



دانشگاه گیلان

نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک
جلد بیست و سوم، شماره ششم، ۱۳۹۵
<http://jwsc.gau.ac.ir>

بازساخت الگوی پراکنش کلاس‌های خاک در یک زمین‌نمای نیمه‌خشک در ایران باختری با کاربرد نگرش دانش‌بنیاد فازی

جواد یلوه^۱ و * پرویز شنکاری^۲

^۱ دانش‌آموخته کارشناسی‌ارشد 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
تاریخ دریافت: ۹۵/۳/۱۱؛ تاریخ پذیرش: ۹۵/۱۰/۱۱

چکیده

سابقه و هدف: مدل کردن تغییرپذیری خاک در کاربری پایدار این منبع طبیعی اهمیت بنیادین دارد. مدل‌های ناپیوسته که از دیرباز به‌کار رفته‌اند تغییرات خاک را به اندازه نیاز در کشاورزی نوین تشریح نکرده و منجر به بروز کاستی‌های بنیادین در توان پیش‌بینی مکانی نقشه‌های خاک می‌شوند. کاربرد فزاینده الگوریتم‌های آماری که ابزار رایان‌آموختنی نامیده می‌شوند در تولید و بهبود نقشه‌های خاک به شکل رقومی از راه‌های رویارویی با این مشکل است. مدل SolIM از جمله این روش‌هاست که نگرش دانش‌بنیاد فازی را برای درک روابط خاک-سرزمین و پیش‌بینی پراکنش خصوصیات و کلاس‌های خاک به‌طور پیوسته به‌کار می‌گیرد. در این پژوهش توان مدل SolIM در پیش‌بینی الگوی پراکنش کلاس خاک در بخشی از دشت میان‌دریوند استان کرمانشاه به مساحت ۲۳۰۰ هکتار آزموده شد.

مواد و روش‌ها: نقشه‌های شیب و راستای شیب، خمیدگی نیم‌رخ و تراز و نمایه خیزی از مدل رقومی ارتفاع با دقت ۱۰ متر محاسبه و به همراه نقشه مواد مادری خاک‌ها به‌عنوان مؤثرترین متغیرهای محیطی کمکی مؤثر در تمایز خاک‌های منطقه در مدل به‌کار رفت. بر پایه تحلیل واحدهای فیزیوگرافی، ۲۶ پدان جایابی، تشریح و بر اساس Soil Taxonomy (ST) و WRB به‌ترتیب در هفت زیرگروه و شانزده گروه مرجع خاک رده‌بندی شد. برای آموزش الگوریتم در بازساخت روابط میان متغیرهای کمکی و خاک‌های رده‌بندی‌شده در هر یک از دو سامانه، قواعد لازم در محیط SolIM تعریف شد. پس از استنتاج، برای هر یک از زیرگروه‌ها و گروه‌های خاک مرجع یک نقشه فازی ساخته شد و با آمیختن خروجی‌های فازی، نقشه نافازی الگوی پراکنش خاک منطقه برای هر یک از دو سامانه رده‌بندی تولید گردید.

یافته‌ها: نتایج نشان از توان خوب یادگیری الگوریتم داشت، اما خروجی‌ها برای دو سامانه رده‌بندی متفاوت بود. برای زیرگروه‌های ST نقشه یکپارچه‌تری از WRB به‌دست آمد که بازتابی از ساختار درختی آن بود. یکپارچگی کم‌تر نقشه WRB نشانی از توان پیش‌بینی مکانی بهتر تفسیر شد که پی‌آمد ساختار دو سطحی و منعطف‌تر آن بود. برای ارزیابی عملکرد مدل، نتایج ۲۶ پدان در آرایشی متشکل از چهار ترانسکت و ۵ نقطه با پراکنش هدفمند و به‌گونه‌ای که بر پایه دانش به‌دست آمده، بیش‌ترین تغییرپذیری خاک را در منطقه دربر می‌گرفت با پیش‌بینی‌های الگوریتم فازی

* مسئول مکاتبه: pshekaari@gmail.com

مقایسه گردید. بر پایه دو معیار "صحت عمومی نقشه" و "نمایه سازگاری کاپا" پیش‌بینی SoLIM در سطح زیرگروه‌های ST به ترتیب تا ۷۸ و ۶۴ درست بود. همین معیارها برای گروه‌های مرجع WRB ۶۷ و ۶۲ درصد محاسبه گردید. میزان درستی پیش‌بینی‌ها در الگوی ترانسکت برای ST و WRB به ترتیب ۷۸/۳ و ۶۵/۲، اما برای نقاط هدفمند در هر دو سامانه رده‌بندی خاک ۸۰ درصد بود. بر پایه نتایج، توانایی SoLIM در برآورد الگوی پراکنش خاک‌ها در منطقه، قابل قبول بود. در سطوح پایین رده‌بندی به‌ویژه ST با ساختار درختی، مدل از توان مناسبی برای جداسازی خاک‌های مختلف برخوردار نبود به طوری که استنتاج در سطح خانواده به نتایج ضعیفی به دست داد و صحت عمومی نقشه و نمایه سازگاری کاپا به ترتیب ۵۶ و ۴۷ درصد محاسبه شد.

نتیجه‌گیری: بی‌گمان افزایش شمار مشاهدات در هر دو روش سنتی و نوین مهم‌ترین عامل در افزایش توانایی پیش‌بینی نقشه است. اما چنین راهکاری با دیدگاه اقتصادی نقشه‌برداری رقومی هماهنگی ندارد. به نظر می‌رسد با به‌کارگیری راهبردهای دیگری چون شناسایی دقیق‌تر مؤثرترین متغیرهای کمکی، افزایش حساسیت الگوریتم‌ها و طراحی بهتر نمونه‌گیری برای دستیابی به شمار و پراکنش بهینه مشاهدات در منطقه، بتوان به نتایج بهتری رسید.

واژه‌های کلیدی: نقشه‌برداری رقومی خاک، فازی، تغییرپذیری، یکپارچگی نقشه

مقدمه

توسط نقشه‌بردار آن‌ها را از هم جدا می‌کند. طی این فرآیند، در کنار رده‌بندی و جداسازی واحدهای نقشه‌برداری خاک، تعمیم ویژگی‌های آن نیز رخ می‌دهد چرا که معیار جداسازی هر واحد، نماینده مشاهدات یا همان خاکرخ شاهد است (۲۷). اما در جهان واقعی، خاک در پهنه زمین و هماهنگ با تغییر شرایط آن به صورت پیوسته تغییر می‌یابد و در نتیجه این‌گونه نقشه‌های سنتی خاک که با نام نقشه‌های چندگوشه‌ای^۴ می‌شناسیم و یا داده‌های استخراج‌شده از آن‌ها، در تشریح ساختار پیوسته زمین‌نما و خاک ناتوان هستند (۲۸). به همین دلیل برخی از پژوهشگران بر این باورند که عدم قطعیت زیاد در نقشه‌های چندگوشه‌ای خاک از کارایی آن‌ها بسیار کاسته است (۳). گروهی دیگر نیز نقشه سنتی خاک را در انتقال مؤثر درک ذهنی نقشه‌بردار از روابط خاک-زمین‌نما به کاربران ناتوان دانسته و از این رو آن‌ها را ابزاری ناکارآمد می‌پندارند (۸، ۲۷). با این همه، نباید فراموش کرد که نقشه‌های سنتی خاک- که امروزه نقشه‌های میراثی^۵

