محور مقاله: پدومتری و ارزیابی خاک‌ها محور مقاله: پدومتری و ارزیابی خاک‌ها

پیش‌بینی پراکنش مکانی گروه‌های مرجع خاک در یک منطقه نیمه‌خشک به کمک شبکه عصبی مصنوعی

مستانه ویسی[۱]، پرویز شکاری[۲*]

[۱] دانش‌آموخته کارشناسی ارشد گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران.

[۲] استادیار گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران.

چکیده

نقشه‌های خاک از منابع عمده اطلاعات برای مدیریت پایدار سرزمین هستند. کاربرد روش‌های نقشه‌برداری رقومی (DSM) باعث کاهش هزینه و صرفه‌جویی در زمان مطالعات شناسایی خاک می‌گردد. در این پژوهش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای پیش‌بینی نقشه خاک منطقه سنجابی در استان کرمانشاه با مساحت بیش از ۴۸۰۰۰ هکتار در سطح گروه مرجع سیستم رده‌بندی WRB بکار رفت. با الگوریتم نمونه‌برداری GRTS مکان ۱۰۰ خاکرخ در سطح منطقه تعیین گردید. هر یک از خاکرخ‌ها به دقت تشریح، نمونه‌برداری، تجزیه و سپس طبق سیستم مرجع جهانی رده‌بندی شدند. متغیرهای برگرفته از مدل رقومی ارتفاع، تصویر ماهواره به عنوان پیش‌بینی به کار رفت. توانایی ANN در پیش‌بینی مکانی گروه‌های مرجع خاک چشم‌گیر بود و صحت عمومی و شاخص کاپا بترتیب ۰/۶۸ و ۰/۵۸ بدست آمد. نتایج حساسیت بالای ANN را به فراوانی مشاهدات در هر کلاس خاک نشان داد به گونه‌ای که در مواردی با مشاهدات کم، مدل کاملا ناموفق بود و به همین دلیل نتایج در سطح دوم WRB رضایت‌بخش نبود. همچنین اثر متفاوت متغیرهای محیطی در عملکرد ANN بخوبی ثابت گردید. درستی مکانی نقشه پیش‌بینانه تا اندازه خوبی با واقعیت منطقه هماهنگی داشت و به همین دلیل قابل قبول ارزیابی شد.

کلمات کلیدی: نقشه‌برداری رقومی، شبکه عصبی مصنوعی، متغیرهای محیطی، منطقه سنجابی.

مقدمه

تکنیک نقشه‌برداری نوین طی بیش از دو دهه گذشته به‌منظور رسیدگی به داده‌های خاک و نیازهای اطلاعاتی و همچنین تجزیه و تحلیل دقیق و سریع داده‌ها رونق گرفته است. نقشه‌برداری رقومی خاک[۱] (DSM) برای استنتاج یا پیش‌بینی الگوی مکانی ویژگی‌های خاک در سراسر یک زمین‌چهره، میان مشاهدات صحرایی و داده‌های آزمایشگاهی با داده‌های سنجش از دور و روش‌های کمی ارتباط برقرار می‌کند (Grunwald و همکاران ۲۰۱۰). روش‌های رایان‌آموختی[۲]، بیانگر مجموعه‌ای از محاسبات رایانه‌ای برای پیش‌بینی پراکنش خاک‌ها در زمین‌چهر بوده و همگام با پیشرفت‌های صورت گرفته در پردازش اطلاعات، تکامل یافته است (Grunwald و همکاران ۲۰۱۰). نقشه‌برداری رقومی توان بسیار زیادی برای برقراری رابطه میان متغیرهای محیطی و ویژگی‌های خاک برای بهبود دقت و صحت مکانی شناسایی خاک همراه با کاهش هزینه، زمان و افزایش بهره‌وری خاک دارد (Bui و همکاران، ۲۰۰۶). باید دانست که روش‌های رایان‌آموختی یک فرآیند خودکار کشف الگوها در مجموعه داده‌های بزرگ با استفاده از مدل‌های آماری مبتنی بر کامپیوتر هستند (Pahlavan-Rad و همکاران ۲۰۱۶). ازآن‌جاکه در روش‌های سنتی، اغلب درک ضعیفی از ارتباط بین کلاس‌های خاک و متغیرهای محیطی وجود دارد؛ این روش‌ها باکمی‌کردن ارتباط بیان شده ابزاری مناسب برای پیش‌بینی مکانی کلاس‌های خاک هستند که عموماً در پایگاهای داده‌ای بزرگ استفاده می‌شوند (Grunwald و همکاران ۲۰۱۰). از جمله روش‌های رایان‌آموختی که در علوم خاک به‌صورت گسترده استفاده شده‌اند می‌توان روش‌های درخت تصمیم‌گیری[۳] (DT_s)، شبکه عصبی مصنوعی[۴] (ANN)، جنگل تصادفی[۵](RF)، درخت تصمیم[۶]، ماشین بردار پشتیبان[۷] پشتیبان[۷] (SVM)، و کای نزدیک‌ترین همسایه[۱] (KNN) را نام برد.

