and Haplogypsid occupy lowest of the area. The great group of Haplosalids is located in the north of the region and in the piedmont plain landform. Haplocalcids great groups were most commonly found in alluvial fan landform, while Calcigypsid are located in pediments, alluvial fans, and piedmont plain landforms. Haplocambids and Haplogypsid great groups are located more in the geomorphic surface of the alluvial fan and the piedmont plain, respectively. The parts of the region with the most variations or diversity of soil classes are exactly where the geomorphological map has the most segmentation. Therefore, the presence of different soil classes in the least-differentiated and most similar regions leads to an inefficient conceptual model and poor prediction results.

Conclusions: The results showed that topographic parameters were the most important and powerful variable in modeling, which confirms that topography or relief is the most important soil forming factor in the study area. Predictive results of soil classes in Kouhbanan area of Kerman showed that geomorphological map in the study area is very useful, necessary, and effective in understanding and communicating between soil and landscape. Using this map as a qualitative auxiliary variable can explain much of the variability of soils in the study area. Careful field observation, satellite imagery consideration, study and interpretation of data obtained from soil profiles indicate that the study area has been evolved by geological, geomorphological, and hydrological processes that lead to the formation of various landforms including rock outcrops, hills, pediment, alluvial fan and plain. For the multinomial logistic regression model in the study area, terrain attributes have the most influence on the prediction of soil classes and soil properties than the remote sensing indices. The strong relationship between soil data and environmental parameters is one of the factors influencing model accuracy. Logistic regression models will have great potential in predicting soil classes if a complete understanding of the study area and proper selection of auxiliary variables are carried out.

Key words: *Kouhbanan region of kerman, soil great group, auxiliary variables, topographic parameters, geomorphology map Interface*

کاربرد مدل رگرسیون لاجیستیک چندجمله‌ای در شناسایی رقومی کلاس‌های خاک منطقه کوهبنان کرمان

مریم ایزدی بیدانی^۱، اعظم جعفری^{۲*}، محمدهادی فرپور^۳ و مجتبی زراعت پیشه^۴

۱- دانشجوی سابق کارشناسی ارشد علوم خاک دانشکده کشاورزی دانشگاه شهید باهنر کرمان، ایران.

۲- استادیار گروه علوم خاک دانشکده کشاورزی دانشگاه شهید باهنر کرمان، ایران

۳- استادیار گروه علوم خاک دانشکده کشاورزی دانشگاه شهید باهنر کرمان، ایران

۴- استادیار آزمایشگاه مرجع مشاهدات و مدلسازی سیستم علوم زمین هنان، دانشگاه هنان، کایفن ۴۷۵۰۰۴، چین

چکیده

شناسایی رقومی خاک‌ها به عنوان ابزاری برای تأمین اطلاعات مکانی خاک محسوب می‌شود. در سال‌های اخیر استفاده از تکنیک نقشه‌برداری رقومی خاک گسترش قابل توجهی داشته است؛ روش‌های نوین نقشه‌برداری و تهیه نقشه‌های رقومی به منظور رفع محدودیت‌های روش‌های سنتی توسط محققین ایجاد و توسعه یافته‌اند. متأسفانه بخش‌های زیادی از خاک کشورمان ایران، هنوز نقشه‌برداری نشده یا در مقیاس خیلی کوچک شناسایی شده است. منطقه کوهبنان در استان کرمان یکی از این مناطق است. لذا این مطالعه با هدف نقشه‌برداری رقومی خاک در منطقه کوهبنان کرمان بر اساس مدل رگرسیون لاجیستیک چندجمله‌ای انجام گردید. طرح نمونه‌برداری به روش هایپر کیوب در منطقه‌ای به مساحت حدود ۲۰۰۰ هکتار اجرا گردید و ۷۰ خاک‌رخ حفر و تشریح گردید. متغیرهای کمکی شامل اجزای سرزمین، شاخص‌های سنجش از دور، نقشه‌های ژئومورفولوژی و زمین‌شناسی به عنوان پارامترهای ورودی مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج مطالعات خاکشناسی نشان داد که خاک‌های تشکیل شده تکامل زیادی ندارند و عمدتاً در رده‌های اریدی سول و آنتی سول قرار می‌گیرند. نتایج مدل‌سازی نشان داد که اجزای سرزمین یک پارامتر محیطی مؤثر در فرآیند تشکیل و پیش‌بینی کلاس‌های خاک می‌باشند. شاخص خیزی بیشترین اهمیت در تعیین و پیش‌بینی مکانی کلاس‌های خاک را دارا می‌باشد. همچنین، نقشه ژئومورفولوژی، یک ابزار مهم در فرایند نقشه‌برداری خاک است که به افزایش دقت پیش‌بینی مدل-کمک می‌کند. در بین کلاس‌های خاک مورد پیش‌بینی، کلاس هیلوکمیدز، دقت پایینی را نشان داد، در صورتی که کلاس هیلوسالیدز از دقت بالایی (دقت کلی = ۱) برخوردار بود. در صورت شناخت کامل منطقه مورد بررسی و انتخاب مناسب متغیرهای کمکی، مدل‌های رگرسیون لاجیستیک، پتانسیل بالایی در پیش‌بینی کلاس‌های خاک خواهند داشت.

تاریخچه مقاله

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۱۰/۲۴

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۹/۰۳/۲۸

کلمات کلیدی:

منطقه کوهبنان کرمان، گروه‌های بزرگ خاک، پارامترهای توپوگرافی، نقشه ژئومورفولوژی

* عهده دار مکاتبات

Email: a.jafari@uk.ac.ir

مقدمه

خاک یکی از مهم‌ترین منابع طبیعی مورد استفاده در این کره خاکی می‌باشد. در صورت وجود یک مدیریت مسئولیت‌پذیر نسبت به منابع خاکی، خاک نقش مهمی در بقاء و رونق بسیاری از کشورها در سراسر جهان ایفا می‌کند (۴۹، ۵۰). با افزایش روزافزون گرایش به مطالعات محیطی، مطالعات شناسایی خاک‌ها در حال گذر از یک حالت کیفی و ذهنی به یک حالت کمی با دقت زیاد و درجه اعتماد بالا می‌باشند (۲۴). با پیشرفت‌های اتفاق افتاده در دهه‌های اخیر، فراهم بودن نقشه‌های خاک از نیازهای اساسی در علوم کشاورزی می‌باشد. بسیاری از کشورها از نقشه‌های تولید شده خاک برای تعیین طیف وسیعی از انواع خاک در سرزمین خود استفاده می‌کنند. نقشه‌برداری خاک ترکیبی از موقعیت و شناسایی انواع خاک‌های مختلف به وسیله جمع‌آوری اطلاعات در مورد محل، خصوصیات آن‌ها و استفاده احتمالی و ضبط این اطلاعات در نقشه و اسناد پشتیبان است. دو رویکرد کلی برای شناسایی و نقشه‌برداری خاک وجود دارد: سنتی^۱ و رقمی^۲. تعمیم نتایج خاک-رخ شاهد به کل واحد نقشه، ترسیم دستی نقشه‌ها و افزایش خطا ناشی از سلیقه شخصی از جمله مهم‌ترین محدودیت‌های روش‌های سنتی نقشه‌برداری خاک بیان گردیده است (۳۶). محدودیت‌های روش سنتی از یک طرف و نیازهای امروزه بشری و ظهور پیشرفت در تکنولوژی از سال ۱۹۸۰ از سوی دیگر موجب تغییر تدریجی رویکرد نقشه‌برداری خاک از روش‌های سنتی به سمت روش‌های کمی تر (روش‌های رقمی) شده است. در روش نقشه‌برداری رقمی تلاش می‌گردد تا با استفاده از پارامترهای محیطی ارزان و قابل دسترس، ویژگی و یا نوع خاک‌ها در منطقه مورد مطالعه، پیش-بینی شود. نقشه برداری رقمی خاک مجموعه‌ای از روش نقشه‌برداری کمی است که از تکنیک‌های نقشه-

برداری مرسوم خاک توسعه یافته است (۵۰، ۵۱). از حدود ۳۰ سال گذشته، با ایجاد سامانه‌ی اطلاعات جغرافیایی^۳ و تکنیک‌های سنجش از دور^۴، تلاش برای کمی کردن نقشه‌برداری، آغاز گردیده است (۲۵). بنابراین، توسعه روش‌های دقیق و با هزینه کم برای نقشه-برداری تغییرات مکانی خاک، لازم و ضروری است. اساس روش‌های نقشه‌برداری رقمی مبتنی بر معادله‌ی اسکورپن^۵ می‌باشد. در این معادله ویژگی‌ها یا کلاس خاک با یک سری متغیرهای محیطی (متغیرهای کمکی) به کمک یک مدل یا یک برنامه نظارت شده ارتباط داده می‌شود. یک برنامه یادگیری نظارت شده برای پیش‌بینی کلاس خاک می‌تواند رگرسیون لاجیستیک (۱۸، ۲۳ و ۵۰)، شبکه‌های عصبی-مصنوعی (۱۴)، تصمیم‌گیری درختی (۲۸ و ۲) و جنگل‌های تصادفی (۷، ۳۵ و ۵۱) باشد. عباس‌زاده افشار و همکاران^۶ (۱) از رگرسیون لاجیستیک چند جمله‌ای برای پیش‌بینی کلاس‌های خاک در منطقه بم کرمان استفاده کردند. آنها نشان دادند که نتایج رضایت‌بخش مدل به همبستگی کلاس-های خاک با متغیرهای محیطی پیش‌بینی کننده بستگی دارد. تقی‌زاده مهرجردی و همکاران^۷ (۳۹) به منظور پیش‌بینی مکانی کلاس‌های خاک در منطقه اردکان یزد از روش‌های داده‌کاوی متعددی از جمله مدل رگرسیون لاجیستیک چندجمله‌ای استفاده کردند. خالقی و همکاران^۸ (۲۰) کارایی مدل رگرسیون لاجیستیک چندجمله‌ای را به کمک داده‌های موروثی افزایش دادند. دبلاگیلو و اتزلمولر^۹ (۱۳) برای تخمین توزیع مکانی کلاس‌های خاک از رگرسیون لاجیستیک چند جمله‌ای استفاده کردند. نتایج مطالعه آنها نشان داد که از بین پارامترهای سرزمین، ارتفاع، شیب، جهت و مدت زمان