شناسایی خاک روشی برای تعیین الگوی پراکنش، توصیف و نمایش آن به شکل قابل فهم و تفسیر برای کاربران مختلف و همچنین پایه اطلاعات خاک برای مدل‌سازی‌های محیطی است (۴). به‌طورکلی تشریح تغییرپذیری مکانی از دو دیدگاه پیوسته و ناپیوسته (۱۷) ممکن بوده و بر این اساس در مطالعات خاک‌شناسی نیز دو نگرش نقشه‌برداری سنتی^۱ و نقشه‌برداری رقومی خاک^۲ به وجود آمده است. نقشه‌برداری سنتی خاک بر پایه مدل خاک-زمین‌نما^۳ که توسط ینی (۱۹۴۱) ارائه گردیده استوار است و خاک را دستاورد برهم‌کنش عوامل خاک‌سازی (اقلیم، موجودات زنده، توپوگرافی، مواد مادری و زمان) می‌داند:

$$S=f(cl,o,r,p,t) \quad (1)$$

در نقشه‌برداری سنتی، گستره خاک به واحدهای همگنی تفکیک می‌گردد که مرزهای پیش‌بینی شده

4- Polygonal maps
5- Legacy maps

1- Traditional (Conventional) Soil Survey
2- Digital Soil Mapping (DSM)
3- Soil-landscape model

نامیده می‌شوند- به دلیل سادگی در ارائه نتایج و انتقال اطلاعات به کاربر، همچنان از جایگاه ویژه‌ای برخوردارند. به هر حال، محدودیت‌های موجود در نقشه‌های سنتی خاک، پژوهشگران را بر آن داشته تا در راستای به‌کارگیری روش‌های نوین و کارآمدتر و با توان بیش‌تر در کمی‌سازی نتایج، گام بردارند. این روش‌های نوین در علوم خاک با نام کلی "نقشه‌برداری رقومی خاک" شناخته می‌شوند (۱).

در نقشه‌برداری رقومی خاک مجموعه‌ای از مدل‌های ریاضی و آماری جهت پردازش داده‌ها و به‌منظور بازشناسی الگوی پراکنش خاک‌ها و نیز ویژگی‌های آن‌ها در پهنه زمین‌نما به‌کار گرفته می‌شود. مجموعه روش‌های بازشناخت الگو را که بر الگوریتم‌های آماری و داده کاوی آموزش‌پذیر استوار بوده و در نقشه‌برداری رقومی خاک نیز کاربرد دارند با نام کلی روش‌های رایان‌آموختی^۱ می‌شناسند. هسته اصلی در فرآیند نقشه‌برداری رقومی خاک تلاش در ساخت مدلی از روابط خاک-زمین‌نما است که در واقع شکل ساده‌شده‌ای از روابط پیچیده میان خاک و واحدهای فیزیوگرافی^۲ است (۶). به‌طورکلی دو نگرش برای یافتن رابطه خاک-زمین‌نما در این روش‌ها وجود دارد: در روش نخست، نقشه‌های سنتی رقومی شده اساس درک رابطه خاک-زمین‌نما قرار می‌گیرند (۷، ۲) و در روش دیگر، رابطه گفته شده بر پایه مشاهده و نمونه‌برداری مستقیم از پدان‌ها به‌دست می‌آید (۵، ۱۱) که در هر دو روش باید مختصات جغرافیایی پدان‌ها مشخص باشد. فرآیند نقشه‌برداری رقومی خاک دو بخش اصلی روش پردازش داده‌ها و گزینش متغیرهای کمکی^۳ را در بر می‌گیرد (۵). این روش‌ها همگام با پیشرفت‌هایی که در دانش پردازش اطلاعات انجام می‌شود، هم‌چنان در حال تکامل

هستند (۸). مهم‌ترین ویژگی نقشه رقومی خاک آن است که طبیعت پیوسته تغییرات خاک را در نظر می‌گیرد و این به معنی سطح نگرش^۴ کوچک‌تر و دقت مکانی بیش‌تر است. از دیگر برتری‌های نقشه‌های رقومی نسبت به نقشه‌های سنتی خاک این‌که می‌توان آن‌ها را به‌سرعت، به‌آسانی و با هزینه کم به‌روزرسانی نمود. مدل استنتاجی خاک-زمین (SoLIM)^۵ یکی از مهم‌ترین مدل‌هایی است که به‌منظور غلبه بر محدودیت‌های موجود در روش‌های سنتی شناسایی خاک ارائه شده است (۲۵). این الگوریتم برای تطابق هرچه بیش‌تر با طبیعت پیوسته تغییرات خاک، به کمک یک فرآیند مبتنی بر منطق فازی و مدل ینی عمل می‌کند. تعریف ساده این مدل عبارت است از:

$$S=f(E) \quad (2)$$

که در آن، S و E به‌ترتیب، خاک و متغیرهای محیطی کمکی (متغیرهای کمکی) و f نشان رابطه خاک-سرزمین (خاک-محیط) است. چنانچه متغیرهای کمکی و رابطه خاک-محیط را برای یک موقعیت معین بدانیم، به کمک این مدل می‌توان الگوی پراکنش خاک و یا هر یک از ویژگی‌های آن را در منطقه مورد نظر استنتاج نمود. به‌طور خلاصه، SoLIM با در نظر گرفتن ویژگی‌های هر خاک، محیط تشکیل آن و روابط خاک-سرزمین یک پایگاه دانش^۶ تشکیل داده و چگونگی اثر متغیرهای کمکی را با تعریف قاعده‌های فازی^۷ و در قالب یک تابع عضویت مشخص می‌کند در این پایگاه دانش، اطلاعات به‌دست آمده از خاک‌های منطقه در قالب سه گروه تعریف‌شده و محدوده‌های زیر تأثیر هر یک از این گروه‌ها در فضای پارامتری

4- Aggregation level
5- Soil-land inference model (SoLIM)
6- Knowledge base
7- Fuzzy rules

1- Machine learning
2- Physiography
3- Covariates

پیش‌بینی پراکنش واحدهای خاک رده‌بندی‌شده در سطح دوم و تنها با به‌کارگیری یک توصیف‌کننده^۴ در سامانه مرجع جهانی را ۹۱ درصد گزارش کردند (۲۱). لی و همکاران (۲۰۱۵) نیز نتایج SolLIM در شرایط داده‌های کم را رضایت‌بخش اعلام نمودند (۱۴). در این پژوهش به‌علت کوهستانی بودن و شرایط سخت آب‌وهوایی منطقه مطالعاتی، تراکم نمونه‌برداری نسبت به گستردگی منطقه کم بود، ولی SolLIM به خوبی پراکنش خاک‌های منطقه را پیش‌بینی نمود. به‌طورکلی در مناطقی که اطلاعات و دانش مناسبی از روابط خاک-سرزمین موجود باشد، این مدل برآوردهای قابل‌قبولی از پراکنش خاک‌ها به‌دست می‌دهد. مدل استنتاجی خاک-سرزمین در برآورد تک‌ویژگی‌های خاک نیز دقت بهتری نسبت به روش‌های مرسوم داشته است. به‌عنوان مثال، ژو و همکاران (۱۹۹۶) در برآورد ضخامت افق A در منطقه کوهستانی غرب مانتانا گزارش کردند که برآورد SolLIM از برآورد روش سنتی بهتر بود (۲۸).

در این پژوهش کوشش شد تا عملکرد مدل SolLIM به‌عنوان یک روش رایان‌آموختی در بازشناخت الگوی پراکنش خاک بخشی از دشت میان‌دریوند کرمانشاه ارزیابی گردد.