[*] ایمیل نویسنده مسئول: pshekaari@gmail.com

[1] . Digital Soil Mapping
[2]. Machine learning
[3]. Decision trees
[4]. Artifical neural networks
[5] . Random forest
[6]. Classification and regression trees
[7]. Support vector machines

مرکز یا مراکز نمونه‌برداری در سراسر منطقه مورد نظر (نخستین مرحله) آغاز می‌گردد و مرحله دوم انتخاب شبکه عصبی مصنوعی یک تکنیک داده‌کاوی است که برای کشف روابط پیچیده بین متغیرهای وابسته و مستقل به‌کار می‌رود و در حقیقت حالت خاصی از رگرسیون غیرخطی می‌باشد. یکی از انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون[۲] است. پرسپترون گونه‌ای شبکه عصبی با ساده‌ترین نورون‌ها است. اجزاء یک شبکه پرسپترون را ورودی خارجی، ورودی داخلی به نام بایاس، یک مقدار آستانه و یک خروجی می‌سازد (منهاج، ۱۳۸۴).

Taghizadeh-Mehrjardi و همکاران (۲۰۱۴) روش‌های شبکه عصبی فازی، الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چندمتغیره را برای پیش‌بینی کلاس شوری خاک به‌کار بردند. نتایج آن‌ها حاکی از کارایی بهتر مدل شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با معادلات رگرسیونی به دلیل تفاوت عملکرد توابع انتقالی به‌دست آمده و ایجاد رابطهٔ مناسب میان داده‌های ورودی و خروجی درشبکه عصبی بود. Pahlavan-Rad و همکاران، (۲۰۱۶) در پیش بینی تغییرات مکانی شوری و رس خاک با استفاده از روش‌های زمین آمار و شبکه عصبی مصنوعی دریافتند که صحت روش شبکه عصبی مصنوعی بیشتر از زمین آمار بود.

استان کرمانشاه یکی از استان‌های مهم ایران در زمینه کشاورزی ارزیابی شده است. شماری از پهنه‌های عمده کشاورزی در این استان به روش سنتی مطاله خاک‌شناسی شده اما بخش بزرگی از این مطالعات نه تنها از جنبه تاکسونومیک قدیمی هستند، بلکه در بیشتر موارد با صحت و دقت کمی تهیه شده و بنابراین از هر دو نظر به شدت نیازمند بازنگری هستند. افزون بر این، در بخش چشمگیری از استان کرمانشاه مطالعه خاک‌شناسی انجام نشده است. هدف این پژوهش تهیه نقشه پیش‌بینانه الگوی پراکنش کلاس‌های تاکسونومیک خاک در سطح‌های یکم و دوم سیستم مرجع جهانی خاک[۳] WRB (FAO, 2014) در دشت سنجابی (یکی از پهنه‌های عمده کشاورزی در استان) با کاربست شبکه عصبی مصنوعی بود.

