پیش‌بینی مکانی پراکنش خاک در یک دشت آبرفتی هموار با الگوریتم ماشین‌های بردار پشتیبان

غفار ویسی سرطایره[۱]، پرویز شکاری[۲]
به ترتیب دانش‌آموخته کارشناسی ارشد و استادیار گروه علوم و مهندسی خاک، دانشکده کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه رازی کرمانشاه

چکیده

بازشناسی موثر الگوی پراکنش خاک به دلیل اهمیت کاربردی آن، از هدف‌های دیرینه خاک‌شناسان بوده است. امروزه تلاش در این راستا به کاربست هوش مصنوعی انجامیده است. این مطالعه به منظور آزمودن توان الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی الگوی پراکنش گروه‌بزرگ خاک Soil Taxonomy (ST) در دشت میان‌دربند کرمانشاه به مساحت ۵۰/۰۰۰ هکتار انجام شد. برپایه روش سیستماتیک ساده، یک شبکه مربعی با ۱۲۲ گره طراحی گردیده و ۷۸ گودال بررسی حفر شد. پس از تشریح خاکرخ‌ها، پدان‌ها بر اساس سیستم رده‌بندی آمریکایی در سطح گروه بزرگ رده‌بندی گردید. متغیرهای کمکی از مدل رقومی ارتفاع و تصویر سنجنده OLI ماهواره لندست ۸ با وضوح ۳۰ متر محاسبه گردید. الگوریتم ماشین بردار پشتیبان با تابع هسته پایه شعاعی برای پیش‌بینی توزیع کلاس‌های خاک در منطقه مورد مطالعه به کار برده شد. نتایج نشان از پتانسیل چشم‌گیر ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی مکانی کلاس‌های خاک در سطح گروه بزرگ داشت.

واژه‌های کلیدی: نقشه‌برداری رقومی، رایان‌آموختی، ماشین بردار پشتیبان

مقدمه

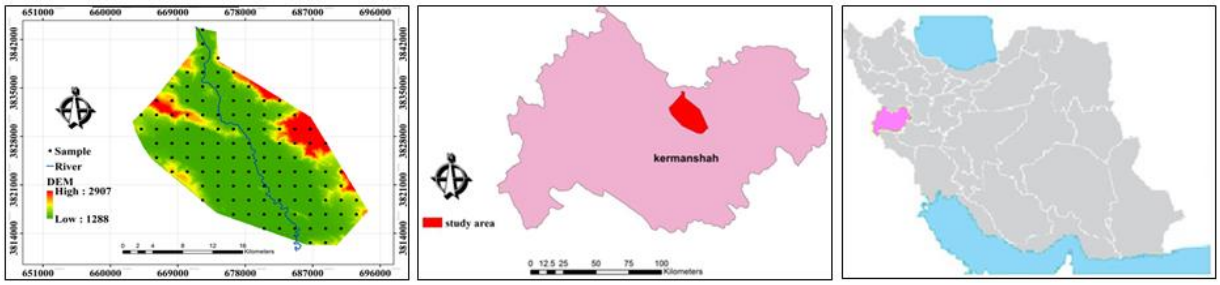
شناسایی خاک، به‌عنوان روشی برای تعیین الگوی پراکنش خاک، توصیف و نمایش آن به شکل قابل فهم و تفسیر برای کاربران مختلف (Bouma et al, 1996)، پایه و اساس اطلاعات خاک برای مدل‌سازی‌های محیطی است. نقشه‌برداری کلاس-های خاک، از تکنیک‌های مهم برای تعیین تغییرات مکانی خاک است (Lagacherie, 2005). در گذشته برای تهیه نقشه خاک و بررسی تغییرات ویژگی‌های خاک اغلب از نقشه‌های سنتی خاک استفاده می‌شد که در بیشتر مطالعات تغییرات ویژگی‌های خاک داخل واحدهای نقشه نادیده گرفته می‌شد (Rossiter, 2005). در روش سنتی نقشه‌های پلی‌گونی خاک ایجاد می‌شود که در حال حاضر منبع اصلی اطلاعات توزیع مکانی ویژگی‌های خاک است. از ایرادهای مهم نقشه‌های سنتی خاک منطق ناپیوسته‌ای است که در نقشه‌برداری خاک استفاده می‌شود؛ درصورتی‌که تغییر ویژگی‌ها و حتی واحدهای تاکسونومیک خاک‌ها در یک منظره اراضی پیوسته است و شکستن این محیط پیوسته و تبدیل آن به گروه‌های مکانی و طبقه‌ای مجزا باعث از دست رفتن مقدار قابل ملاحظه‌ای از اطلاعات می‌شود (Webster and Oliver, 2007)). نقشه‌برداری رقومی خاک، بیان‌گر مجموعه‌ای از محاسبات رایانه‌ای برای پیش‌بینی پراکنش خاک‌ها در سیمای سرزمین می‌باشد که همگام با پیشرفت‌های به‌وجود آمده در پردازش اطلاعات، تکامل یافته است و با استفاده از مدل‌های مختلف، اقدام به ساده-سازی پیچیدگی‌های موجود در سامانه‌ی طبیعی خاک می‌نماید (Minasny et al, 2010). در مقابل روش‌های سنتی روش‌های کمی (نوین) توسعه یافته است. روش‌های کمی قادر به بیان توزیع جغرافیایی خاک‌ها به شکل بهتر و دقیق‌تر می‌باشند (Rossiter, 2005). در حقیقت نقشه‌برداری با روش‌های کمی، نقشه‌برداری رقومی نامیده می‌شود (McBratney et al, 2003). از اهداف مهم نقشه‌برداری رقومی خاک، می‌توان به استنباط رابطه بین متغیرهای محیطی و ویژگی‌های خاک، تولید و ارائه داده‌هایی که پیوستگی خاک-زمین‌نما را بهتر نمایش می‌دهند و تولید و بکارگیری صریح دانش کارشناس در طراحی مدل می‌باشد (Scull et al, 2003). پایه و اساس نقشه‌برداری رقومی خاک (استفاده از روش‌های رایان‌آموختی) مبتنی بر معادله اسکورپن می‌باشد. در این معادله ویژگی‌ها یا کلاس خاک با یک‌سری متغیرهای محیطی (متغیرهای کمکی) ارتباط داده می-شود (McBratney et al, 2003). ازجمله روش‌های رایان‌آموختی که در علوم خاک به‌صورت گسترده استفاده می‌شوند، می-