مواد و روش‌ها

این مطالعه در بخشی از زمین‌های دشت میان‌دریوند و کوهستان مشرف به آن انجام شد. محدوده مورد مطالعه دارای اقلیم مدیترانه‌ای گرم با میانگین‌های سالیانه دمای هوا و بارش به‌ترتیب °C ۱۴ و ۴۶۲/۶ میلی‌متر است. بخش عمده بارش‌ها در فصول سرد سال رخ می‌دهد و رژیم‌های رطوبتی و دمایی خاک در منطقه به‌ترتیب زیریک^۵ و ترمیک^۶

پارامتری بازشناسی می‌شود. (۱) نماینده^۱ یعنی خاک‌هایی که ارتباط میان ویژگی‌های آن‌ها و شرایط محیطی با دانش کلی خاک‌شناس از منطقه انطباق دارد، (۲) رخداد^۲ منظور خاک‌هایی است که ارتباط ویژگی‌های آن‌ها و شرایط محیطی با دانش کلی خاک‌شناس از منطقه منطبق نبوده بلکه این ارتباط به شکل خاص و مثبت و تنها در برخی جاها وجود دارد، و (۳) استثناء^۳ نشانگر خاک‌هایی که ارتباط ویژگی‌های آن‌ها و شرایط محیطی با دانش کلی خاک‌شناس از منطقه منطبق نبوده و در جاهایی دیده می‌شوند که انتظار نمی‌رود. اطلاعات مربوط به خاک‌ها و تعیین کلاس‌های خاک نماینده در هر منطقه که حاصل ترکیب ویژه‌ای از متغیرهای همراه در آن منطقه هستند بر پایه مطالعات میدانی (نظر کارشناس خبره) یا اطلاعات قبلی (مثلاً نقشه‌های خاک موجود) به‌دست می‌آید. در گام پایانی هر واحد رقومی از سطح منطقه که در آغاز با نقشه پایه به مدل معرفی شده است، همراه با ویژگی‌های آن و خاک‌ها مقایسه و به کمک یک موتور استنتاج فازی به اطلاعات موجود در پایگاه دانش مرتبط می‌شود. بدین‌ترتیب پراکنش خاک‌ها در منطقه مورد مطالعه پیش‌بینی می‌گردد.

مطالعات ژو و همکاران (۱۹۹۷، ۲۰۰۱) نشان داد که نقشه‌های تهیه شده توسط مدل استنتاجی خاک-سرزمین، نسبت به نقشه‌های حاصل از روش سنتی، از صحت عمومی بالاتری برخوردار می‌باشند (۳۰، ۳۱). لوون و همکاران (۲۰۱۳) نیز در بررسی پراکنش کیفیت خاک نشان دادند که نقشه‌های SolLIM نسبت به نقشه‌های سنتی از کیفیت و صحت بهتری برخوردار است (۱۳). تاواریس و همکاران (۲۰۱۲) در تلاش برای پهنه‌بندی ویژگی‌های خاک در شرایط کمبود داده‌ها، درستی عملکرد SolLIM در

4- Qualifier
5- Xeric
6- Thermic

1- Instance
2- Occurrence
3- Exclusion

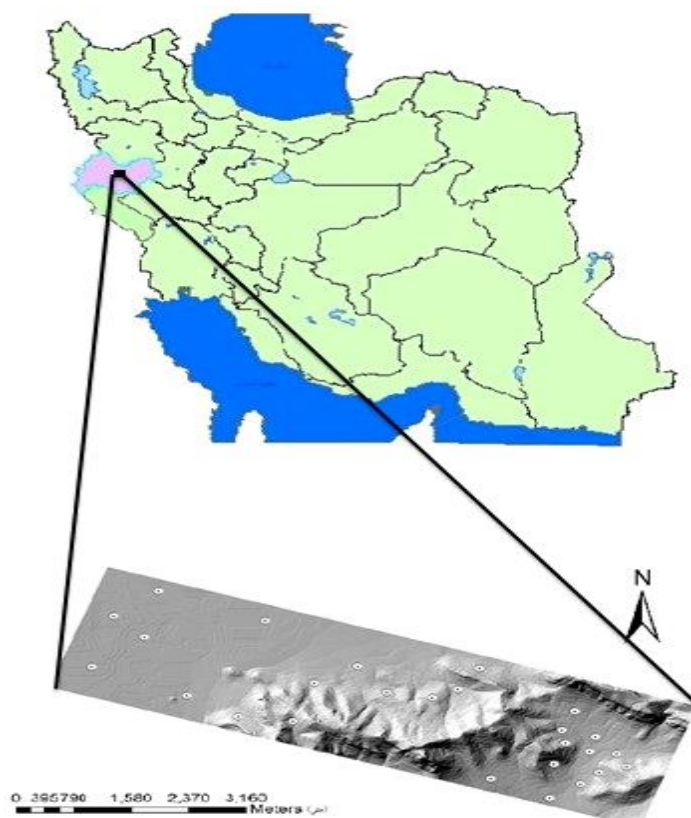
است (۲۴). با توجه به زمان و امکانات موجود، محدوده‌ای به مساحت ۲۳۰۰ هکتار در جنوب باختری دشت با مختصات جغرافیایی $47^{\circ} 00' 00''$ تا $47^{\circ} 06' 18''$ طول شرقی و $34^{\circ} 24' 36''$ تا $34^{\circ} 27' 54''$ عرض شمالی برای این مطالعه برگزیده شد. منطقه مطالعاتی واحدهای فیزیوگرافی کوه، تپه، مخروط‌افکنه‌های آبرفتی سنگریزه‌دار، دشت دامنه‌ای و دشت آبرفتی رودخانه‌ای را دربر می‌گرفت. بر پایه بررسی واحدهای فیزیوگرافی و نقشه خاک سنتی منطقه (و با توجه به زمان و امکانات موجود)، ۲۶ نقطه مشاهداتی به صورت یک نمونه منطقه‌بندی شده^۱ طراحی و در تمامی آن‌ها خاک‌رخ حفر و پدان‌ها مطالعه شد. شکل ۱ موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه و موقعیت پدان‌ها را روی مدل رقومی ارتفاع منطقه نشان می‌دهد.

همه پدان‌ها بر اساس راهنمای تشریح و نمونه‌برداری خاک‌ها در صحرا (۱۹) تشریح و از افق‌های ژنتیک نمونه‌برداری انجام شد. پس از انجام آزمایش‌های فیزیکی و شیمیایی بر اساس روش‌های استاندارد (۱۲، ۱۵)، هر پدان مطابق با آخرین کلید سامانه جامع امریکایی (Soil Taxonomy (ST) (۲۱) و سامانه مرجع جهانی WRB (۱۰) به ترتیب تا زیرگروه و سطح دوم، رده‌بندی شد (جدول ۱). با استفاده از الگوریتم زونبرگن و تورن (۱۹۸۷) پارامترهای توپوگرافیک و آب‌شناختی بر پایه مدل رقومی ارتفاع منطقه با دقت ۱۰ متر محاسبه گردید (۲۶). با در نظر گرفتن وضعیت منطقه و شناخت موجود از تأثیر آن بر تمایز خاک‌ها، پنج متغیر کمکی شامل شیب^۲، راستای شیب^۳، خمیدگی تراز^۴، خمیدگی نیم‌رخ^۵ و نمایه خیزی^۶ به عنوان مهم‌ترین