3-Geographic information system (GIS)

4-Remote Sensing

5-Scorpan

6- Abbaszadeh Afsharm *et al.*7- Taghizadeh-Mehrjardi *et al.*8- Khaleghi *et al.*

9- Debella-Gilo and Etzelmuller

1- Traditional soil mapping

2- Digital soil mapping

اهداف ذیل را دنبال می‌کند: (۱) شناسایی تغییرات مکانی خاک منطقه، (۲) بررسی نقش متغیرهای محیطی در فرایند تشکیل خاک‌ها و نقشه‌برداری رقومی خاک و (۳) تهیه نقشه رقومی منطقه کوهبنان کرمان.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در شمالی‌ترین نقطه استان کرمان در موقعیت جغرافیایی $31^{\circ}19'47''$ تا $31^{\circ}23'11''$ شمالی و $54^{\circ}15'5''$ تا $56^{\circ}19'48''$ شرقی واقع گردیده است. این منطقه با وسعت حدود ۲۰۰۰ هکتار شهرستان کوهبنان را نیز در بر می‌گیرد (شکل ۱). متوسط سالانه بارندگی ۱۴۶/۱ میلی‌متر، درجه حرارت متوسط سالانه ۱۴/۱ درجه سانتی‌گراد و ارتفاع از سطح دریا ۲۲۰۰ متر می‌باشد. با توجه به داده‌های اقلیمی هر منطقه و با استفاده از نرم‌افزار jnsm (۴۳)، رژیم رطوبتی تپیک اریدیک و رژیم حرارتی ترمیک تشخیص داده شد.

طراحی نقاط نمونه برداری

جهت انجام نمونه‌برداری از روش لاتین هایپرکیوب (LHS) ^۴، ارائه شده توسط میناسنی و مک برانتی (۲۶) استفاده شد که یک روش تصادفی طبقه‌بندی شده یا لایه‌ای است که باعث نمونه‌برداری مؤثر به کمک توزیع چند متغیر می‌شود. روش مربع لاتین به عنوان یک روش نمونه‌برداری در جاهایی که اطلاعات قبلی خاک وجود ندارد (تنها اطلاعات کمی وجود دارد) پیشنهاد شده است (۲۶). در این روش متغیرهای کمی (شامل مدل رقومی ارتفاع، نقشه زمین‌شناسی و نقشه ژئومورفولوژی) به دسته‌های یکنواخت تقسیم‌بندی می‌شوند.

در این روش طرح تصادفی طبقه‌بندی شده‌ای به اجرا در می‌آید که ارتباط مؤثری بین نقاط نمونه‌برداری با متغیرهای محیطی را فراهم می‌کند. شبکه مربعی حاوی موقعیت‌های نمونه از یک طرف و فاکتورهای تشکیل دهنده خاک (اطلاعات محیطی) به گونه‌ای که یک مربع

تابش خورشیدی در توزیع مکانی کلاس‌های خاک نقش تعیین‌کننده‌ای دارند. مارچیتی و همکاران^۱ (۲۳) بیان کردند که مدل رگرسیون لاجستیک چند جمله‌ای یک تخمین سریع و قابل اعتماد برای متغیرهای طبقه‌ای مانند کلاس‌های خاک را به دنبال دارد. جعفری و همکاران^۲ (۱۹) بیان کردند که مدل رگرسیون لاجستیک چند جمله‌ای دقت بیشتری نسبت به مدل رگرسیون لاجستیک دوتایی داشته و مهم‌ترین عامل در بالا بردن دقت مدل، ارتباط مکانی بین متغیرهای محیطی و هدف می‌باشد. لاگاجری و همکاران^۳ (۲۱) نیز تأثیر معنی‌دار خصوصیات توپوگرافی در پیش‌بینی کلاس‌ها و ویژگی‌های خاک، با استفاده از رگرسیون لاجستیک چند جمله‌ای را نشان دادند.

نقشه کلاس‌های توزیع مکانی‌های خاک در تصمیم‌گیری‌های مدیریتی لازم و ضروری است و اطلاعات زیادی در اختیار کاربران قرار می‌دهند (۵۲). نقشه خاک با مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰۰ منبع اصلی اطلاعات خاک در ایران است. این نقشه در اوایل سال ۲۰۰۰ میلادی تهیه و کامل گردید (۷). با توجه به وسعت زیاد کشور ایران و همچنین با گذشت یک دهه از تهیه این نقشه، نیاز به تهیه نقشه‌های با مقیاس منطقه‌ای و سخت و تفکیک بیشتر است. شهرستان کوهبنان از نظر طیف وسیع محصولات کشاورزی دارای تنوع و اهمیت فراوانی است. کشت محصولات کشاورزی از گندم و جو تا پسته و زعفران نشان دهنده تنوع خاک و آب و هوای این منطقه است. بنابراین شناسایی خاک‌ها و به دست آوردن اطلاعات مکانی خاک‌های منطقه مورد نظر از اهمیت زیادی برخوردار است. در نتیجه، لازم و ضروری است که شناخت و آگاهی کامل و کافی از منطقه حاصل شود. از اینرو، پژوهش کنونی با انجام مطالعه نقشه‌برداری خاک در منطقه کوهبنان کرمان،

1- Marchetti *et al.*

2- Jafari *et al.*

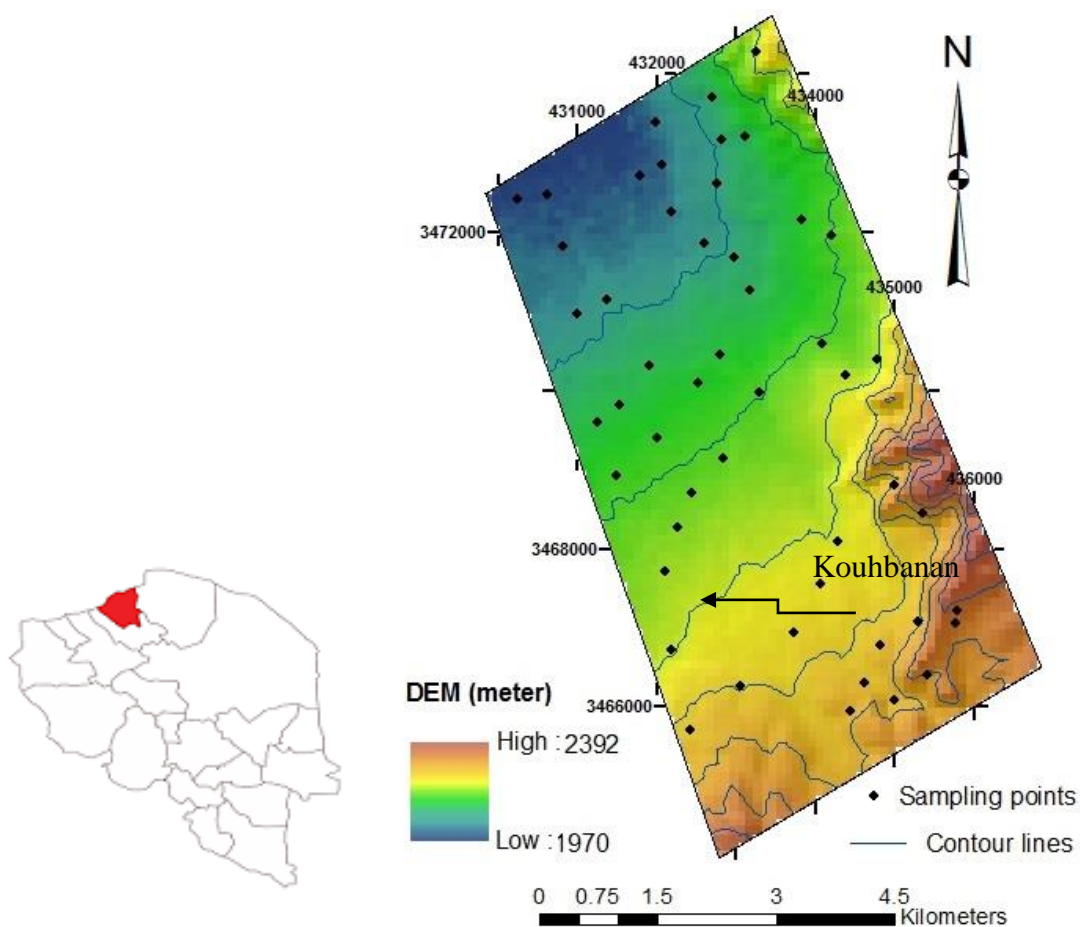
3- Vaysse and Lagacherrie *et al.*

4- Latin Hypercube Sampling

این مطالعه، لایه نمونه برداری منطبق بر تفاوت در اشکال اراضی (نقشه ژئومورفولوژی)، توپوگرافی (شامل نقشه رقومی ارتفاع و متغیرهای قابل استخراج آن از قبیل درجه شیب، جهت شیب، شاخص خیزی و غیره)، و زمین شناسی تعریف گردید.

با استفاده از نرم افزار R و بکارگیری روش نمونه-برداری لاتین هایپرکیوب به کمک بسته lhs (۱۲)، محل ۷۰ خاکرخ مشخص و حفر گردید.