توان روش‌های درخت تصمیم‌گیری[۱] (DT_s)، جنگل تصادفی[۲] (RF) و ماشین بردار پشتیبان[۳] (SVM) را نام برد. در میان این روش‌ها و با توجه به نتایج حاصل از پژوهش‌های مقایسه‌ای صورت گرفته، مدل ماشین بردار پشتیبان به علت توانایی در به‌کارگیری بهینه‌ی داده‌ها، توابع برآورد پراکنش مکانی خاک را با دقت مطلوب‌تری ارائه داده است (Monterakis et al., 2011). روش‌های رایان‌آموختی در زمینه‌های مختلف دانش خاک به کار گرفته‌شده‌اند. از این میان می‌توان به پیش‌بینی نقشه مواد مادری خاک (Hueng et al, 2014)، تعیین کلاس و برآورد ویژگی‌های خاک (Kovačević et al, 2010) اشاره کرد.

دشت میان‌دربند نیز یکی از مناطق مهم و استراتژیک کشاورزی برای استان کرمانشاه است. این مطالعه در پی کاربرد روش‌های رایان آموختی[۴] برای شناسایی پراکنش مکانی خاک‌ها در دشت میان‌دربند با هدف ارزیابی توان مدل ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی مکانی پراکنش گروه‌بزرگ‌های ST در منطقه مورد مطالعه بود.

مواد و روش‌ها

منطقه‌ی مورد مطالعه و نمونه‌برداری: دشت میان‌دربند در غرب ایران، در شمال غربی شهرستان کرمانشاه بین عرض جغرافیایی ′۲۳ °۳۴ تا ″۳۵ °۳۴ شمالی و طول جغرافیایی ′۴۵ °۴۶ تا ′۰۵ °۴۷ شرقی قرارگرفته است (شکل ۱). این منطقه مساحتی حدود ۵۰/۰۰۰ هکتار را می‌پوشاند. میانگین ارتفاع منطقه حداکثر ۱۳۲۸ متر از سطح دریا است. این منطقه بر اساس سیستم رده‌بندی آمریکایی (Soil Survey Staff, 2014) دارای رژیم رطوبتی زریک و رژیم دمایی ترمیک است.



شکل ۱ موقعیت منطقه مورد مطالعه و پراکنش نقاط نمونه‌برداری شده بر روی مدل رقومی ارتفاع.