متغیرها برگزیده شد. این اطلاعات به همراه نقشه پراکنش سازندهای زمین‌شناسی موجود در منطقه به عنوان مواد مادری خاک‌ها، در پردازش اطلاعات به کار رفت. برای هر یک از پارامترهای گفته شده در هر یک از کلاس‌های خاک بررسی شده، قواعد فازی تعریف و تعدیل شده و بدین‌گونه تابع عضویت برای هر یک از پارامترها به دست آمد. توابع عضویت فازی در هر نقطه به کمک متغیرهای کمکی در آن نقطه تعیین گردید. با اجرای مدل SolLIM برای هر یک از زیرگروه‌ها و گروه‌های مرجع خاک مشخص شده در منطقه، یک نقشه پراکنش فازی و در مجموع ۲۳ نقشه ساخته شد. برای به دست آوردن یک نمای کلی از پراکنش خاک‌ها بر پایه هر یک از دو سامانه رده‌بندی در منطقه، از ترکیب هفت نقشه زیرگروه‌ها و شانزده نقشه گروه‌های مرجع دو نقشه نافیازی^۷ تهیه گردید. برای ارزیابی عملکرد مدل نیز ۲۶ خاک‌رخ در منطقه حفر و پدان‌ها مطابق آنچه در بالا گفته شد تشریح، تجزیه و رده‌بندی شدند. در مجموع و با توجه به جای‌گیری نقاط معین شده در منطقه، ۲۱ پدان روی چهار ترانسکت^۸ در راستاهای مختلف و ۵ پدان دیگر با پراکنش هدفمند^۹ در نظر گرفته شد (شکل ۲). سه ترانسکت در راستای شمال‌شرقی به جنوب‌غربی و یک ترانسکت در راستای شرق به غرب. کوشش شد که ترانسکت‌ها به گونه‌ای انتخاب شود که تغییرات خاک‌ها در شیب‌های شمالی و جنوبی و همچنین از مناطق کوهستانی به دشت‌های دامنه‌ای و نواحی پست بررسی شود. در روش هدفمند نیز مکان خاک‌رخ‌ها به گونه‌ای انتخاب شد که حتی‌الامکان خاک‌رخ‌های کلاس‌های متفاوت خاک محدوده مطالعاتی را نشان دهند.

6- Wetness index
7- Defuzzified
8- Transect
9- Purposive

1- Stratified
2- Slope gradient
3- Slope aspect
4- Planform curvature
5- Profile curvature



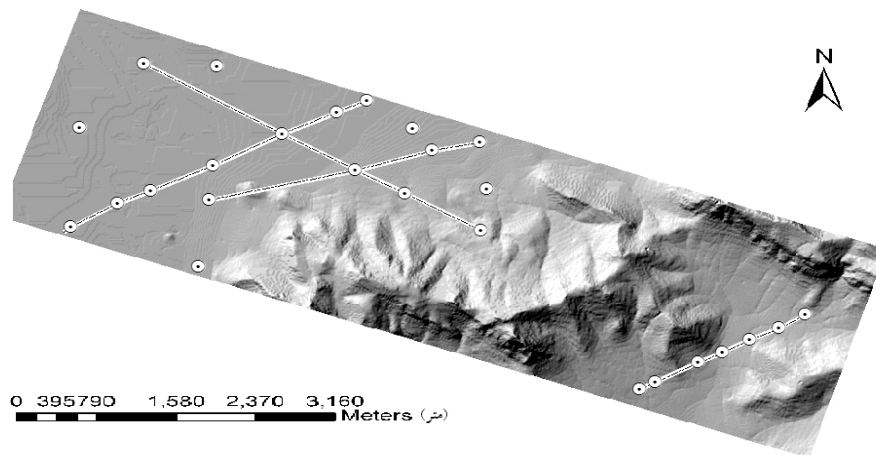
شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه و پدان‌های به‌کار رفته در آموزش الگوریتم روی DEM سه‌بعدی.

Figure 1. Geographic position of study area and pedons used in training on 3D DEM.

جدول ۱- نام تاکسونومیک پدان‌های مطالعه‌شده بر اساس تا زیرگروه ST و سطح دوم WRB.

Table 1. Taxonomic names of the studied pedons in ST and WRB to subgroup and second level.

سطح دوم WRB (Second level of WRB)	زیرگروه‌های سامانه جامع امریکایی (Soil Taxonomy subgroups)
Calcaric Leptic Regosol (Clayic, Humic)	Chromic Calcixererts
Cambic Calcisol (Clayic)	Fluventic Haploxerepts
Haplic Calcisol (Siltic, Chromic)	Lithic Xerorthents
Calcaric Leptic Regosol (Clayic)	Typic Calcixerepts
Calcaric Chromic Cambisol (Clayic, Humic)	Typic Calcixererts
Leptic Calcisol (Clayic, Chromic)	Typic Haploxerepts
Leptic Calcisol (Clayic, Chromic, Ruptic)	Typic Xerorthents
Calcaric Skeletic Leptic Regosol (Loamic, Humic)	
Calcaric Leptic Regosol (Loamic, Humic)	
Haplic Calcisol (Clayic)	
Cambic Calcisol (Siltic)	
Cambic Calcisol (Siltic, Chromic, Ruptic)	
Calcic Vertisol	
Calcaric Gleyic Fluvisol (Siltic)	
Chromic Calcic Vertisol (Humic)	
Calcaric Fluvisol (Loamic, Humic)	



شکل ۲- آرایش پدان‌های به‌کار رفته در ارزیابی مدل در قالب چهار ترانسکت و پنج نقطه هدفمند روی DEM سه‌بعدی.

Figure 2. Alignment of evaluation pedons as 4 transects and five purposive points on 3D DEM.

درستی رده‌بندی (پیش‌بینی) شوند را نشان می‌دهد. برای آگاهی بیش‌تر می‌توان به منبع ۱۷ و دیگر موارد مرتبط مراجعه نمود.

نتایج و بحث

استنتاج‌های انجام‌شده در محیط مدل، منجر به تولید خروجی‌های قابل ارائه شد که نشان از توان SoLIM در یادگیری روابط خاک-سرزمین و پیش‌بینی الگوی مکانی خاک‌های منطقه در فضای تاکسونومیک بود. این پیش‌بینی‌ها به‌صورت نقشه‌های نافازی‌شده خاک‌های منطقه بر اساس دو سامانه رده‌بندی ST و WRB در شکل ۳ دیده می‌شود. آنچه در نگاه نخست در این دو نقشه جلب‌نظر می‌کند.

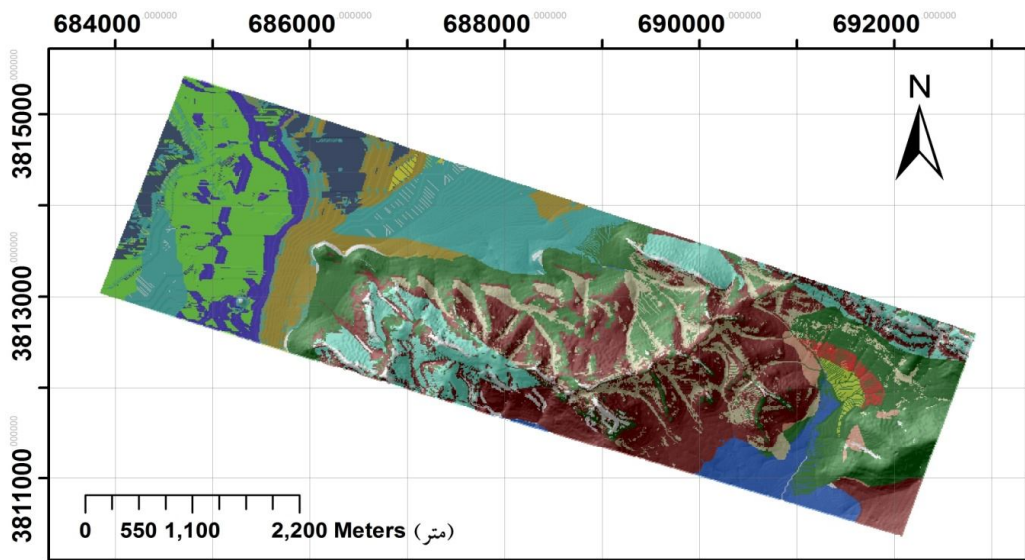
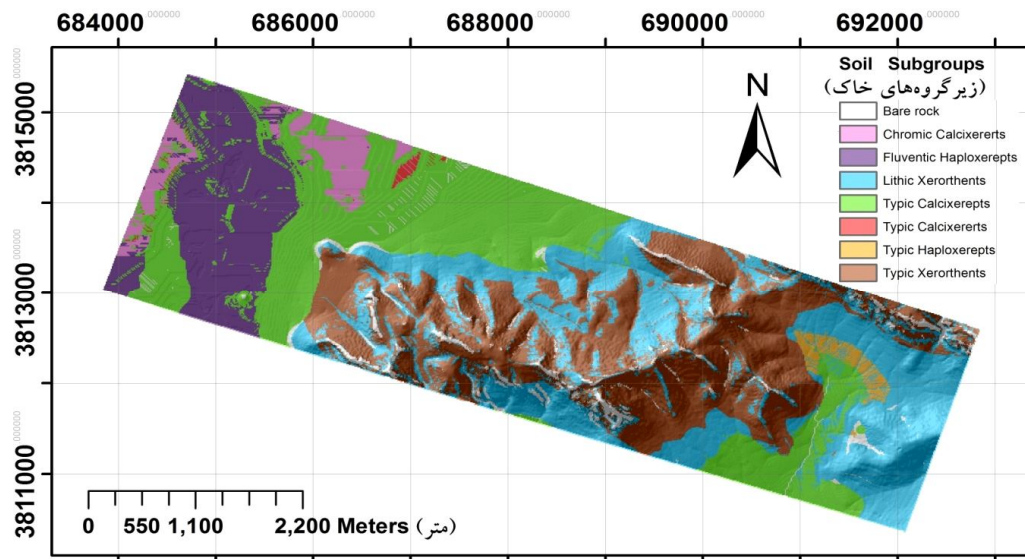
براساس اطلاعات به‌دست آمده از پدان‌های گفته‌شده، ماتریس درهمی^۱ برای هر دو سامانه رده‌بندی ST و WRB تشکیل گردید و دو معیار صحت عمومی نقشه^۲ (OA) و نمایه سازگاری کاپا^۳ (K) مطابق با دو معادله زیر محاسبه و در ارزیابی کاربرد مدل به‌کار گرفته شد (۱۷).