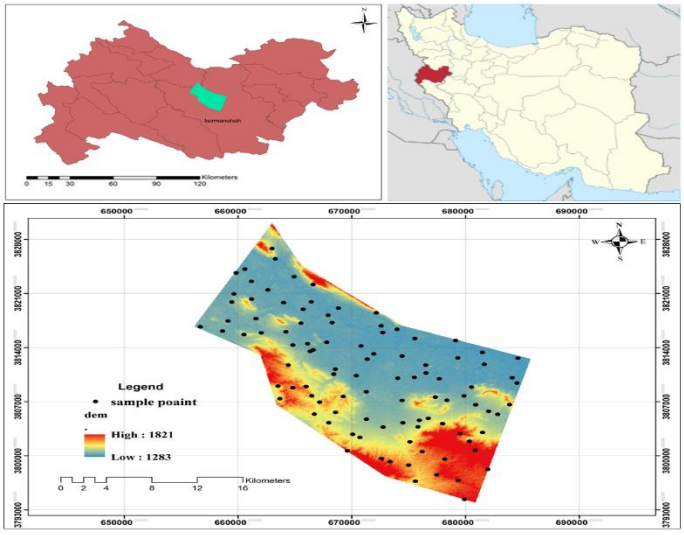
مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه با مساحت تقریبی ۴۸ هزار هکتار و میانگین ارتفاع ۱۳۳۰ متر از سطح دریا، واقع در استان کرمانشاه و منطقه سنجابی است (شکل ۱). این منطقه در حد فاصل طول‌های جغرافیایی ۴۶ درجه و ۴۴ دقیقه تا ۴۶ درجه و ۵۹ دقیقه شرقی و عرض‌های جغرافیایی ۳۴ درجه و ۲۰ دقیقه تا ۳۴ درجه و ۳۱ دقیقه شمالی قرارگرفته است. رژیم رطوبتی و دمایی در منطقه مطالعاتی به‌ترتیب زریک و ترمیک است (بنائی، ۱۳۵۶). واحدهای فیزیوگرافی مشاهده شده درمنطقه شامل تپه، دشت دامنه‌ای و دشت‌آبرفتی رودخانه‌ای است. همچنین در بعضی مناطق، کوه و آبرفت‌های بادبزنی سنگریزه‌دار دیده بود. منطقه مطالعاتی قسمتی از زون خرد شده و گسل زاگرس است که از نظر ساخت کلی زمین‌شناسی از مجموعه زاگرس پیروی می‌کند. با توجه به ویژگی‌های ریخت شناسی منطقه و استفاده از نقشه توپوگرافی، موقعیت و تعداد خاکرخ‌ها با کاربست روش GRTS[۴] در منطقه مورد مطالعه مشخص شد. تعداد ۱۰۰ خاکرخ در منطقه مطالعاتی مشخص و سپس بر اساس مختصات نقاط، محل آنها با استفاده از سیستم موقعیت‌یاب جهانی[۵] (GPS) در صحرا مشخص گردید. قابل اشاره اینکه از مجموع خاکرخ‌ها تعداد ۵ خاکرخ در نقاطی بود که دسترسی به آنها ممکن نشد. تمامی خاکرخ‌های حفرشده، براساس راهنمای تشریح و نمونه‌برداری خاک‌ها در صحرا و با استفاده از کتاب صحرایی (Schoeneberger و همکاران ۲۰۱۲) و راهنمای مطالعات خاک‌شناسی (Staff, 1993) تشریح و از تمامی افق‌های ژنتیک خاکرخ‌ها نمونه تهیه گردید. نمونه‌های خاک پس از هواخشک‌شدن از الک ۲ میلی‌متری عبور داده شد. ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی مهم از جمله واکنش خاک (pH) گل اشباع با دستگاه pHمتر، هدایت الکتریکی (EC) عصاره ۲/۵: ۱ با دستگاه ECسنج و درصد رطوبت اشباع به روش وزنی، بافت خاک به روش هیدرومتر، کربن آلی و کربنات کلسیم معادل به روش‌های استاندارد (Page, 1996 و Klute, 1966) صورت گرفت. هر خاکرخ بر اساس داده‌های آزمایشگاهی و مشاهدات صحرائی مطابق با سیستم WRB تا سطح دوم و با شمار مناسبی qualifier رده‌بندی گردید.