بر اساس روش سیستماتیک ساده، طرح یک شبکه مربعی نمونه‌برداری با ۱۲۲ نقطه با استفاده از نرم‌افزار R-Studio (0.97.551) انجام گردید. با توجه به دشواری‌های اجرایی هنگام مشاهدات صحرایی امکان حفر ۷۸ گودال بررسی در منطقه مطالعاتی فراهم شد. تشریح ریخت‌شناسی پدان‌ها و ریخت‌سنجی سطح زمین براساس کتاب صحرایی (Schoeneberger et al, 2012) انجام شده و از تمامی افق‌های ژنتیک نمونه‌برداری گردید.

تجزیه‌های آزمایشگاهی: آزمایش‌های مهم فیزیکی و شیمیایی مرتبط با هدف پژوهش براساس روش‌های استاندارد (Klut et al., 1996; Page et al., 1996) بر روی نمونه‌ها انجام گرفت. رده‌بندی پدان‌ها براساس مشاهدات صحرایی و نتایج آنالیز نمونه‌ها مطابق با کلید رده‌بندی سیستم ST (Soil Survey Staff, 2014) تا سطح گروه بزرگ نهایی گردید.

تعیین متغیرهای محیطی: در محاسبه متغیرهای محیطی توپوگرافیک و آب‌شناختی مانند شیب، ارتفاع، عامل تندی و درازای شیب، ژرفای دره، نمایه خیسی توپوگرافیک و ... از فایل مدل رقومی ارتفاع (DEM) و دیگر متغیرها مانند شاخص گیاهی نرمال شده، شاخص رس، شاخص کربنات و ... از تصویر ماهواره Landsat8 (OLI) هر دو با توان تفکیک ۳۰متر در محیط نرم‌افزار SAGA-GIS استفاده شد. در محاسبه متغیرهای اخیر از روش‌های Andronikov et al (1991) سود برده شد.

---

۱. Decision trees

۲. Random forest

۳. Support vector machines

۴. Machine learning

مدل‌سازی: در دید بنیادین، ماشین بردار پشتیبان یک رده‌بندی کننده دودویی است که هدف آن دست‌یابی به یک ابررویه[۱] بهینه برای جدا کردن داده‌ها می‌باشد (Vapnik, 1995). متداول‌ترین توابع هسته در مدل SVM هسته‌های خطی[۲]، چندجمله‌ای[۳]، پایه شعاعی[۴] و سیگموئید[۵] هستند. بنا به تجربه نویسندگان و اندک پژوهش‌های انجام شده در این زمینه (Kovačević et al, 2010; Hueng et al, 2014)، در این جا از تابع هسته پایه‌شعاعی بهره گرفته شد.

برای پیش‌بینی کلاس‌های خاک در سطح گروه بزرگ، مقادیر کوواریت‌های محیطی و کلاس‌های خاک شناسایی شده در منطقه مورد مطالعه با فرمت رستری تهیه و تمام اطلاعات برای انجام فرایند مدل‌سازی وارد محیط نرم‌افزار R-Studio (0.97.551) گردید. ۷۰ درصد داده‌ها در فرآیند مدل‌سازی ماشین بردار پشتیبان با استفاده از بسته e1071 (Dimitriadou et al, 2010) به کار رفت و درنهایت پیش‌بینی کلاس‌های خاک انجام شد. . راستی‌آزمایی پیش‌بینی‌ها با کاربرد معمول‌ترین سنجه‌های برآورد صحت شامل، صحت عمومی[۶] ، صحت کاربر[۷] ، قابلیت اطمینان تولید کننده[۸] و شاخص سازگاری کاپا[۹] (Lu et al, 2004) انجام شد.

نتایج و بحث

نام و فراوانی مشاهده شده رده‌ها و گروه بزرگ‌های مشاهده شده در منطقه در جدول ۱ ارائه گردیده است. به دلایل مختلف مانند نبود دسترسی، شیب بسیار زیاد، ملاحظات امنیتی و ... مطالعه‌ی پدان‌هایی که در کوهستان یا بخش‌های سنگی و صخره‌ای قرار داشتند ممکن نشد. به همین دلیل این پدان‌ها همگی در کلاس Rock outcrop در نظر گرفته شدند. این فرض دور از واقعیت نبود چراکه بیشتر آنها روی بستر سنگی کوهستان قرار داشتند.