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^n X_{ii}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij}} \quad (3)$$

$$K = \frac{N \sum_{i=1}^n X_{ii} - \sum_{i=1}^n (X_{i0} - X_{0i})}{N^2 - \sum_{i=1}^n (X_{i0} - X_{0i})} \quad (4)$$

که در آن، i و j به‌ترتیب بیانگر سطر i ام و ستون j ام برای مشاهده X موجود در ماتریس درهمی می‌باشند. به اختصار می‌توان گفت: صحت عمومی نقشه نشانگر سهم بخشی از نقشه (کلاس‌های خاک) که به درستی رده‌بندی (پیش‌بینی) شده نسبت به کل نقشه است. کاپا نیز میزان احتمال این‌که کلاس‌های خاک به

- 1- Confusion matrix
- 2- Overall map accuracy
- 3- Kappa agreement index



- Soil RSGs (گروه‌های مرجع خاک)**
- | | |
|--|---|
| Bare Rock | Calcaric Leptic Regosol (Loamic, Humic) |
| Calcaric Leptic Regosol (Clayic, Humic) | Haplic Calcisol (Clayic) |
| Cambic Calcisol (Clayic) | Cambic Calcisol (Siltic) |
| Haplic Calcisol (Siltic, Chromic) | Cambic Calcisol (Siltic, Chromic, Ruptic) |
| Calcaric Leptic Regosol (Clayic) | Calcic Vertisol |
| Calcaric Chromic Cambisol (Clayic, Humic) | Calcaric Gleyic Fluvisol (Siltic) |
| Leptic Calcisol (Clayic, Chromic) | Chromic Calcic Vertisol (Humic) |
| Leptic Calcisol (Clayic, Chromic, Ruptic) | Calcaric Fluvisol (Loamic, Humic) |
| Calcaric Skeletic Leptic Regosol (Loamic, Humic) | |

شکل ۳- نقشه‌های نافیازی پیش‌بینی پراکنش خاک‌ها بر اساس دو سامانه رده‌بندی Soil Taxonomy و WRB.

Figure 3. Defuzzified maps of predicted soil distribution pattern according to ST and WRB.

جدول ۲- صحت پیش‌بینی مدل در دو سیستم رده‌بندی و الگوی پراکنش نقاط ارزیابی بر پایه صحت عمومی نقشه و نمایه سازگاری کاپا.

Table 2. Prediction accuracy of the model for both classification systems and distribution pattern of evaluation points based on overall map accuracy (OA) and Kappa agreement index (K).

صحت پیش‌بینی (درصد) Prediction accuracy (%)		شمار پدان‌ها No. of pedons	معیار ارزیابی / الگوی پراکنش پدان‌ها Evaluation criterion / Distribution pattern of pedons
Soil Taxonomy	WRB		
77.8	66.7	26	صحت عمومی نقشه (Overall map accuracy)
63.8	61.5	26	نمایه سازگاری کاپا (Kappa index of agreement)
78.3	65.2	21	ترانسکت (Transect)
80	80	5	هدفمند (Purposive)

آن در برابر شش سطح ST و از سوی دیگر ناشی از شمار بیشتر گروه‌های مرجع در مقایسه با رده‌های ST است. این تفاوت‌ها باعث انعطاف بیشتر WRB شده و در نتیجه کلاس‌هایی با خلوص کم‌تر به دست می‌دهد که با سرشت الگوی پراکنش خاک هماهنگی بیشتری دارد. پایه جداسازی کلاس‌ها در هر سطح از ST و WRB مرزهای تعریف‌شده تجربی برای ویژگی‌های خاک است و ناگزیر اطلاعاتی که در دو سوی این مرزها قرار دارند در فرآیند رده‌بندی به کار گرفته نشده و به این ترتیب بخشی از اطلاعات هدر می‌رود (۲۲). این پدیده در ساختار درختی ST بیشتر رخ می‌دهد، اما در WRB هدررفت کم‌تر و انعطاف بیشتر، موجب انطباق بهتر آن با تغییرات پیوسته خاک می‌گردد (۱۸). بنابراین می‌توان گفت که پیش‌بینی مدل، از زیرساخت منطقی این دو سامانه نیز تأثیر پذیرفته است. اگرچه مقادیر ارائه شده در جدول ۲ فرای انتظار اولیه نویسندگان بود اما در پژوهش‌های پیش‌تر مانند لی و همکاران (۲۰۱۵)، ون و همکاران (۲۰۱۵)، لوون و همکاران (۲۰۱۳) و ژو و همکاران (۲۰۰۱) صحت‌های بالاتری نیز گزارش شده که به نظر می‌رسد عمدتاً به دلیل چگالی بیشتر نقاط مشاهداتی

یکپارچگی^۱ بیشتر در نقشه زیرگروه‌های ST نسبت به WRB است که از دیدگاه کاربردی صفت مطلوبی برای نقشه خاک است. ارائه مفاهیمی چون "خاک‌های مشابه" در تلاش برای افزایش ارزش کاربردی نقشه (۱۷) در همین راستا است. اما به‌ویژه در یک نقشه رقوم لازم است یکپارچگی با دقت مناسبی در پیش‌بینی مکانی نیز همراه باشد. در همین راستا صحت پیش‌بینی مدل در هر یک از دو سامانه رده‌بندی و همچنین الگوی پراکنش نقاط ارزیابی مقایسه گردید که نتایج آن در جدول ۲ آمده است. چنان‌که در جدول دیده می‌شود، توان پیش‌بینی مدل در سامانه ST بر اساس هر دو معیار به ترتیب حدود ۱۰ و ۲ درصد از WRB بهتر بوده است و این واقعیت خود را به صورت یکپارچگی بیشتر در واحدهای نقشه زیرگروه‌های ST در شکل ۳ نشان می‌دهد. بر این اساس، به نظر می‌رسد یکپارچگی کم‌تر در نقشه سامانه مرجع جهانی نشان از دقت بیشتر آن در پیش‌بینی مکانی است. از دلایل این تفاوت سازگاری بیشتر WRB با ماهیت تغییرات خاک است که از یک سو به سبب ساختار دوسطحی

1- Contiguity

"اگر ... آن گاه ..."^۲ می‌نامند که SoLIM گونه فازی آن را به کار می‌گیرد. در شکل ۴ دو نمونه از این قواعد که برای راستای شیب و نمایه خیزی به کار رفت، دیده می‌شود.