متغیرهای محیطی بر پایه مدل رقومی ارتفاع (DEM) و تصویر ماهواره‌ای منطقه در محیط SAGA-GIS بدست آمد. مدل‌سازی و پیش‌بینی کلاس-های خاک در محیط Rstudio با کاربست مدل شبکه عصبی مصنوعی انجام شد. معمول‌ترین عامل‌های برآورد صحت شامل، صحت عمومی[۶]، صحت کاربر[۱]، قابلیت اطمینان تولید کننده[۲] و شاخص کاپا[۳] نیز (Lu و همکاران ۲۰۰۴) برای راستی‌آزمایی پیش‌بینی‌های مدل به کار گرفته شد.

---

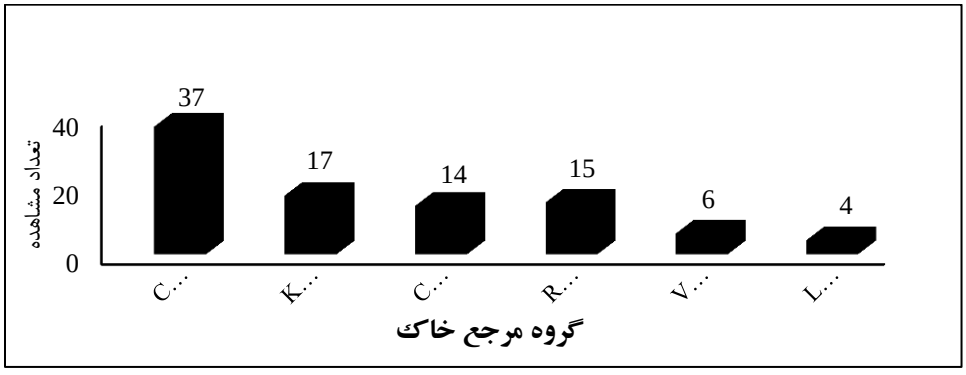
[1]. K-nearest neighbor
[2] Perceptron
[3] World Reference Base
[4] Generalized Random Tessellation Sampling
[5] Global Positioning System
[6].Overall accuracy



شکل ۱- موقعیت و پراکنش نقاط مشاهداتی بر روی DEM دو بعدی منطقه مطالعاتی.

نتایج و بحث

بر اساس سطح یکم WRB ۶ گروه مرجع (RSG) Calcisols، Kastanozems، Cambisols، Regosols، Vertisols و Leptosols در منطقه مطالعاتی شناسایی شد. فراوانی خاکرخ‌های مشاهده شده در هر گروه مرجع در شکل ۲ نشان داده شده است. سنجه‌های درستی پیش‌بینی به کار رفته برای هر RSG نیز در جدول ۱ دیده می‌شود. به طور کلی، درستی پیش‌بینی با فراوانی یافت شده در هر گروه مرجع ارتباط بالایی داشت به گونه‌ای که در کلاس‌هایی با فراوانی کم معمولا افت شدیدی نشان می‌داد. این نکته در پژوهش‌های فراوانی مانند (Grunwald و همکاران ۲۰۱۰؛ Taghizadeh-Mehrjardi و همکاران ۲۰۱۴) گزارش شده است. پراکنش گروه مرجع Leptosols به رغم فراوانی کم (۴ مشاهده) بی اشتباه (قابلیت اعتماد تولیدکننده) پیش‌بینی شد. از آنجا که این گروه مرجع عمدتاً در دامنه‌ها و ارتفاعات گسترش داشت، به نظر می‌رسد که مدل بخوبی میان متغیرهای محیطی برگرفته از DEM چون شیب و ارتفاع با این کلاس خاک ارتباط برقرار نموده است. این در حالی است که کمترین درستی پیش‌بینی از آن Kastanozems بود، که عمدتا در نقاط مسطح دشت پراکنش داشت. هنگام مشاهدات صحرایی آشکار شد که در نقاط مسطح دشت، الگوی پراکنش گروه مرجع‌های مختلف بسیار پیچیده و در هم است.