نقشه پیش‌بینی گروه‌های بزرگ خاک منطقه مورد مطالعه توسط هسته پایه شعاعی مدل ماشین بردار پشتیبان در شکل ۲ نشان داده شده است. همان‌طورکه در نقشه‌ها ملاحظه می‌شود، سطح گسترده‌ای از دشت را گروه بزرگ Calcixerepts در برگرفته است، این کلاس خاک طبق نقشه سنتی به دست آمده از منطقه مطالعاتی (سازمان آب منطقه‌ای غرب، ۱۳۶۸) بیشتر در واحد فیزیوگرافی دشت آبرفتی رودخانه‌ای و دامنه‌ای قرار دارد و فراوانی این گروه بزرگ در زمین‌های پست و بادبزن‌های آبرفتی سنگریزه‌دار کم‌تر بوده است. با توجه به بررسی نقشه‌های خطوط تراز، دشت میان‌دربند قسمت‌های میانی دشت از شمال به سمت جنوب دارای ارتفاع کم‌تر، شیب کم تا متوسط و مقادیر نمایه خیسی و همواری کف دره بیش‌تر بوده است؛ بنابراین به نظر می‌رسد حرکت رواناب سطحی از ارتفاعات به زمین‌های پایین‌دست و نفوذ بخش چشم‌گیری از آن شرایط آبشویی لازم برای تشکیل افق کلسیک در بخش بزرگی از دشت را فراهم کرده است. تجمع کربنات کلسیم ثانویه بیش‌تر به‌صورت لکه‌ها و رگه‌های پودری در عمق ۷۵-۲۰ سانتی‌متری از سطح خاک دیده شد. هسته‌پایه شعاعی این کلاس را با صحت خوبی پیش‌بینی کرد. گروه بزرگ Calcixererts در جنوب و جنوب غربی و تا حدودی به سمت شمال دشت پراکنده‌اند، تجمع بیش‌تر این گروه بزرگ، در زمین‌های پست دشت میان‌دربند دیده شد. پراکنش گروه بزرگ Haploxerepts بیش‌تر در جنوب و جنوب شرقی دشت بود که تندی شیب و فرسایش در این نواحی بیشتر است. گروه بزرگ Haploxererts در جنوب و جنوب غربی دشت به‌سمت شمال پراکنده شده‌اند که در بیشتر پهنه منطقه با گروه بزرگ Calcixererts درآمیخته است. کم-

---

۱. Hyperplane
۲. Liner
۳. Polynomial
۴. Radial basis
۵. Sigmoid
۶. Overall accuracy
۷. User`s accuracy
۸. Producer’s reliability
۹. Kappa Index of agreement

شمارترین مشاهده‌ها در میان پدان‌های مطالعه شده به گروه بزرگ Calcixerolls مربوط بود. این گروه بزرگ بیشتر در بخش های میانی و خاوری دشت با امتداد به سوی شمال دیده می‌شد. به دلیل کشت فشرده و درازمدت، بخشی از این خاک‌ها در حال تبدیل شدن به Mollisol های پس‌رفته و احتمالا Inceptisols هستند. به همین دلیل در بسیاری نقاط به حالتی پیچیده با دیگر خاک‌ها آمیخته‌اند و جدا کردن آنها کاری دشوار بوده و احتمالا در روش سنتی چاره‌ای جز تعریف یک واحد نقشه‌کشی ناهمگن وجود ندارد. بخش کوهستانی منطقه به دلیل صخره‌ای بودن و نداشتن پوشش خاکی در کلاس Rock طبقه‌بندی شد. خاک‌هایی با تکامل کم (Xerorthents) بیش‌تر در نواحی مرتعی، شیب زیاد و زمین‌های فرسایش دیده قرارگرفته‌اند، درواقع در مناطقی که شرایط و زمان کافی برای تشکیل افق مشخصه زیرسطحی وجود نداشته است. همچنین در این مناطق مقادیر نمایه خیسی و همواری کف دره پایین بوده است. بر اساس مطالب بیان شده و مقایسه دقیق نتایج با مشاهدات صحرائی چنین نتیجه گرفته شد که نقشه پیش‌بینی پراکنش خاک‌ها در منطقه مطالعاتی به‌وسیله هسته پایه شعاعی ماشین بردار پشتیبان از صحت بالایی برخوردار بوده است (جدول ۲). این نتایج توانایی هسته پایه شعاعی ماشین بردار پشتیبان در ایجاد ارتباط میان کوواریت‌های محیطی و کلاس‌های خاک را تأیید می‌کند.