لاتین را تشکیل می دهد و در هر ردیف و هر ستون، محل یک نمونه (بدون تکرار) تشخیص داده می شود. در این صورت در هر جزء از تغییرات واقعی داده های محیطی یک نمونه برداشت می شود و تأثیر آن بر تشکیل و تکامل خاک ها نشان داده می شود. یک هایپرکیوب لاتین تعمیم این مفهوم به تعداد اختیاری ابعاد است؛ به طوری که هر واحد نمونه برداری فقط در یک صفحه آن قرار گرفته باشد. به این صورت است که کاربر تعمیم می گیرد تا تعداد نمونه مشخصی را استفاده کند (۲۷).



شکل (۱) موقعیت منطقه مورد مطالعه و نقاط نمونه برداری خاک
Figure (1) Location of the study area and soil sampling points

تجزیه‌های آزمایشگاهی

از لایه‌های ژنتیکی کلیه مقاطع نمونه‌برداری و پس از انتقال به آزمایشگاه، هوا خشک شده و از الک ۲ میلی‌متری عبور داده شدند؛ سپس تعدادی از ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی نمونه‌ها به شرح زیر اندازه‌گیری شد: درصد سنگریزه به روش حجمی، قابلیت هدایت الکتریکی با تهیه عصاره گل اشباع به وسیله دستگاه هدایت‌سنج الکتریکی (۴۲)، بافت خاک به روش هیدرومتری (۱۰)، واکنش نمونه‌های خاک در گل اشباع به وسیله pH متر (۳۱)، کرنات کلسیم معادل خاک به روش تیتراسیون برگشتی (۲۲)، کلسیم و منیزیم محلول به روش تیتراسیون با EDTA (۳۲)، سدیم محلول با استفاده از دستگاه فلیم فتومتر (مدل Jenway)، ظرفیت تبادل کاتیونی به روش استات سدیم در pH برابر ۷ (۳۷)، درصد کربن آلی خاک به روش اکسایش تر (۴۵) و درصد گچ به روش خشک کردن در آون (۴).

متغیرهای محیطی

در این مطالعه برای تهیه داده‌های کمکی که نماینده عوامل خاکسازي در مدل‌سازی می‌باشند، از منابع مختلف استفاده گردید: از جمله یک مدل رقومی ارتفاع (DEM) موجود در سامانه نقشه‌برداری کشور (اندازه سلول ۱۰ متر) برای تعیین پارامترهای سرزمین، یک سین تصویر ماهواره‌ای لندست ۸ با تفکیک مکانی ۳۰ متر مربوط به تابستان ۲۰۱۷ میلادی برای تعیین شاخص‌های گیاهی، نقشه ژئومورفولوژی و نقشه زمین‌شناسی. پارامترهای سرزمین و شاخص‌های گیاهی با استفاده از نرم‌افزار SAGA استخراج گردیدند. روش استخراج تمام ویژگی‌های مزبور در روش ارائه شده توسط هنگل و همکاران^۱ (۱۷) تشریح گردیده است. متغیرهای محیطی مورد استفاده در این مطالعه در جدول (۱) نشان داده شده است. همه متغیرهای محیطی با استفاده از روش نزدیک‌ترین همسایه (Resampling type: Nearest) در نرم‌افزار ArcMap 10.3.1 به رزولوشن مکانی ۳۰ متر در ۳۰ متر تغییر داده شدند.

نقشه ژئومورفولوژی

در این مطالعه نقشه‌ی ژئومورفولوژی بر مبنای توپوگرافی، مواد مادری و تفسیر تصاویر ماهواره‌ای تهیه شد. جداسازی واحدها در سطح سیمای اراضی بر اساس پستی و بلندی، لیتولوژی و اشکال زمین و با استفاده از نقشه‌های توپوگرافی منطقه با مقیاس ۱:۵۰۰۰۰، نقشه‌ی زمین‌شناسی منطقه با مقیاس ۱:۲۵۰۰۰۰ (شکل ۲) صورت پذیرفت و مرزهای سطوح ژئومورفیک ترسیم گردید. سپس با ورود به سامانه جغرافیایی GIS 10.3 Arc و با استفاده از گوگل ارث زمین مرجع شده، در نهایت نقشه‌ی ژئومورفولوژی تهیه گردید (شکل ۳). به منظور صحت‌مرزبندی، در طی عملیات صحرائی، مرز واحدهای موجود در نقشه اولیه کنترل و تصحیح شد و به عنوان یکی از متغیرهای محیطی در طرح نمونه‌برداری و مدل‌سازی استفاده شد. راهنمای توصیفی نقشه ژئومورفولوژی در جدول ۲ ارائه شده است. در منطقه مورد مطالعه، شش لندفرم مشاهده گردید که بیشترین سطح آن را مخروطه افکنه تشکیل داده است.

نقشه زمین‌شناسی

نقشه زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه با مقیاس ۱:۲۵۰۰۰۰ موجود در سازمان نقشه‌برداری کشور تهیه شد. نقشه زمین‌شناسی اسکن و وارد محیط سامانه جغرافیایی (ArcGIS 10.3) گردید و زمین مرجع شد. پس از رقومی کردن مرزهای آن، به عنوان پارامتر محیطی در فرایند طراحی نقاط نمونه‌برداری و مدل‌سازی مورد استفاده قرار گرفت (شکل ۲).

همه متغیرهای محیطی در نرم‌افزار SAGA به سیستم مرجع جهانی یکسانی (WGS 84 UTM 40) تبدیل شدند.

پیش‌بینی کلاس‌های خاک با استفاده از رگرسیون لاجیستیک چندجمله‌ای

در این مطالعه، از مدل رگرسیون لاجیستیک چندجمله‌ای برای پیش‌بینی کلاس‌های خاک استفاده شد. در این روش با ایجاد مدل لاگیت، احتمال حضور

مقدار مطلق این پارامتر بزرگ‌تر باشد، اهمیت متغیر پیش‌بینی کننده بیشتر می‌شود. اهمیت متغیرهای محیطی در پیش‌بینی کلاس‌های خاک با تابع VarImp براساس تعداد و میزان تاثیر متغیرها در پیش‌بینی هر کلاس نمایش داده شد (۴۸). سپس پیش‌بینی براساس ارتباط کلاس‌های خاک با متغیرهای کمکی (جدول ۱) انجام می‌گردد.

ارزیابی دقت مدل

برای محاسبه دقت پیش‌بینی مدل مورد استفاده، از آنجاییکه تعداد داده‌ها برای انجام اعتبارسنجی جانبی^۶ محدود است، بنابراین از روش حذف داده و جایگزینی آن^۷ استفاده گردید.

به این ترتیب، مدل با کل داده‌های منهای یک داده برازش داده می‌شود و سپس، پیش‌بینی برای داده حذف شده انجام می‌گردد. این مرحله برای کل داده‌های مطالعه انجام می‌شود و در نهایت، با مقایسه داده‌های مشاهده شده و پیش‌بینی شده پارامترهای دقت محاسبه می‌شود. برای بررسی عملکرد مدل در برآورد متغیرهای وابسته از جدول خطا استفاده گردید (جدول ۳).

مطابق جدول (۳)، از ارتباط بین کلاس‌های خاک مشاهده شده و کلاس‌های خاک پیش‌بینی شده، خلوص نقشه^۸، صحت کاربر^۹، قابلیت اطمینان تولید کننده^{۱۰} و ضریب کاپا^{۱۱} استخراج گردید.

خلوص نقشه (MP)، ارتباط بین همه داده‌های مورد استفاده و داده‌های صحیح طبقه‌بندی شده (tt, ff) را تشریح می‌کند:

$$\text{Map Purity} = \frac{tt+ff}{tt+tf+ft+ff} \quad (۴)$$

یک کلاس خاک معین را پیش‌بینی می‌کند. این مدل، احتمال حضور یک کلاس خاک را به متغیرهای پیش-بینی کننده ارتباط می‌دهد. در اجرای مدل لاجستیک چندجمله‌ای، گروه بزرگ‌های خاک که به عنوان متغیر هدف می‌باشد، یک متغیر طبقه‌ای است. بنابراین، متغیر وابسته (گروه بزرگ خاک) دارای بیش از یک سطح است و حل آن به صورت دوتایی^۱ امکان‌پذیر نیست. در این صورت باید یک سطح متغیر وابسته به عنوان طبقه مرجع^۲ انتخاب شود. یک مدل لاجستیک چندجمله‌ای با طبقه مرجع به صورت معادله زیر نمایش داده می‌شود:

$$\log\left(\frac{\pi_{ij}}{\pi_{i0}}\right) = \alpha_j + \beta_j X_{i,j} = 1, 2, \dots, J-1$$

$$\log\left(\frac{\pi_{ij}}{\pi_{i0}}\right) = \alpha_j + \beta_j x_i, j = 1, 2, \dots, J-1 \quad (۱)$$

که α_j یک ثابت، β_j یک برداری^۳ از ضرایب رگرسیون برای $j=1, 2, \dots, J-1$ و X_i برداری از متغیرهای توصیفی است. این مدل مشابه مدل لاجستیک دوجمله‌ای (BLR)^۴ است به استثناء این که توزیع احتمال متغیر هدف به جای دوجمله‌ای، چندجمله‌ای است و به جای یک معادله، $J-1$ معادله داریم.