طبق نظر کارشناس خبره می‌توان دامنه تغییرات هر متغیر را در قاعده فازی آن، برای انطباق بیش‌تر با واقعیت تغییر داده و هماهنگ نمود و این بر یکپارچگی نقشه می‌افزاید. اما باید توجه داشت که این تعدیل نیز اندازه‌ای داشته و نباید از آن برای جبران کمبود شمار مشاهدات سود برد زیرا اگرچه افزایش دامنه اثر قواعد موجب یکپارچگی (گرافیک) بیش‌تر می‌شود اما چنان‌چه بر پایه مشاهدات واقعی نباشد نتیجه‌ای جز کاهش توان پیش‌بینی نقشه نخواهد داشت. در جدول ۲ اثر چگونگی پراکنش نقاط در منطقه مطالعاتی بر پیش‌بینی مدل نیز دیده می‌شود. در الگوی ترانسکت نیز ST بهتر از WRB عمل کرده و صحت پیش‌بینی آن ۱۳ درصد بالاتر بود که به نظر می‌رسد دلیل آن همان ساختار درختی است که در بالا اشاره شد. اما در نقاط هدفمند عملکرد در هر دو سامانه رده‌بندی یکسان و برابر ۸۰ درصد بود. گرچه به نظر نویسندگان رقم چشم‌گیری است، اما شاید توقع پیش‌بینی دقیق‌تر برای پنج نقطه که به‌طور سخت‌گیرانه‌ای در میان گستره‌ای از خاک‌های مشابه با تغییرات کاملاً تدریجی برگزیده شده‌اند، آن هم برای مدلی که در مرحله آموزش تنها ۲۶ نقطه در اختیار داشته انتظار بالایی باشد. با این همه و به‌جز نقاط هدفمند، نتایج ما در حد قابل‌قبولی با نتایج ژو و همکاران (۲۰۰۹) که سه روش نمونه‌برداری ترانسکت، شبکه‌ای منظم، و هدفمند را برای ارزیابی عملکرد SoLIM به کار برده و به ترتیب صحت‌های ۸۰، ۶۸/۹ و ۱۰۰ درصد را گزارش کردند (۲۹)، هماهنگی دارد.

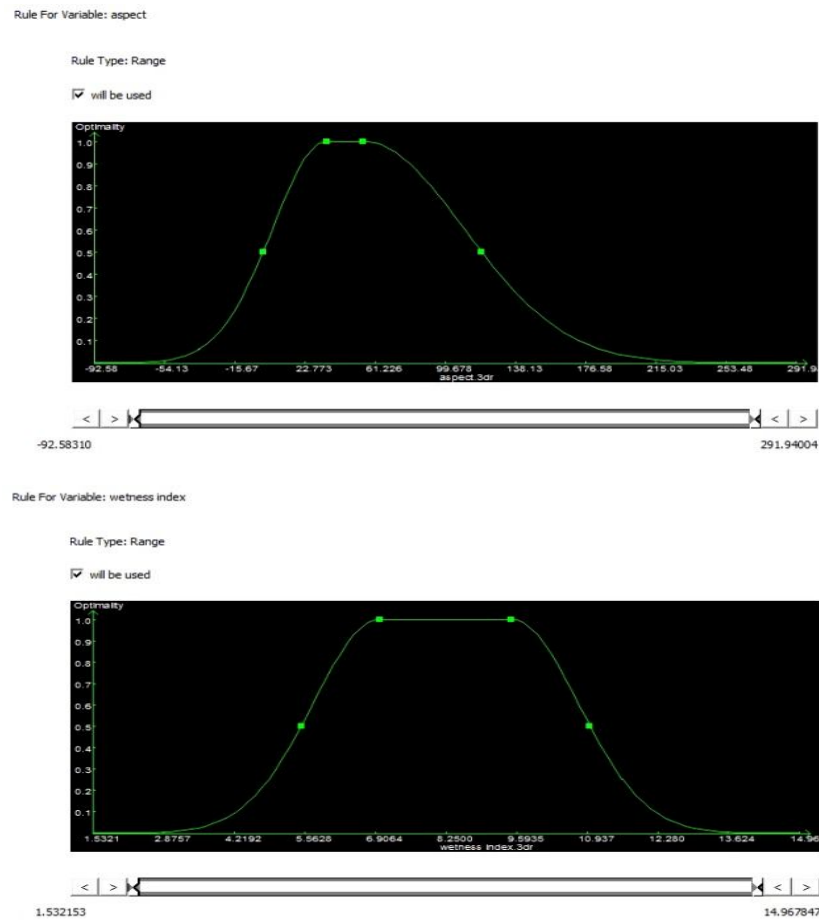
باشد (۱۳، ۱۴، ۲۳، ۳۱). مثلاً در پژوهش مشابهی توسط باقری بداغ‌آبادی و همکاران (۲۰۱۲) در تهیه نقشه خاک منطقه بروجن در استان چهارمحال و بختیاری به‌وسیله SoLIM، صحت عمومی نقشه ۸۱ درصد به‌دست آمد (۱). به‌طورکلی، عامل محدودکننده توان پیش‌بینی نقشه‌های خاک در هر دو گروه روش‌های سنتی و نوین کمبود اطلاعات خاک و عوامل محیطی است. بنابراین، بهترین راه به‌دست آوردن نقشه‌ای با توان پیش‌بینی خوب، افزایش شمار و پراکنش مشاهدات یعنی دستیابی به اطلاعات بیش‌تر از ویژگی‌های خاک و محیط در فضای جغرافیایی است. اطلاعات بیش‌تر از یک‌سو اثر کمبود اطلاعات ناشی از محدودیت مشاهدات (نسبت به شمار بهینه) بر توزیع متغیرها در فضای تاکسونومیک را جبران می‌کند و از سوی دیگر شناخت دقیق‌تری از شعاع اثر فرآیندهای مؤثر در تمایز خاک‌ها در منطقه به‌دست می‌دهد. بدین‌ترتیب توزیع متغیرها در فضای تاکسونومیک^۱ پیوستگی بیش‌تری خواهد داشت و به پیروی از آن، توان پیش‌بینی مکانی نقشه افزایش می‌یابد.

از دیدگاه آماری و به‌عنوان مهم‌ترین انگیزه برای دستیابی به صحت بالا می‌توان چنین تفسیر کرد که افزایش شمار مشاهدات، اطلاعات ما را به توزیع جمعیتی که نمونه‌ها یا مشاهدات را از آن گرفته‌ایم نزدیک‌تر خواهد نمود، اما افزایش مطلق شمار مشاهدات نه تنها به آسانی ممکن نیست، بلکه با هدف بنیادین نقشه‌برداری رقومی خاک یعنی کاهش هزینه‌ها هماهنگی ندارد.

از ویژگی‌های جالب SoLIM در این ارتباط که آن را وام‌دار منطق پیوسته فازی است انعطاف زیاد توابع عضویت هنگام تعریف و تعدیل قواعد در محیط SoLIM است. این قواعد را اصطلاحاً قاعده

2- If ... then... rule

1- Taxonomic space



شکل ۴- نمونه‌های قواعد فازی به کار رفته برای متغیرهای کمکی راستای شیب (نمودار بالا) و نمایه خیزی.