شکل ۲- نوع و فراوانی گروه مرجع‌های خاک مشاهده شده در منطقه سنجابی.

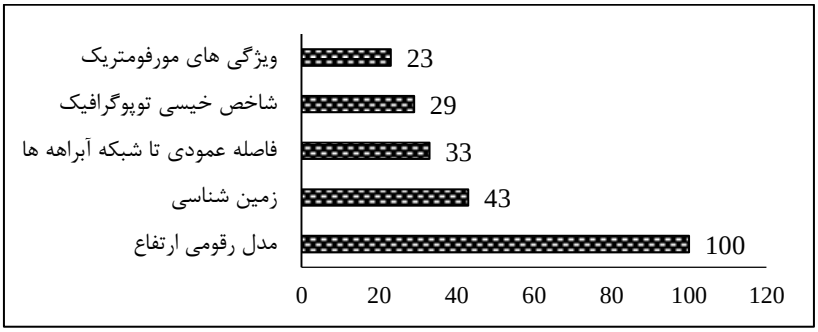
[1].User`s accuracy
[2].Producer’s reliability
[3]. Kappa Index of agreement

به همین دلیل به نظر می‌رسد به رغم فراوانی قابل توجه مشاهدات، تشخیص Kastanozems از دیگر گروه‌های مرجع مانند Clacisols و Vertisols که در یک الگوی پیچیده با یگدیگر درآمیخته بودند برای مدل دشوار بوده است. دلیل این موضوع احتمالا وجود همپوشانی میان ویژگی‌های افق‌های مشخصه مشابه در خاک زیرین در این RSGها و نیز تیپیک نبودن افق مالیک باشد، که به نظر می‌رسد زیر فشار شدید کشت در مسیر پس‌رفت و فروسایش[1] قرار گرفته است. به سخن دیگر، از اندازه همبستگی متغیرهای محیطی با ویژگی‌های کلاس‌های خاک در بخش‌های مسطح منطقه کاسته شده است. به عنوان شاهد این ادعا می‌توان به درستی نسبی چشم‌گیر پیش‌بینی Clacisols با موقعیت زمین‌ریخت‌شناختی مشابه اشاره کرد. به دلیل فراوانی بسیار کم مشاهدات، مدل در پیش‌بینی مکانی گروه مرجع Vertisols کاملا ناموفق بود، اما دو گروه مرجع Cambisols و Regosols که هر دو از فراوانی نسبی خوبی برخوردار بودند با اعتماد تولید کننده بهتری پیش‌بینی شدند. تلاش برای پیش‌بینی پراکنش مکانی خاک‌ها در سطح دوم WRB به نتیجه درستی نیانجامید که دلیل اصلی آن کاهش شدید فراوانی مشاهدات در هر کلاس خاک بود.

جدول ۱. نتایج پیش‌بینی گروه مرجع خاک با کاربست مدل شبکه عصبی مصنوعی

ارزیابی پیش‌بینی	گروه مرجع خاک					
	Calcisols	Cambisols	Kastanozems	Leptosols	Regosols	Vertisols
صحت کاربر	۶۶/۶۷	۱۰۰	۱۰۰	۵۰	۱۰۰	۲۵
قابلیت اعتماد تولیدکننده	۹۰/۹۱	۷۱/۴۳	۲۵	۱۰۰	۵۰	۱۰۰