(۲)

$$\Pr(y_i = j) = \pi_{ij} = \frac{\exp(\beta_j x_i)}{1 + \sum_{j=1}^J \exp(\beta_j x_i)}$$

بنابراین، احتمال طبقه مرجع:

$$\Pr(y_i = 0) = \pi_{i0} = \frac{1}{1 + \sum_{j=1}^J \exp(\beta_j x_i)} \quad (۳)$$

این روش در نرم افزار R با استفاده از بسته nnet قابل اجرا است. اهمیت ضریب رگرسیون هر متغیر پیش‌بینی کننده برای متغیر وابسته با استفاده از معیار آماری والد^۵ ارزیابی انجام گردید (۳۳). این معیار در واقع از تقسیم ضریب رگرسیون هر متغیر مستقل به خطای استاندارد آن به دست می‌آید (۴). بنابراین می‌توان اهمیت هر متغیر پیش‌بینی کننده را استنباط کرد، بدین معنی که هر چه

6- Cross validation

7- Leave-one-out Validation

8- Map Purity

9- User's Accuracy

10- Producer's Reliability

11- Kappa Index

1- Binary

2- Reference Category

3- Vector

4- Binary Logistic Regression

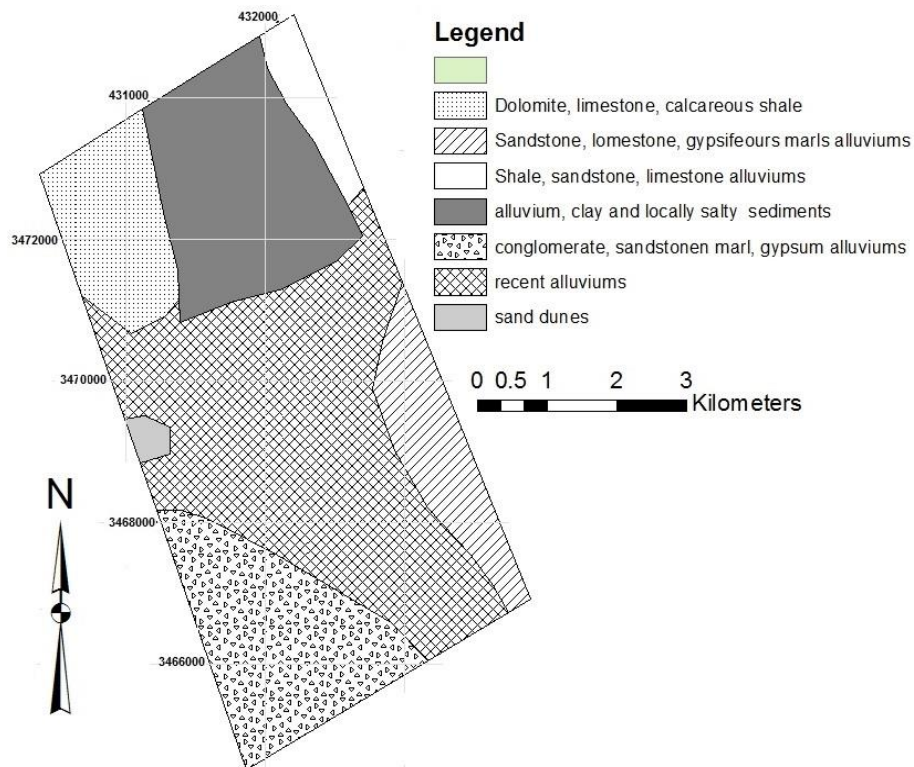
5- Wald Statistic

جدول (۱) متغیرهای محیطی مورد استفاده در مطالعه حاضر

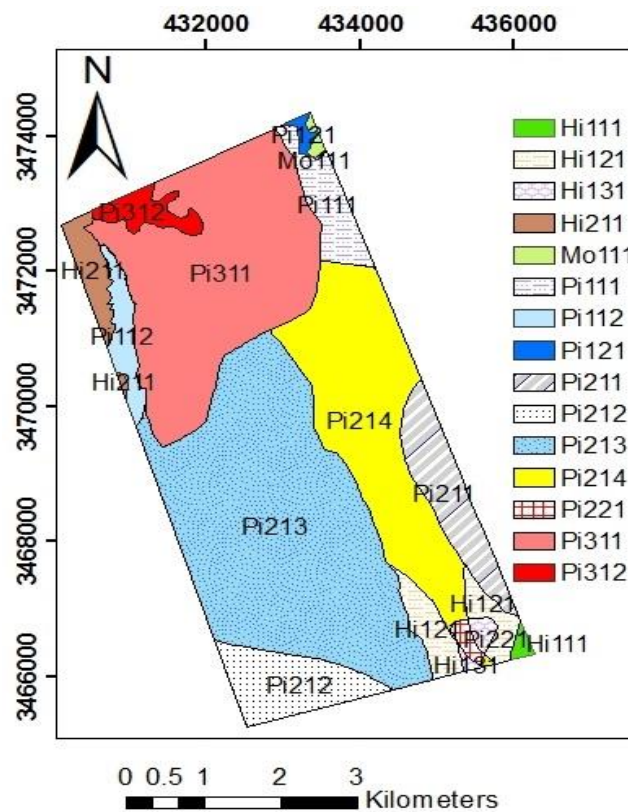
Table (1) Environmental variables used in the study

منبع Source	نوع متغیر کمکی Type of auxiliary variable	اختصار Abbreviation	متغیرهای محیطی Environment variables	منشا متغیر کمکی Source of auxiliary variable
(48)		DEM	Elevation	
(35)		Slope	Slope	
(8)		RSP	Relative Slope Position	
(9)		WI	Wetness Index	
(48)		PrCu	Profile Curvature	
(48)		PlCu	Plan Curvature	
(9)		MCA	Modified Catchment Area	
(16)		CA	Catchment Area	
(40)	کمی Quantitative	AH	Analytical Hillshading	مدل رقومی ارتفاع Digital elevation model
(16)		MRRTF	Multi Resolution of Ridge Top Flatness Index	
(16)		MrVBF	Multi-resolution Valley Bottom Flatness index	
(15)		CS	Catchment Slope	
(16)		CI	Convergence Index	
(34)	کمی Quantitative	NDVI	Normalized Difference Vegetation Index	تصویر ماهواره‌ای لندست Landsat satellite image
(31)		RVI	Ratio Vegetation Index	
(31)		PVI	Perpendicular Vegetation Index	
(41)		DVI	Difference Vegetation Index	
(31)		CTVI	Corrected Transformed Vegetation Index	
Arc GIS	کیفی Qualitative	GEM	Hierarchical four level classification (15 geomorphic surfaces)	نقشه ژئومورفولوژی Geomorphology map
Arc GIS	کیفی Qualitative	GEO	Lithological units (5 units)	نقشه زمین شناسی Geological map

ایزدی بیدانی و همکاران: کاربرد مدل رگرسیون لاجیستیک چندجمله‌ای...



شکل (۲) نقشه زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه
Figure(2) Geology map of the study area



شکل (۳) نقشه ژئومورفولوژی منطقه مورد مطالعه
Figure (3) Geomorphology map of the study area

جدول (۲) واحدهای تفکیک شده در نقشه ژئومورفولوژی منطقه مورد مطالعه.

Table (2) Identified units in Geomorphology map of the study area.

علامت	سطح ژئومورفیک	سنگ شناسی	شکل زمین	زمین نما
Mark	Geomorphic surface	Lithology	Landform	Landsc ape
Mo11 1	سطوح سنگی فرسایش یافته Eroded Rockout	شیل، ماسه سنگ میکا و کوارتزی	رخنمون سنگی Rockout	کوه Mountain
Hi111		آهک، ماسه سنگ، شیل Limestone, Sandstone, Shale		
Hi121	تپه‌های پیوسته با ارتفاع متوسط Continuous Hills with moderate altitude	رسوبات آبرفتی پست Low alluvium	تپه فرسایش یافته Eroded Hill	تپه Hill
Hi131		کنگلومرا، ماسه سنگ Conglomerate, Sandstone		
Hi211	تپه‌های پیوسته با ارتفاع کم Continuous Hills with moderate altitude	دولومیت، آهک، شیل آهکی Dolomite, Shale, Limestone	تپه توسعه یافته Developed Hill	
Pi111	شیب متوسط - خاک با عمق کم Moderate slope and low depth soil	رسوبات آبرفتی پست Low alluvium		
Pi112	شیب کم - خاک با عمق متوسط low slope, moderate depth soil		پدیمت Pediment	
Pi121	شیب متوسط - خاک با عمق کم Moderate slope and low depth soil	شیل، ماسه سنگ میکادار و کوارتزی Shale, Micaceous and Quartzite Sandstone		
Pi211	فرسایش زیاد با شیب زیاد High erosion with high slope			
Pi212	فرسایش زیاد با شیب متوسط High erosion and moderate slope			پدیمت Piedmont
Pi213	مخروط افکنه بریده بریده - شیب متوسط Dissected alluvial fan and moderate slope	رسوبات آبرفتی پست Low alluvium	مخروط افکنه Alluvial Fan	
Pi214	قسمت پایین مخروط افکنه - شیب متوسط low section of alluvial fan and moderate slope			
Pi221	قسمت بالای مخروط افکنه - شیب زیاد Upper section of alluvial fan and high slope	کنگلومرا، ماسه سنگ Conglomerate, Sandstone		
Pi311	دشت کشت شده Cultivated plain	رسوبات آبرفتی پست Low alluvium	دشت دامنه‌ای Piedmont plain	
Pi312	نمکزار Salt marsh			

جدول (۳) جدول خطا برای ارزیابی دقت مدل
Table(3) Error table to evaluate model accuracy

observed Predicted	True	False
	True	tt
False	tf	ff

$$\text{chance agreement} = \frac{(tt + tf) * (tt + ft) + (tf + ff) * (ft + ff)}{n} \quad (۸)$$

که در آن، دقت مشاهده به عنوان مجموع ارزش قطر در ماتریس و شانس خطا شامل مجموع ارزش غیر قطر ماتریس است. شاخص کاپا بالاتر نشان‌دهنده عملکرد بالای مدل است. دامنه تغییرات شاخص کاپا بین صفر تا یک است.