Figure 4. Samples of fuzzy rules applied to covariates of slope aspect (upper) and wetness index.

توان پیش‌بینی مکانی نقشه‌ها است و گذشته از آن، نقشه حاصله به دلیل به‌کارگیری سطوح بالای رده‌بندی جنبه کاربردی ضعیفی خواهد داشت. لی و همکاران (۲۰۱۵) نیز با انگیزه مشابه به تاواریس و همکاران، نتایج SoLIM را در شرایط تراکم کم نقاط مشاهداتی رضایت‌بخش گزارش نمودند (۱۴). در واقع می‌توان گفت در شرایط کنونی SoLIM، کاربرد این مدل در سطوح پایین‌تر رده‌بندی عدم قطعیت نقشه‌ها را بالا خواهد برد و این با انتظار ما برای توانایی پیش‌بینی مکانی دقیق توسط نقشه‌ها هم‌خوانی ندارد. این واقعیت نشان می‌دهد که شمار مشاهدات و نیز کیفیت اطلاع از روابط خاک-محیط، اثر چشم‌گیری بر توان

افزایش یکپارچگی در نقشه‌ها با به‌کارگیری سطح نگرش بالاتر نیز ممکن است. مثلاً تاواریس و همکاران (۲۰۱۲) در تلاش برای پهنه‌بندی ویژگی‌های خاک در شرایط کمبود داده‌ها، صحت عملکرد SoLIM را در پیش‌بینی پراکنش واحدهای خاک رده‌بندی شده و تنها با استفاده از یک توصیف‌کننده در سطح دوم سامانه مرجع جهانی، ۹۱ درصد گزارش کردند (۲۱). به اعتبار گزارش‌های دیگر پژوهشگران مانند ژو و همکاران (۲۰۰۹) و کی و همکاران (۲۰۰۶) چنین صحت بالایی را تنها می‌توان تأیید افزایش توان مدل در تولید نقشه‌های یکپارچه برای سطوح تاکسونومیک بالا دانست (۱۶، ۲۹). اما بهای این افزایش کاهش

نتیجه‌گیری

در این بررسی عملکرد SoLIM در یادگیری ارتباط میان متغیرهای کمکی و ویژگی‌های خاک قابل‌قبول بود و تغییرات خاک را تا سطحی از رده‌بندی به خوبی در فضای تاکسونومیک نشان داد. توان پیش‌بینی نقشه‌ها نیز در سطح مناسبی قرار داشت و این همه در سایه به‌کارگیری نگرش فازی است. برای افزایش حساسیت مدل در سطوح پایین رده‌بندی ممکن است بتوان با کاربرد موازی و یا حتی آمیختن راهبردهایی مانند نمونه‌گیری ابرمکعب لاتین^۱، شبیه‌سازی مونت‌کارلو^۲ یا دیگر روش‌هایی که به بهینه‌سازی شمار نقاط مشاهداتی کمک می‌کنند، استنتاج SoLIM را بهبود بخشید. همچنین بررسی امکان کاربرد SoLIM همراه با دیگر روش‌های رایان‌آموختی برای بهبود نتایج پیشنهاد می‌شود.

سپاسگزاری

نویسندگان، سپاس خود را از پدیدآورندگان SoLIM و ایجاد امکان دانلود آن ابراز می‌دارند.

استنتاج SoLIM دارد (۳۱). به‌طورکلی و جدای از به‌کارگیری هر گونه سامانه رده‌بندی خاک، با برگزیدن سطح نگرش بالاتر نقشه‌هایی با یکپارچگی بالا و توان پیش‌بینی مکانی پایین به‌دست می‌آید. به دیگر سخن، اگرچه با سطح نگرش بالا واریانس واحدهای نقشه‌کشی حاصله کم‌تر خواهد شد، اما عدم قطعیت موجود در نقشه افزایش بسیار می‌یابد و این به معنی کاهش چشم‌گیر دقت پیش‌بینی مکانی است. نکته قابل اشاره آن‌که الگوریتم‌های مبتنی بر DEM و مشتقات آن، در اراضی کم شیب که تغییر عوارض سطح زمین دامنه بزرگی دارد، ضعیف‌تر عمل می‌کنند و به‌نظر می‌رسد در این‌گونه سرزمین‌ها به DEM‌های دقیق‌تر نیاز است. اگرچه برخی بررسی‌ها (۹) نشان داده که کاربست DEM‌های دقیق‌تر از ۱۰ متر الزاماً نتایج بهتری در نقشه‌برداری خاک به‌دست نمی‌دهد. بر این اساس به‌نظر می‌رسد باید با بررسی روش‌های بهتر نمونه‌برداری در پی دست‌یابی به الگویی بود که بتواند میان شمار نقاط مشاهداتی از یک‌سو و پوشش بسنده منطقه از سوی دیگر تعادل برقرار نماید.

منابع

1. Bagheri Bodaghabadi, M., Salehi, M.H., Esfandiarpour Borojeni, E., Mohammadi, J., Karimi Karuyeh, A., and Toomanian, N. 2012. Evaluation and generalizing soil-land inference model (SoLIM) in soil mapping using digital elevation model and its derivatives. *J. Sci. Tech. Ag. Nat. Res.: Soil & Water Sci.* 61: 155-165. (In Persian)
2. Behrens, T., Forster, H., Scholten, T., Steinrucken, U., Spies, E.D., and Goldschmitt, M. 2005. Digital soil mapping using artificial neural networks. *J. Plant Nutr. Soil Sci.* 168: 21-33.
3. Boruvka, L., Kozak, J., Nemek, J., and Penizec, V. 2002. New approach to the exploitation of former soil survey data. 17th world congress of soil science, Bangkok, Thailand, August 14-21 2002. Paper No: 1682.
4. Bouma, J., Bootink, H.W.G., and Fink, P.A. 1996. Use of soil survey data for modeling solute transport in the Vadose zone. *J. Environ. Qual.* 25: 519-529.
5. Brungard, C.W., Boettinger, J.L., Duniway, M.C., Wills, S.A., and Edwards Jr, T.C. 2015. Machine learning for predicting soil classes in three semi-arid landscapes. *Geoderma.* 239-240: 68-83.