مهم‌ترین متغیرهای محیطی در پیش‌بینی کلاس‌های گروه مرجع خاک بر حسب اندازه تاثیر آنها در شکل ۳ مشاهده می‌شود. چنانکه دیده می‌شود این متغیرها عمدتا برگرفته از DEM هستند. در بسیاری از مطالعات (Pahlavan-Rad و همکاران، ۲۰۱۶؛ Taghizadeh-Mehrjardi و همکاران ۲۰۱۴) به اهمیت بالای متغیرهای محیطی برگرفته از DEM اشاره شده است. برای نمونه بهمنی (۱۳۹۵) مهم‌ترین متغیرهای مشتق شده از DEM را در پیش‌بینی گروه‌های مرجع خاک با استفاده از مدل جنگل تصادفی را نمایه همواری کف دره با درجه تفکیک متعدد، ارتفاع و ژرفای دره گزارش کرد، که البته شرایط توپوگرافی، مواد مادری و مدل متفاوت، تغییرات در مهم‌ترین متغیرها را نسبت به منطقه مطالعاتی توجیه می‌کند. همچنین Grunwald و همکاران (۲۰۱۰) به اهمیت متغیرهای برگرفته از DEM اشاره کرده‌اند. بنابراین، به نظر می‌رسد که متغیرهای محاسبه‌شده از تصویر ماهواره‌ای از جمله نمایه کربنات و شاخص تفاضل گیاهی و غیره چندان موثر نبوده است. از دلایل مهم آن اینکه تمامی دشت زیر کشت است و در نتیجه متغیرهای مربوط به پوشش گیاهی و مانند آن نقش مهمی در آموزش مدل نداشته‌اند.

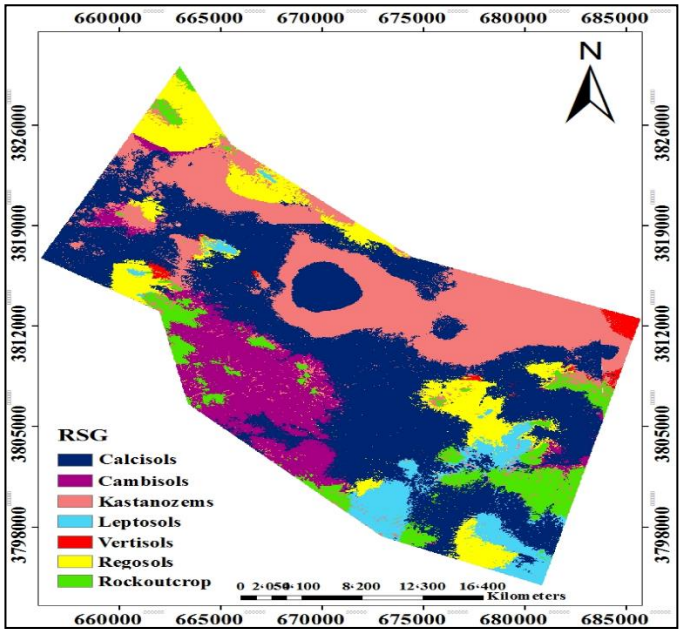


شکل ۳. اهمیت متغیرهای به کار رفته در پیش‌بینی گروه مرجع خاک با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی

شکل ۴ نقشه پیش‌بینیانه پراکنش گروه‌های مرجع را در منطقه مطالعاتی نشان می‌دهد. به طور کلی نقشه پیش‌بینانه با مشاهدات صحرایی هماهنگی قابل قبولی داشت. مثلا با توجه به نقشه گروه مرجع خاک، بیش‌ترین سطح منطقه را دو گروه مرجع Calcisol و Kastanozems پوشش