نتایج و بحث

طبقه‌بندی خاک‌ها

بر اساس تشریح خاکرخ در منطقه مورد مطالعه، دو رده Aridisols و Entisols، پنج زیر رده و شش گروه بزرگ خاک تشخیص داده شد. تمامی خاکرخ‌های حفر شده تا سطح گروه بزرگ خاک بر اساس روش طبقه‌بندی بندی خاک آمریکا (۴۴) تشریح و طبقه‌بندی گردید. گروه‌های بزرگ خاک شامل Calcigypsid، Haplogypsid، Haplosalid، Haplocalcid، Haplocambid و Torrifluvent می‌باشد. به طور کلی در همه‌ی خاکرخ‌های منطقه مورد مطالعه، مقدار ماده آلی نسبتاً کم مشاهده گردید و مقدار ماده آلی در افق‌های سطحی نسبت به افق‌های زیرسطحی بیشتر است. میزان ماده آلی در برخی خاکرخ‌ها نسبت به عمق روند نامنظمی نشان داد. ظرفیت تبادل کاتیونی (CEC) در همه خاکرخ‌ها کم و تغییرات زیادی نداشت. میزان ظرفیت تبادل کاتیونی خاک‌ها تابع نوع و مقدار رس و مقدار ماده آلی خاک‌ها می‌باشد (۲۴) که در خاک‌های مورد مطالعه مقدار رس و ماده آلی کم می‌باشد.

از لحاظ مورفولوژی، مخروط افکنه‌ها دارای رسوبات درشت بافت و غنی از سنگریزه می‌باشند و به طرف پایین شیب، از درشتی بافت و نیز میزان سنگریزه کاسته می‌-

صحت کاربر (UA) (دقت استفاده کننده) شامل کلاس‌های حضور صحیح پیش‌بینی شده (tt) به مجموع کلاس‌های حضور صحیح پیش‌بینی شده (tt) و کلاس‌های عدم حضور که به غلط جزء کلاس‌های حضور مشاهده شده (واقعی)، پیش‌بینی شدند (tf) می‌باشد:

$$\text{User's Accuracy} = \frac{tt}{tt+tf} \quad (۵)$$

قابلیت اطمینان تولیدکننده (PR) ارتباط بین همه کلاس‌های صحیح پیش‌بینی شده (tt) و مجموع کلاس‌های صحیح پیش‌بینی شده و کلاس‌های حضور مشاهده شده (واقعی) که به غلط جزء کلاس‌های عدم حضور پیش‌بینی شدند (ft) می‌باشد:

$$\text{Producer's Reliability} = \frac{tt}{tt+ft} \quad (۶)$$

شاخص کاپا یک شاخص قوی است که نسبت احتمال حضور یا عدم حضور کلاس، که به درستی به وسیله مدل پیش‌بینی شدند را محاسبه می‌کند. بنابراین شاخص کاپا همیشه کمی کمتر از خلوص نقشه است. در این مطالعه ضریب کاپا درصد موافقت تعداد خاکرخ‌های مشاهده شده در هر سطح رده‌بندی و توزیع آن‌ها را در داده‌های آموزشی و اعتبارسنجی در منطقه مورد مطالعه را بررسی می‌کند. ضریب کاپا طبق معادله زیر محاسبه می‌شود:

(۷)

$$\text{kappa index} = \frac{\text{observed accuracy} - \text{chance agreement}}{1 - \text{chance agreement}}$$

ژئومورفولوژی دارای بیشترین اهمیت در بین متغیرهای کمکی می‌باشد که تاثیر این متغیر را در تشکیل و تکامل خاک‌های منطقه را نشان می‌دهد. به عبارتی، نقش فرآیندهای ژئومورفولوژی در توسعه خاک را تأیید می‌کند. نقش مؤثر فرآیندهای ژئومورفولوژی و همبستگی نزدیک ژئومورفولوژی و خاک در بسیاری از مطالعات خاک - ژئومورفولوژی نشان داده شده است (۱۱، ۱۷، ۵۴). در حقیقت، حضور ویژگی‌های پستی و بلندی به همراه فرآیندهای ژئومورفیک در پیش‌بینی کلاس‌های خاک نشان داد که این فاکتورها برآیند و نتیجه نیروهای مؤثر خاکسازي در منطقه مورد مطالعه هستند.

به طور کلی در مناطق خشک و نیمه خشک کلاس‌ها و ویژگی‌های خاک غالباً به وسیله مواد مادری و پستی و بلندی کنترل و تعیین می‌شوند (۲۴)، که این دو عامل در تهیه نقشه ژئومورفولوژی نیز بکار برده شده است. نقشه ژئومورفولوژی با دارا بودن حداکثر اطلاعات به عنوان متغیر کمکی استفاده شده است، بنابراین شامل تعداد زیادی واحد می‌باشد که می‌تواند بخش زیادی از تغییرپذیری خاک‌ها در منطقه مورد مطالعه را توضیح دهند. نقش مؤثر فرآیندهای ژئومورفولوژی توسط اسکول و همکاران^۳ (۳۵) در پیش‌بینی کلاس‌های خاک به اثبات رسیده است. ادھیکاری و همکاران^۴ (۳) با مطالعه‌ی خاک‌های منطقه‌ای مسطح (اختلاف ارتفاع ۳۲ متر) در دانمارک، گزارش نمودند که میزان رس خاک سطحی، ارتفاع و نقشه‌ی زمین‌شناسی، مهم‌ترین پارامترهای محیطی برای بیان تغییرات خاک با استفاده از سامانه‌ی رده‌بندی جهانی می‌باشند. جعفری و همکاران (۱۹) در منطقه زرنند استان کرمان نتیجه گرفت که سطوح ژئومورفیک و اجزای سرزمین (شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا و شاخص خیسی) به عنوان یک پیش‌بینی کننده مؤثر در پیش‌بینی همه گروه‌های بزرگ خاک عمل می‌کند که این اثر منجر به افزایش دقت پیش‌بینی می‌شود.

شود. بازدیدهای صحرایی و بررسی خاک‌رخ‌ها نشان داد که خاک‌ها متناسب با فرآیندهای ژئومورفیک تغییر نموده‌اند.

مدل‌سازی

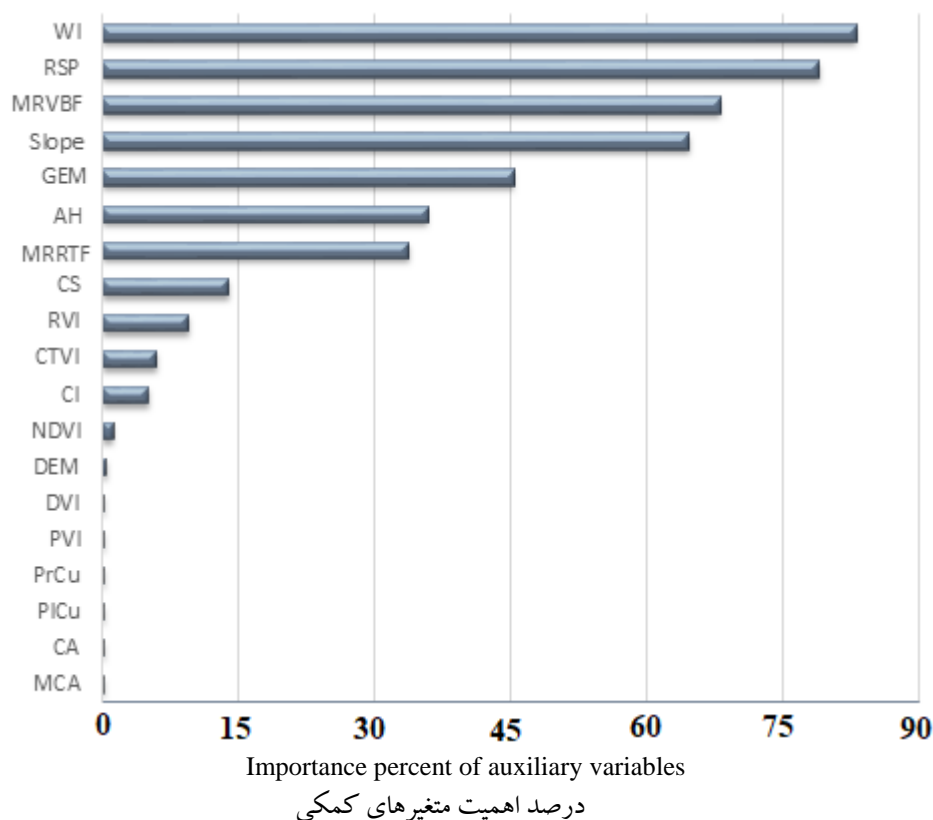
شکل (۴) اهمیت متغیرهای کمکی مورد استفاده در پیش‌بینی کلاس‌های خاک توسط مدل رگرسیون لاجیستیک چندجمله‌ای را نشان می‌دهد. متغیرهای کمکی نماینده عوامل خاکسازي می‌باشند. در پیش‌بینی کلاس‌های خاک، ویژگی‌های پستی و بلندی جزء مؤثرترین پارامترها برای پیش‌بینی بودند که تأییدکننده این مطلب است که در این ناحیه توپوگرافی یا پستی و بلندی، مهم‌ترین فاکتور خاکسازي می‌باشد. نتایج نشان داد که شاخص خیسی^۱ (WI) بیشترین اهمیت در تعیین و پیش‌بینی مکانی کلاس‌های خاک را دارا می‌باشد. یکی از اجزاء سرزمین، شاخص خیسی است که برای تعیین توزیع مکانی نفوذ و جریان آب سطحی بکار می‌رود (۵۰، ۵۱). فرایندهای هیدرولوژی نقش مهمی در تشکیل خاک‌ها در منطقه مورد مطالعه دارد و این تأثیر را می‌توان از اهمیت شاخص خیسی در بین همه متغیرهای کمکی استنتاج کرد. بعد از شاخص خیسی (WI)، موقعیت شیب نسبی (RSP)^۲ و شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا (MrVBF) در تعیین و پیش‌بینی کلاس خاک تأثیر دارند. شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا (MrVBF) در تشخیص سطوح دره‌ای شکل کمک می‌کند (۴۶). این پارامترها فرآیند انتقال رسوب به‌ویژه جریان رسوبات و مواد در حال حرکت را نشان می‌دهند (۴۶). به طور مشابه مور و همکاران (۲۹) ارتباط معنی‌داری بین خاک‌های شور و شاخص خیسی را گزارش کردند. هم‌چنین، دبلاگیلو و اتزلمولر (۱۳) تأثیر معنی‌دار ویژگی‌های پستی و بلندی را روی توزیع گروه‌های خاک توسط روش لاجیستیک چندجمله‌ای نشان دادند. بعد از ویژگی‌های پستی و بلندی، نقشه

3- Scull *et al.*

4- Adhikari *et al.*

1- Wetness Index

2- Relative Slope Position



شکل (۴) اهمیت متغیرهای کمکی مورد استفاده در پیش‌بینی کلاس‌های خاک با روش رگرسیون لاجیستیک چندجمله‌ای

Figure (4) The significance of auxiliary variables used in forecasting soil classes using multinomial logistic regression

هم‌چنین سایر متغیرهای کمکی تأثیر چندانی در پیش‌بینی گروه‌های بزرگ خاک نداشتند.