1- Latin hypercube sampling

2- Monte carlo simulation

6. Forbes, T.R., Rossiter, D.G., and Van Wambeke, A. 1982. Guidelines for evaluating the adequacy of soil resource inventories. 1987. Printing ed. SMSS Technical Monograph #4. Ithaca, NY, 50p.
7. Grinand, C., Arrouays, D., Laroche, B., and Martin, M.P. 2008. Extrapolating regional soil landscapes from an existing soil map: sampling intensity, validation procedures and integration of spatial context. *Geoderma*. 143: 180-190.
8. Grunwald, S. 2006. Environmental Soil-landscape Modeling, Geomorphic Information Technologies and Pedometrics. Taylor and Francis Pub., USA, 488p.
9. Hengel, T., Walvoort, D.J.J., Brown, A., and Rossiter, D.G. 2014. A double continuous approach to visualization and analysis of categorical maps. *Int. J. Geog. Inf. Sci.* 18: 2. 183-202.
10. IUSS Working Group WRB. 2015. World Reference Base for Soil Resources 2014. International soil classification system for naming soils and creating legends for soil maps. World Soil Resources Reports No. 106. FAO, Rome.
11. Kim, J., Grunwald, S., Rivero, R.G., and Robbins, R. 2012. Multi-scale modeling of soil series using remote sensing in a wetland ecosystem. *Soil Sci. Soc. Amer. J.* 76: 2327-2341.
12. Klute, A. 1986. Methods of soil analysis. Part 1: Physical and mineralogical methods. ASA monograph No. 9. Madison, WI. USA, 1188p.
13. Le Vinh, B., Clemans, G., and Stahr, K. 2013. Soil and soil quality mapping for an extreme relief region using detailed fuzzy slope forms. Conference on International Research on Food Security, Natural Resource Management and Rural Development organized by the University of Hohenheim. Tropentag 2013, Stuttgart, Germany, September 17-19.
14. Li, W., Zhao, L., Wu, X., Wang, S., Sheng, Y., Ping, C., Zhao, Y., Fang, H., and Shi, W. 2015. Soil distribution modeling using inductive learning in the eastern part of permafrost regions in Qinghai–Xizang (Tibetan) Plateau. *Catena*. 126: 98-104.
15. Page, A.L., Miller, R.H., and Keeney, D.R. 1986. Methods of soil analysis. Part 2: Chemical and biological properties. ASA monograph No. 9. Madison, WI. USA, 1159p.
16. Qi, F., Zhu, A.X., Harrower, M., and Burt, J.E. 2006. Fuzzy soil mapping based on prototype category theory. *Geoderma*. 136: 774-787.
17. Rossiter, D.G. 2002. Methodology for Soil Resource Inventories. 2nd & Rev. Ver. Soil Sci. Div. International Institute for Aerospace Survey & Earth Sciences (ITC), the Netherlands. 132p.
18. Schad, P., van Huyssteen, C., and Micheli, E. 2012. WRB: State of the art and next steps (keynote presentation). Soil Classification 2012, Lincoln (Nebraska, USA), 11-14, June.
19. Schoeneberger, P.J., Wysocki, D.A., Benham, E.C., and Soil Survey Staff. 2012. Field book for describing and sampling soils, Version 3.0. Natural Resources Conservation Service, National Soil Survey Center, Lincoln, NE, 300p.
20. Soil Survey Staff. 2014. Keys to Soil Taxonomy. 12th ed., NRCS, USDA, USA.
21. Tavares, W.F., Tarasiuk, M., Mykhnovych, A., Kit, M., Feger, K.H., and Schwarzel, K. 2012. Estimation of spatially distributed soil information: dealing with data shortages in the Western Bug Basin, Ukraine. *Environ. Earth Sci.* 65: 1501-1510.
22. Webster, R. 1968. Fundamental objections to 7th Approximation. *J. Soil Sci.* 19: 2. 354-366.
23. Wen, W., Wang, Y., Yang, L., Liang, D., Chen, L., Liu, J., and Zhu, A.X. 2015. Mapping soil organic carbon using auxiliary environmental covariates in a typical watershed in the Loess Plateau of China: a comparative study based on three kriging methods and a soil land inference model (SoLIM). *Environ. Earth Sci.* 73: 239-251.
24. Western regional water management company, Inc. 1989. Semi-detailed soil survey report of Gavoshan dam area-Miandarband area, Kermanshah, Iran. 138p. (In Persian)
25. Willson, J.P., and Gallant, J.C. 2000. Terrain Analysis, Principles and Applications. John Wiley and Sons Inc., USA.
26. Zevenbergen, L.W., and Thorne, C.R. 1987. Quantitative analysis of land surface topography. *Earth Surface Processes and Landforms*. 12: 1. 47-56.

27. Zhu, A.X. 1997. A similarity model for representing soil spatial information. *Geoderma*. 77: 217-242.
28. Zhu, A.X., Band, L., Dutton, B., and Nimlos, T.J. 1996. Automated soil inference under fuzzy logic. *Ecological Modelling*. 90: 123-145.
29. Zhu, A.X., Yang, L., Li, B., Qin, Ch., Pei, T., and Liu, B. 2009. Construction of membership functions for predictive soil mapping under fuzzy logic. *Geoderma*. 155: 164-174.
30. Zhu, A.X., Band, L., Vertessy, R., and Dutton, B. 1997. Derivation of soil properties using a soil land inference model (SoLIM). *Soil Sci. Soc. Amer. J.* 61: 523-533.
31. Zhu, A.X., Hudson, B., Burt, J., Lubich, K., and Simonson, D. 2001. Soil mapping using GIS, expert knowledge and fuzzy logic. *Soil Sci. Soc. Amer. J.* 65: 1463-1472.



Gorgan University of Agricultural
Sciences and Natural Resources

J. of Water and Soil Conservation, Vol. 23(6), 2017
<http://jwsc.gau.ac.ir>

Pattern recognition of soil classes across a semi-arid landscape of western Iran using knowledge-based fuzzy approach

J. Yalveh¹ and *P. Shekaari²

¹M.Sc. Graduate, Dept. of Soil Science and Engineering, College of Agriculture, Razi University, Kermanshah, Iran, ²Assistant Prof., Dept. of Soil Science and Engineering, College of Agriculture, Razi University, Kermanshah, Iran

Received: 05/31/2016; Accepted: 12/31/2016

Abstract

Background and Objectives: Modeling soil variation plays an essential role in sustainable management of the resource. However, discontinuous models used for decades, do not describe soil variation enough as that required in modern agriculture, which leads to basic shortcomings in spatial predictability value of maps. To conquer the problem, new statistical algorithms known as “machine learning” tools are increasingly used to construct and improve soil maps, digitally. As a means of machine learning, SoLIM employs knowledge-based fuzzy approach to realize soil-landscape relations and predict soil pattern in a continuous way. In this work, SoLIM was used to predict soil distribution pattern in a 2300 ha area of Miandarband region of Kermanshah province.

Materials and Methods: Maps of slope gradient and aspect, planform and profile curvature and wetness index was derived from a 10m-resolution digital elevation model (DEM) and along with geological map used in the study as most effective environmental covariates of soil diversity over the area. Based on physiographic analysis, 26 pedons were described and classified in 7 subgroups of Soil Taxonomy (ST) and 16 RSGs of WRB at second-level, respectively. To train the algorithm to recognize relations between covariates and classified soils in both systems, required fuzzy rules were defined in SoLIM environment. Following inference, a fuzzy distribution map for each subgroup and RSG was constructed. After combining the fuzzy outputs, a non-fuzzy map of predicted soil distribution pattern over the study area was obtained for each classification system.

Results: Though results confirmed good learning ability of the algorithm, outputs were different for two the classification systems. As a reflection of its hierarchical structure, map of ST great groups was more contiguous than that of WRB. However, patchy appearance of WRB map was interpreted as a sign of better spatial predictability, because of its more flexible two-leveled structure. Thus, probably WRB-based inference leads to more realistic predictions. This indicates how the results are affected by logical structure of soil classification system. To evaluate model performance, results of 25 pedons aligned in 4 transects and 5 purposive points so that captured most soil variability over the study area, compared to SoLIM predictions. Based on overall map accuracy (OA) and Kappa agreement index (K), SoLIM predictions at ST subgroup level, were correct by 78 and 64 percent, respectively. Same values for WRB were 67 and 62. Inference at family level led to poor results and overall map accuracy (OA) and Kappa agreement index (K) 56 and 47 percent calculated, respectively. However, considering transects, correct predictions were 78.3 and 65.2 percent for ST and WRB, but for the random points was 80 for both. Results confirmed good predictions by SoLIM in the study area. At lower categories of ST with hierarchical structure, the model showed a poor ability to identify various soils.

Conclusion: No doubt, increasing sample points is the most effective factor on improving predictability of maps either in traditional or modern soil mapping techniques. However, such viewpoint seems unfeasible and not conforms to economic considerations of DSM. Probably, adopting some other strategies such as identifying most effective environmental covariates, increasing algorithms sensitivity and better sampling designs to obtain optimal number and distribution of observations over the study area.

Keywords: Digital soil mapping, Fuzzy, Variability, Map contiguity

* Corresponding Author; Email: pshekaari@gmail.com