[1] Degradation

داده که در واقع نیز چنین است اما الگوی پراکنش واقعی بسیار پیچیده‌تر بود و در روش سنتی حتی در برخی نقاط باید این دو را ناگزیر در قالب یک واحد نقشه کمپلکس یا حتی گروه‌های جدانشده تعریف نمود. Calcisols گروه مرجع چیره در دشت بود و تقریباً در کل منطقه مطالعاتی و حتی استان دیده می‌شود. پژوهش‌هایی که برای شناسایی و تهیه نقشه‌های خاک با استفاده از سیستم رده‌بندی WRB و سطح گروه مرجع در استان صورت گرفته است نیز گروه مرجع Calcisols را به‌عنوان گروه مرجعی که بیشترین پراکنش را در مناطق مطالعاتی دارد، شناسایی کرده‌اند (بهمنی، ۱۳۹۵). اما Kastanozems بیشتر در قسمت‌های مرکزی، شمالی و شرقی دشت توسعه یافته بود. خاکرخ این خاک‌ها معمولاً عمیق بوده و در بسیاری از آنها افق مشخصه Calcic مشاهده شد. Cambisols عمدتا در جنوب منطقه و در سرزمین‌های شیب‌دار و تپه‌ها در جنوب منطقه مطالعاتی دیده می‌شد. Leptosols خاک‌های جوان و فاقد تکامل پروفیلی بوده که در قسمت‌های جنوبی منطقه مطالعاتی و مساحت کوچکی از شمال به سمت مرکز منطقه‌ی مطالعاتی گسترش دارند. Regosols در بخش‌های کوهستانی با شیب بالا و عمق کم خاک و بیشتر با خاستگاه آبرفتی-واریزه‌ای مشاهده شدند. گروه مرجع Vertisols را بصورت لکه‌های کوچکی در قسمت‌های جنوب شرقی، شمال غربی و مرکز به اشتباه پیش‌بینی شده است که با واقعیت منطقه همخوانی نداشت. با این همه، مقادیر OA و K برای نقشه به ترتیب ۰/۶۸ و ۰/۵۸ به دست آمد که قابل توجه است. پایدار (۱۳۹۷) و کیانیان (۱۳۹۷) نیز گروه مرجع‌های خاک را در همین منطقه و به ترتیب با مدل‌های رگرسیون لاجستیک و KNN پیش‌بینی نمودند. مدل KNN مشابه با شبکه عصبی عمل کرد و گروه مرجع Vertisols را به دلیل تعداد کم پیش‌بینی نکرد اما رگرسیون لاجستیک Vertisols را با پیش‌بینی نمود. این نکته تأکیدی بر عملکرد متفاوت روش‌های رایان‌آموختی است.



شکل ۴. پیش‌بینی پراکنش مکانی گروه‌های مرجع خاک WRB در منطقه‌ی مطالعاتی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

نتیجه‌گیری

مدل شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی کلاس‌های خاک در سطح اول سیستم WRB عملکرد مناسبی داشت اما در سطح دوم این سیستم رده‌بندی به‌دلیل کاهش شدید فراوانی مشاهدات در هر کلاس، درستی پیش‌بینی‌ها پذیرفتنی نبود. با برگزیدن مهم‌ترین متغیرهای محیطی، درستی پیش‌بینی کلاس‌های خاک توسط مدل بخوبی افزوده شد. از عوامل مهم در صحت پیش‌بینی مدل می‌توان به تعداد نمونه، الگوی نمونه‌برداری و نوع متغیرهای کمکی اشاره نمود. همچنین کاربست دیگر روش‌های رایان‌آموختی برای مقایسه مناسب خواهد بود.

منابع

بهمنی، آ. ۱۳۹۵. توان‌آزمایی جنگل تصادفی در پیش‌بینی پراکنش مکانی خاک در بخش نیمه‌خشک استان کرمانشاه. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه رازی. گروه علوم و مهندسی خاک، ۶۵ صفحه.

بنایی، م ح. ۱۳۵۶. نقشه رژیم رطوبتی و حرارتی خاک ایران. وزارت کشاورزی و عمران روستایی. موسسه خاکشناسی و حاصلخیزی خاک.

پایدار، ح. ۱۳۹۷. تهیه نقشه پیشبینانه خاک بخشی از دشت سنجابی کرمانشاه با استفاده از رگرسیون لاجستیک. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه رازی. گروه علوم و مهندسی خاک.