لازم به ذکر است که در مطالعه حاضر، از نقشه قدیمی خاک^۲ منطقه مورد مطالعه با مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰۰ در مدل-سازی به عنوان متغیر کمکی استفاده نگردید؛ زیرا این نقشه تغییرات مورد انتظار از خاک منطقه را به ما نشان نمی‌دهد چرا که، فقط تا سطح رده، طبقه‌بندی شده و تنها دو نوع خاک به صورت ترکیبی نشان می‌دهد، که به صورت کلی و با دقت کم تفکیک و شناسایی شده‌اند.

متغیرهای محیطی مربوط که در مدلسازی و پیش‌بینی کلاس‌های خاک مورد استفاده قرار گرفتند، در جدول (۴) ارائه گردیده است.

تقی زاده مهرجردی و همکاران^۱ (۳۸) با مدل‌سازی تغییرات خاک در منطقه‌ی بانه استان کردستان نشان دادند که اجزای سرزمین یکی از مهم‌ترین پارامترهای محیطی برای پیش‌بینی کلاس‌های خاک در سطح فامیل بوده است. هم‌چنین، نتایج مطالعات باقری بداغ آبادی و همکاران (۵) حاکی از آن است که با استفاده از اجزای سرزمین، می‌توان به دقت قابل قبولی برای پیش‌بینی کلاس‌های خاک دست یافت.

در مناطق خشک و نیمه خشک، به لحاظ این که پوشش گیاهی متراکمی وجود ندارد و تأثیر چندانی در تنوع خاک‌های این مناطق ندارد، شاخص پوشش گیاهی نرمال شده (NDVI) نمی‌تواند تأثیر پوشش گیاهی در تفکیک کلاس‌های خاک را به‌خوبی نشان دهد (۱۴).

در منطقه مورد مطالعه است. شناسایی خوب روابط متغیرهای پیش‌بینی کننده و متغیر هدف، در اصل به اندازه و توزیع نمونه در لایه‌ها بستگی دارد. در این منطقه فقط دو نمونه هیلو کمبیدز وجود داشت. بنابراین، دقت پایین مورد انتظار است؛ چرا که مدل نتوانسته است رابطه این کلاس را با متغیرهای محیطی برقرار کند و تشخیص مقادیر حدود آستانه برای طبقه‌بندی کلاس‌های خاک را دچار مشکل می‌کند و در نتیجه مدل آموزش دیده ضعیف عمل می‌کند. هم‌چنین احتمال دارد که دقت پایین پیش‌بینی، نتیجه ناقص بودن مدل مفهومی باشد؛ چرا که هیچ خصوصیت مشخصه‌ای وجود ندارد که بتواند برای آموزش مدل و در نهایت پیش‌بینی کمک کند. هنگام و همکاران (۱۸) با استفاده از رگرسیون لاجیستیک چندجمله‌ای، دقت پیش‌بینی ۴ درصد را برای کمی سولز به دست آوردند در حالی که دقت پیش‌بینی برای جیسی سولز، ۷۱ درصد و کلسی سولز، ۷۴ درصد حاصل شد.

در بین گروه‌های بزرگ خاک، بهترین پیش‌بینی برای گروه بزرگ هیلوسالیدز به دست آمد، مقادیر بالای دقت استفاده کننده و قابلیت اعتبار در جدول (۵) این مسئله را نشان می‌دهد. پیش‌بینی دقیق کلاس هیلوسالیدز با توزیع مکانی شاخص‌هایی مانند شاخص خیزی و NDVI همبستگی بالایی دارد.

نتایج این مطالعه نشان داد که اجزای سرزمین نسبت به شاخص‌های گیاهی (شاخص‌های سنجش از دور) بیش‌ترین تأثیر را در پیش‌بینی کلاس‌های خاک داشته‌اند. اگرچه تأثیر اجزای سرزمین بر پراکنش خاک‌ها در این منطقه به خوبی توسط مدل رگرسیون لاجیستیک چندجمله‌ای، قابل شناسایی بوده ولی با تفسیر عکس‌های هوایی و حتی بازدیدهای صحرائی، تشخیص تغییرات و تأثیر این فاکتور خاکسازي به راحتی امکان‌پذیر نمی‌باشد.

اعتبارسنجی مدل

ضریب کاپا و خلوص نقشه (MP) برای نقشه رقمی خاک منطقه مورد مطالعه به ترتیب ۰/۴۵ و ۰/۶۰ به دست آمد. دقت استفاده کننده (UA) و قابلیت اعتبار تولید کننده (PR) برای گروه‌های بزرگ خاک در جدول (۵) ارائه شده است. قابلیت اطمینان پایین حاصل از پیش‌بینی گروه بزرگ هیلو کمبیدز کاملاً در جدول (۶) مشخص است، چرا که خاک هیلو کمبیدز به صورت هیلو کلسیدز پیش‌بینی شده است (جدول ۶).

در بین کلاس‌های خاک مورد پیش‌بینی، کلاس هیلو کمبیدز دقت و قابلیت اطمینان تخمین پایینی را نشان داد (جدول ۵)؛ در صورتی که تخمین کلاس هیلوسالیدز از دقت بالایی برخوردار بود. دقت تخمین پایین گروه بزرگ هیلو کمبیدز احتمالاً به دلیل تعداد نمونه کم این کلاس خاک

جدول (۴) متغیرهای محیطی مورد استفاده در مدل‌سازی و پیش‌بینی گروه بزرگ خاک

Table (4) Environmental Variables used to model and predict soil great groups

مهم‌ترین متغیرهای مورد استفاده در مدل

The most important variables used in the model
WI + RSP+ MRVBF + SLOPE+ GEM + AH+
MRRTF

جدول (۵) کیفیت پیش‌بینی مدل رگرسیون لاجیستیک چندجمله‌ای

Table (5) The predictive quality of the multinomial logistic regression model

Soil Great Groups	Num. samples	PR	UA
Calcigypsids	18	0.50	0.33
Haplocalcids	11	0.50	0.45
Haplocambids	6	0	0
Haplogypsids	8	0.60	0.75
Haplosalids	11	1	1
Torrifluvents	16	0.66	0.75

جدول (۶) قابلیت اطمینان تولیدکننده حاصل از اعتبارسنجی مدل رگرسیون لاجیستیک چندجمله‌ای
 Table (6) The producer's reliability derived from validation of the multinomial logistic regression model

	Calcigypsids	Haplocalcids	Haplocambids	Haplogypsids	Haplosalids	Torrifluvents
Calcigypsids	6	1	3	3	0	5
Haplocalcids	3	5	2	0	0	1
Haplocambids	2	3	0	1	0	0
Haplogypsids	0	1	1	6	0	0
Haplosalids	0	0	0	0	11	0
Torrifluvents	1	0	3	0	0	12

جانپی، افق کلسیک مشاهده نشد و در موقعیت‌های با ثبات شیب، احتمال حضور افق کلسیک افزایش می‌یابد. گروه بزرگ هیلوسالیدز، تنها یک افق مشخصه سالیک دارند و دارای بافت سنگین و ریزدانه هستند و میزان شوری خاک به‌خصوص در افق‌های سطحی به بیش از ۶۰ دسی زیمنس بر متر می‌رسد. این کلاس خاک در قسمت شمال منطقه مورد مطالعه و جایی که کمترین ارتفاع منطقه وجود دارد، مشاهده شده است. شاید بتوان گفت دقت بالای پیش‌بینی این کلاس خاک، موقعیت متفاوت آن در مقایسه با سایر کلاس‌های خاک است. این کلاس خاک در موقعیت دشت دامنه‌ای در سطوح ژئومورفیک Pi311 و Pi312 مشاهده شد.

گروه بزرگ هیلوجیپسیدز در قسمت غرب منطقه، سطح محدودی از منطقه را پوشش می‌دهد و تجمع گچ بیشتر به‌صورت پندانت مشاهده گردید. این کلاس خاک بیش‌ترین سطح را در لندفرم مخروط افکنه و در سطوح ژئومورفیک Pi213 و Pi221 قرار گرفته است. گروه بزرگ کلسی جیپسیدز خاک‌هایی که دارای یک افق مشخصه کلسیک و یک افق جیپسیک زیرسطحی می‌باشند و در موقعیت لندفرم‌های پدیمت، مخروط افکنه و دشت دامنه‌ای واقع شده است. حضور هم‌زمان کلاس‌های خاک هیلوکلسیدز، هیلوجیپسیدز و کلسی جیپسیدز در موقعیت‌های مشابه منجر به عدم تشخیص روابط بین خاک و متغیرهای کمکی توسط مدل آموزش دیده، شده است که به دنبال آن، نتایج پیش‌بینی ضعیف‌تری به دست آمده است.

البته قضاوت در مورد ضعف و ناتوانی مدل منطقی نیست زیرا تعداد نسبتاً کم نمونه‌ها، تشخیص رابطه پیش-بینی دقیق را برای طبقه‌بندی کلاس‌های خاک دچار مشکل می‌کند. احتمال دارد اگر مطالعه حاضر در یک مقیاس تفصیلی‌تر یا با کاربرد متغیرهای پیش‌بینی‌کننده متعددی انجام می‌شد، پیش‌بینی‌های دقیق‌تری حتی برای گروه بزرگ هیلوکمبیدز به‌دست می‌آمد (۳۰). تعداد نمونه‌ها، سطح منطقه مورد مطالعه و مقیاس نقشه از جمله پارامترهایی هستند که نتایج و عملکرد پیش‌بینی را تحت تأثیر قرار می‌دهند (۴۷).

توزیع مکانی کلاس‌های خاک

نقشه پیش‌بینی گروه بزرگ خاک در منطقه مورد مطالعه در شکل (۵) نشان داده شده است. شش گروه بزرگ خاک موجود در منطقه مورد مطالعه تشخیص داده شد. با توجه به شکل (۵)، بیش‌ترین سطح به ترتیب مربوط به گروه بزرگ هیلوکلسیدز، توری فلوونتر و کلسی جیپسیدز می‌باشد. گروه بزرگ هیلوکمبیدز و هیلوجیپسیدز سطح کوچکی از منطقه مورد مطالعه را شامل می‌شوند. این کلاس‌های خاک هم‌چنین تعداد نقاط مشاهداتی کم‌تری نسبت به سایر کلاس‌ها داشتند.

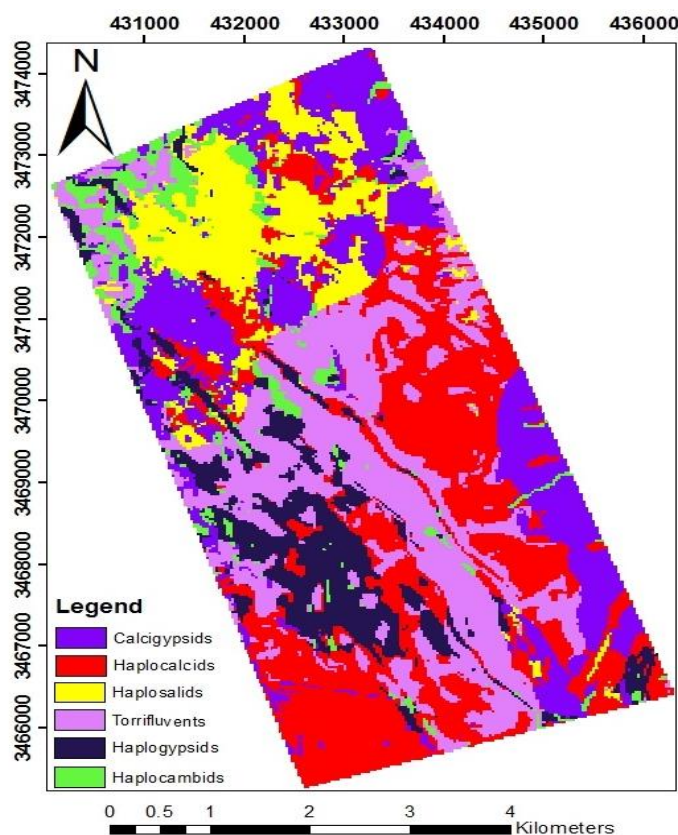
گروه بزرگ هیلوکلسیدز فقط در لندفرم مخروط افکنه مشاهده گردید. خاک‌های با افق کلسیک اکثراً در قسمت‌های شرق و جنوب غرب و سطح کوچکی در شمال غرب منطقه مورد مطالعه مشاهده شدند. حضور افق کلسیک در این اشکال اراضی به پایداری خاک در موقعیت نمونه‌برداری بستگی دارد چرا که در شیب‌های

هر نوع خاک در یک زمین‌نما، موقعیت و وضعیت اکولوژیکی خود را دارد، حتی در یک ردیف پستی و بلندی، خاک‌ها دارای تنوع سیستماتیک بوده و قسمتی از این تغییرات به عوامل اقلیم و توپوگرافی مربوط می‌شود (۲۴). لزوم درک پویایی و یکنواخت نبودن زمین‌نماها و تغییرات محیطی اهمیت به‌سزایی دارد. باید توجه داشت که خصوصیات زمین‌نما با تشکیل خاک ارتباط تنگاتنگ داشته و تکامل آن، نهایتاً باعث تکامل خاک می‌گردد. هر چند پیدایش شکل اراضی منجر به پیدایش خاک می‌گردد ولی در عین حال در نقشه برداری خاک مرز شکل اراضی، همان مرز خاک نیست و به دلیل خصوصیات پیچیده خاک می‌توان در یک لندفرم بیش از یک نوع خاک در روی نقشه جدا کرد.

گروه بزرگ توری فلوونترز، در لندفرم‌های تپه فرسایش یافته و توسعه یافته، مخروط افکنه و پدیمنت واقع شده است. خاک‌های کم عمق توری فلوونترز اکثراً در نواحی ناپایدار با ارتفاع و شیب زیاد مشاهده شدند، یعنی در مناطقی که امکان و زمان کافی برای تشکیل شدن افق مشخصه زیر سطحی وجود ندارد (شکل ۵).

کلاس خاک هپلوکمبیدز، در لندفرم پدیمنت و دشت دامنه‌ای اکثراً در سطوح ژئومورفیک Pi12 و Pi311 قرار دارد.

قسمت‌هایی از منطقه که بیش‌ترین تغییرات یا تنوع کلاس خاک قرار دارد دقیقاً جایی است که نقشه ژئومورفولوژی دارای بیش‌ترین تقسیم‌بندی است. بنابراین، حضور کلاس‌های خاک متفاوت در مناطق با کمترین تمایز و بیشترین شباهت، منجر به مدل مفهومی ناکارآمد و نتایج ضعیف پیش‌بینی شده است.



شکل (۵) نقشه رقومی خاک منطقه مورد مطالعه

Figure (5) digital soil map of the studied area

نتیجه‌گیری

اجزای سرزمین نسبت به شاخص‌های سنجش از دور بیش‌ترین تأثیر را در پیش‌بینی کلاس‌های خاک و ویژگی‌های خاک دارند. وجود ارتباط قوی بین داده خاک و پارامترهای محیطی یکی از فاکتورهای تأثیرگذار بر روی دقت مدل می‌باشد. در صورت شناخت کامل منطقه مورد بررسی و انتخاب مناسب متغیرهای کمکی، مدل‌های رگرسیون لاجیستیک، پتانسیل بالایی در پیش‌بینی کلاس‌های خاک خواهند داشت. نقشه-برداری رقومی خاک می‌تواند به عنوان یک روش ارزیابی منابع خاک استفاده شود، کیفیت نقشه سنتی خاک را ارتقاء بخشد، کارآیی نقشه‌های تولید شده را افزایش داده و هم‌چنین قابلیت استفاده از این نقشه را برای شاخه‌های علمی مختلف امکان‌پذیر نماید.

نتایج پیش‌بینی کلاس‌های خاک در منطقه کوهبنان استان کرمان نشان داد که تهیه نقشه ژئومورفولوژی در منطقه مورد مطالعه بسیار مفید و ضروری به نظر می‌رسد و در درک و برقراری ارتباط بین خاک و زمین‌نما مؤثر می‌باشد. استفاده از این نقشه به عنوان یک متغیر کمکی کیفی می‌تواند بخش زیادی از تغییرپذیری خاک‌ها در منطقه مورد مطالعه را توضیح دهد. بازدید دقیق صحرایی، بررسی تصاویر ماهواره‌ای، مطالعه و تفسیر اطلاعات حاصل از خاک‌رخ‌ها نشان می‌دهد که منطقه مورد مطالعه تحت تأثیر فرآیندهای زمین‌شناسی، ژئومورفولوژی و هیدرولوژی تکامل یافته است که منجر به تشکیل لندفرم‌های مختلفی شامل رخنمون سنگی، تپه، پدیمت، مخروط‌افکنه و دشت شده است. برای مدل رگرسیون لاجیستیک چند جمله‌ای منطقه مورد مطالعه،

References

1. Abbaszadeh Afsharm F., Ayoubi, S., Jafari, A. 2017. Digital Soil Mapping of Soil Classes using Conventional Soil Maps in the Arid Region Southeastern Iran. *Journal of Water and Soil Science*, 21(1): 239-253.
2. Adhikari, K., Hartemink, A.E., Minasny, B., Bou Kheir, R., Greve, M.B., and Greve M.H. 2014. Digital mapping of soil organic carbon contents and stocks in denmark. *PLoS ONE*,9:1-13.
3. Adhikari, K., Minasny, B. Greve, M.B., and Greve, M.H. 2013. Constructing a soil class map of Denmark based on the FAO Legend Using Digital Techniques. *Geoderma*, 214-215: 101-113.
4. Artieda, o., Herrero, J., and Drohan, P. J. 2006. Refinement of the Differential Water Loss Method for Gypsum Determination in Soils. *Soil Science of America Journal*, 70 (6): 1932-1935.
5. Bagheri Bodaghabadi, M., Martinez-Casasnovas, J.A., Salehi, M.H., Mohammadi, J., Esfandiarpour Borujeni, I., Toomanian, N., and Gandomkar, A. 2015. Digital soil mapping using artificial neural networks and terrain-related attributes. *Pedosphere*, 25(4): 580-591.
6. Banaei, M.H. 2001. Map of resources and potentialities of Iran soils. Research Institute of Soil and Water, Tehran, Iran.
7. Barthold, F.K., Wiesmeier, M., Breuer, L., Frede, H.G., Wu, J., and Blank, F.B. 2013. Land use and climate control the spatial distribution of soil types in the grasslands of inner mongolia. *Journal of Arid Environments*,88: 194-205.
8. Boehner, J., and Selige, T. 2006. Spatial prediction of soil attributes using analysis and climate regionalization. In: Boehner, J., McCloy, K. R. and Strobl, J. (Ed.): *SAGA- Analysis and modelling application*, Geottinger Geographische Abhandlungen, 115: 13-28.