کیانیان، ن. ۱۳۹۷. بازشناخت الگوی خاک یک زمین چهر نیمه خشک در استان کرمانشاه با استفاده از الگوریتم کای نزدیکترین همسایه. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه رازی. گروه علوم و مهندسی خاک.

منهاج، م. ب. ۱۳۸۴. مبانی شبکه های عصبی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهر ان. ۷۱۵ صفحه.

Bui, E. N., Henderson, B. L. and Viergever, K. 2006. Knowledge discovery from models of soil properties developed through data mining. Ecological Modelling, 191(3), 431-446.

Grunwald, S. 2010. Current state of digital soil mapping and what is next Digital Soil Mapping (pp. 3-12): Springer.

Klute, A. 1996. Methods of soil analysis. Part 1. Chemical and mineralogical properties. Monograph No. 9. 2nd. ed. ASA monograph No. 9. SSSA, Madison, WI, USA.

Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E. and Moran, E. 2004. Change detection techniques. International journal of remote sensing, 25(12), 2365-2401.

Page, A.L. 1996. Methods of soil analysis. Part 2. Chemical and mineralogical properties. Monograph No. 9 . 2nd. ed. ASA monograph No. 9. SSSA, Madison, WI, USA.

Pahlavan-Rad, M.R., Khormali, F., Toomanian, N., Colby W. Brungard, C.W., Kiani, F., Komaki, C.B., and Bogaert P. 2016. Legacy soil maps as a covariate in digital soil mapping: A case study from Northern Iran. Geoderma. 279: 141-148.

Schoeneberger, P. J., D.A. Wysocki, E.C. Benham, and Soil Survey Staff. 2012. (2012). Field book for describing and sampling soils, Version 3.0. Lincoln: Natural Resources Conservation Service, National Soil Survey Center.

Staff, S. S. 1993. Soil survey manual (3th ed ed. Vol. 18). Washington: USDA- Natural Resources Conservation Service.

Taghizadeh-Mehrjardi, R., Minasny, B., Sarmadian, F. and Malone, B.P. 2014. Digital mapping of soil salinity in Ardakan region, central Iran. Geoderma. 213: 15–28.

IUSS Working Group WRB. G. 2015. World Reference Base for Soil Resources 2014, update 2015 International soil classification system for naming soils and creating legends for soil maps. World Soil Resources Reports No. 106. FAO, Rome.

Topic for submission: Pedometery and Soil Evaluation

Predicting spatial distribution of WRB RSGs in a semi-arid landscape using artificial neural network

Veisi[1], M. and Shekaari, P.[2*].

[1] MSc. Graduate, Department of Soil Science and Engineering , Faculty of Agriculture, Razi University, Kermanshah, Iran.

[2] Assistant Prof., Department of Soil Science and Engineering, Faculty of Agriculture, Razi University, Kermanshah, Iran.

Abstract

Soil maps provide information for sustainable land management. Employing digital soil mapping (DSM) methods leads to save time and costs. In this work artificial neural network (ANN) approach adopted in predicting spatial pattern of WRB RSGs in some 48000 ha. area of Sandjabi plain. Using GRTS sampling algorithm, location of 100 profiles determined, which after digging described, sampled, analyzed and classified according to RSG level of WRB. Environmental covariates derived from DEM and a satellite scene used as predictor variables. ANN performance was remarkable in prediction of RSGs under the conditions of study area. Values of overall map accuracy (OA) and Kappa index of agreement (K) obtained 0.68 and 0.58, respectively. Results confirmed ANN sensitivity to low observation frequency as classes with few pedons predicted quite unsuccessfully. Predictions at the second level of WRB led to unsatisfactory results due to the same reason. Results also showed different influence of environmental covariates, well. Results confirmed effectiveness of soil properties in soil pattern prediction. Spatial accuracy of predictive map was good due to acceptable accommodation with the reality of the study area.

Keywords: Digital soil mapping, artificial neural network, environmental covariates, Sandjabi area.

[*] Corresponding author, Email: pshekaari@gmail.com.