9. Boehner, J., Koethe, R., Conrad, O., Gross, J., Ringeler, A., and Selige, T. 2002. Soil regionalisation by means of terrain analysis and process parameterisation. In: Micheli, E., Nachtergaele, F., Montanarella, I. (Ed.): Soil classification 2001. European Soil Bureau- Research Report No. 7, EUR 20398 EN, Luxembourg. Pp.213-222.
10. Bouyoucos, G.J. 1962. Hydrometer method improved for making particle size analysis of soils. *Journal of Agronomy*, 54: 464-465.
11. Caniego, F.J., Ibáñez, J.J., and Martínez, F.S.J. 2007. Rényi dimensions and pedodiversity indices of the earth pedotaxa distribution. *Nonlinear Processes in Geophysics*. 14: 547-555.
12. Carnell, R., Carnell, M.R., 2016. Package 'lhs'. CRAN. <https://cran.rproject.org/web/packages/lhs/lhs.pdf>.
13. Debella-Gilo, M., and Etzelmuller., B. 2009. Spatial prediction of soil classes using digital terrain analysis and multinomial logistic regression modeling integrated in GIS: Examples from Vestfold County, Norway. *Catena*, 77(4): 8-18.
14. Du, C., Linker, R., and Shaviv, A. 2008. Identification of agricultural soils using mid-infrared photoacoustic spectroscopy. *Geoderma*, 143(1-2): 85-90.
15. Fairfield, J., and Leymarie, P. 1991. Drainage networks from grid digital elevation models. *Water Resources Research*, 27(5): 709-717.
16. Gallant, J.C., and Dowling, T.I. 2003. A multi-resolution index of valley bottom flatness for mapping depositional areas. *Water Resources Research*, 39(1): 1347-1360.
17. Hengl, T., Rossiter, D. G. and Stein, A. 2003. Soil sampling strategies for spatial prediction by correlation with auxiliary maps. *Geoderma*. 120: 75-93.
18. Hengl, T., Toomanian, N., Reuter, H. I., and Malakouti, M.J. 2007. Methods to interpolate soil categorical variables from profile observations: lessons from Iran. *Geoderma*, 140(4):417-427.
19. Jafari. A., Finke, P. A., Van de Wauw, J., Ayoubi, S., and. Khademi, H. 2012. Spatial prediction of USDA- great soil groups in the arid Zarand region, Iran: comparing logistic regression approaches to predict diagnostic horizons and soil types. *European Journal of Soil Science*, 63: 284-298.
20. Khaleghi, M., Jafari, A., Farpoor, M.H. 2018. Digital Soil Mapping using legacy soil data: Case study of Faryab region of Kerman. *Journal of Agricultural Engineering*, 41(4): 31-48.
21. Lagacherie, P., McBratny, A.B. and Volts, M. 2007. Digital soil mapping: An introductory perspective. *Developments in soil science* 31(Elsevier, Amsterdam).
22. Lanyon, L.E., and Heald, W.R. 1982. Magnesium, calcium, strontion and barium. In *Methods of soil analysis. Chemical and microbiological properties. Agronomy no.9 Part 2. 2nd Edition. 247-260. Soil Science Society of America. Madison, Wisconsin in, U.S.A.*
23. Marchetti, A., Piccini, C., Santucci, S., Chiuchiarelli, I., and Francaviglia, R. 2011. Simulation of soil types in teramo province (Central Italy) with terrain parameters and remote sensing data. *Catena*, 85(3): 267-273.
24. Markus, E., and Merkli, C. 2007. Weathering, mineralogical evolution and soil organic matter along a Holocene soil toposequence developed on carbonate-rich materials. *Geomorphology* 97: 675-696.
25. McBratney, A.B., Odeh, I.O., Bishop, T.F., Dunbar, M.S., and Shatar, T.M. 2000. An overview of pedometric techniques for use in soil survey. *Geoderma*. 97(3-4): 293-327.

26. Minasny, B., and McBratney, A.B. 2006. A conditioned Latin hypercube method for sampling in the presence of ancillary information, *Computer and Geosciences*, 32: 1378-1388.
27. Minasny, B., and McBratney, A.B. 2007. Incorporating taxonomic distance into spatial prediction and digital mapping of soil classes. *Geoderma*, 142(3-4): 285– 293.
28. Minasny, B., and McBratney, A.B. 2016. Digital soil mapping: A brief history and some lessons. *Geoderma*, 264: 301-311.
29. Moore, I.D., Turner, A.K., Wilson, J.P., Jenson, S.K., and Band, L.E. 1993. GIS and landsurface-subsurface process modelling. In Goodehild, M.F., Parks, B., and Steyaert, L.T. (eds.), *Environmental Modeling with GIS*. Oxford University Press, Oxford, pp. 196– 230.
30. Pahlavan Rad, M.R., Khormali, F., Toomanian, N., Kiani, F., Komaki, Ch.B. 2015. Digital soil mapping using Random Forest model in Golestan province. *Journal of Water and Soil Conservation*, 21(6): 73-93.
31. Perry, C.R., and Lautenschlager, L. F. 1984, Functional equivalence of spectral vegetation indices. *Remote Sens of Environ.* 14(1-3): 169-182.
32. Rhoades, J.D. 1982. Soluble salts. p. 167-179. In: A. L. Page et al. (ed.) *Methods of soil analysis: Part 2: chemical and microbiological properties*. Monograph Number 9 (Second Edition). ASA, Madison, WI.
33. Richardson, A.J., and Wiegand, C.L. 1977. Distinguishing vegetation from soil background information. *Photo Grammetric Engineering and Remote Sensing*, 43(12): 1541-1552.
34. Ripley, B.D. 2007. *Pattern recognition and neural networks*, Cambridge University Press.
35. Scull, P., Franklin, J., Chadwick, O. A., and McArthur, D. 2003. Predictive soil mapping: A review. *Progress in Physical Geography*, 27: 171-197.
36. Subburayalu, S.K., and Slater, B.K. 2013. Soil series mapping by knowledge discovery from an ohio county soil map. *Soil Science Society of America Journal*, 77:1254–1268.
37. Sumner, M.E., and Miller, W.P. 1996. Cation exchange capacity and exchange coefficients. In: Bartels J.M. and Bigham J.M. (eds.) *Methods of soil analysis. Part 3. Chemical and microbiological properties*. American Society of Agronomy. Madison. Wisconsin. Pp: 1201-1231.
38. Taghizadeh-Mehrjardi, R., Nabiollahi, K., Minasny, B., and Triantafyllis, J. 2015. Comparing data mining classifiers to predict spatial distribution of USDA-family soil groups in Baneh region, Iran. *Geoderma*. 253–254: 67–77.
39. Taghizadeh-Mehrjardi, R., Sarmadian, F., Omid, M., Toomanian, N., Roustaei, M.J., Rahimian, M.H. 2015. Digital mapping of soil classes using different data mining techniques in Ardakan region, Yazd province. *Journal of Agricultural Engineering*, 37(2): 101-115.
40. Tarboton, D. G. 1997. A New method for the determination of flow directions and upslope areas in grid digital elevation models, *Water Research*, 33(2): 309-319.
41. Tucker, C. J. 1979. Red and photographic infrared liner combinations for monitoring vegetation remote sensing of environment, 8(2): 127-150.
42. U.S. Salinity Laboratory Staff. 1954. Alkaline-earth carbonates by gravimetric loss of carbon dioxide. p. 105. In: L. A. Richards (ed.) *Diagnosis and improvement of saline and alkali soils*. USDA Agriculture. Hand book. 60.U.S.

43. USDA-NRCS. 2011. JAVA Newhall Simulation Model – Update to a traditional soil climate simulation model. Abstract Soil Sci. Soc. Am. Int. Annual Meeting. San Antonio, TX.
44. USDA. 2014. Key's to soil taxonomy, 10th (Eds). United state department of agriculture, natural resources conservation service.
45. Walkley, A., and Black, I.A. 1934. An examination of degtjareff method for determining soil organic matter and a proposed modification of the chromic acid in soil analysis.1.Experimental. Soil Science Society of America Journal, 79: 459-465.
46. Wang, D., and Laffan, S. W. 2009. Characterization of valleys from DEMs. Proceedings of 18th World IMACS/MODSIM Congress, Cairns, Australia 13-17 July. <http://mssanz.org.au/modsim09>.
47. Yang, I., Jiao, Y., Fahmy, S., Zhu, A-X., Hann, S., Burt, J. E., and Qi, F. 2011. Updating conventional soil maps through digital soil mapping. Soil Science Society of America Journal Abstract-Pedology,75(3): 1044-1053.
48. Zeraatpisheh, M., Ayoubi S., Jafari A., Finke P. 2017. Comparing the efficiency of digital and conventional soil mapping to predict soil types in a semi-arid region in Iran. Geomorphology 285, 186-204.
49. Zeraatpisheh, M., Ayoubi, S., Brungard, C.W., Finke, P., 2019. Disaggregating and updating a legacy soil map using DSMART, fuzzy c-means and k-means clustering algorithms in Central Iran. Geoderma 340, 249-258.
50. Zeraatpisheh, M., Jafari, A., Bagheri Boadaghabadi, M., Ayoubi, S., Taghizadeh Mehrjardi, R., Toomanian, N., Kerry, R., Xu, M. 2020. Conventional and digital soil mapping in Iran: Past, present, and future. CATENA, 188: 104424.
51. Zevenbergen, L.W., and Thorne, C.R. 1987. Quantitative analysis of land surface topography, Earth Surface Processes and Landforms, 12(1): 47-56.