جدول ۱- رده‌بندی خاک‌های منطقه براساس سیستم رده‌بندی ST تا سطح گروه بزرگ و فراوانی پدان‌ها در هر گروه بزرگ.

رده	گروه بزرگ	تعداد خاکرخ
Inceptisols	Calcixerepts	۳۷
	Haploxerepts	۱۰
Vertisols	Calcixererts	۱۰
	Haploxererts	۸
Entisols	Xerorthents	۹
Mollisols	Calcixerolls	۴
-	Rock	۳۷

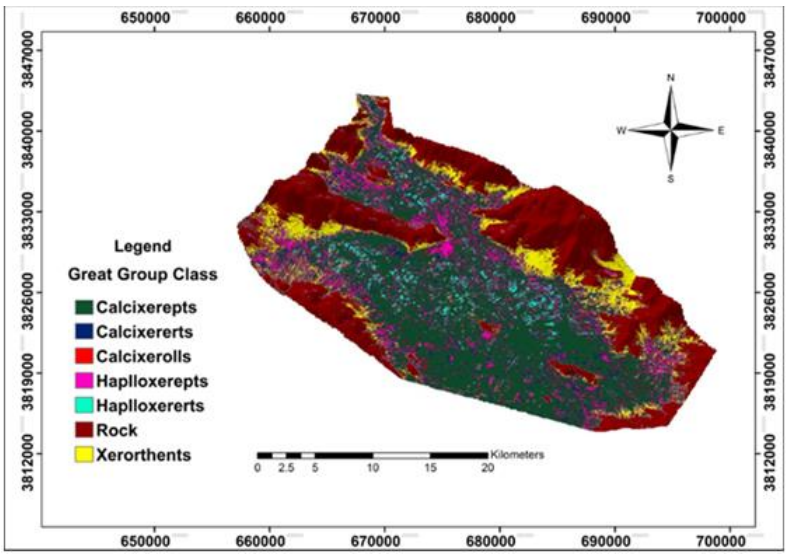
جدول ۲- کیفیت پیش‌بینی هسته پایه شعاعی برای گروهای بزرگ خاک.

نقشه کلاس پیش‌بینی شده	داده‌های آموزش				داده‌های راستی‌آزمایی			
	OA	KI	UA	PR	OA	KI	UA	PR
	۱	۱	-	-	۰/۶۹	۰/۵۶	-	-
Calcixerepts			۱	۱			۰/۷۱	۰/۶۶
Calcixererts			۱	۱			۰	۰
Calcixerolls			۱	۱			۰	۰
Haploxerepts			۱	۱			۰	۰
Haploxererts			۱	۱			۱	۰/۵
Rock			۱	۱			۱	۰/۹۲
Xerorthents			۱	۱			۱	۰/۵

در سطح گروه بزرگ هسته پایه شعاعی صحت کاربر، قابلیت اطمینان تولیدکننده و شاخص کاپای قابل قبولی داشت. هسته پایه شعاعی با داشتن شاخص کاپای ۱ در مرحله آموزش بهترین عملکرد را در پیش‌بینی کلاس‌های گروه بزرگ خاک داشتند. صحت کاربر و قابلیت اطمینان تولیدکننده نیز برای همه کلاس‌ها ۱ بود که نشان می‌دهد هسته پایه شعاعی پاسخ-دهی خوب و تطبیق‌پذیری بالایی نسبت به ویژگی‌های مدل رقومی ارتفاع دارد.

شوربختانه، پژوهش در کاربرد ماشینهای بردار پشتیبان در علوم خاک و به ویژه در جداسازی کلاس‌های خاک در ادبیات علمی بسیار کم صورت گرفته است. با این همه بر پایه پیشینه موجود، می‌توان گفت که مقادیر صحت محاسبه شده در این پژوهش با کارهای دیگران هماهنگ است. مثلا (Brungard et al., 2015) در بازشناخت الگوی خاک، به نتیجه مشابهی رسیده

و SVM و جنگل تصادفی را بسیار تواناتر از دیگر الگوریتم‌ها دانستند. (Heung et al., 2016) نیز با به کار بردن ده روش رایان-آموختی در پیش‌بینی کلاس‌های خاک نتیجه مشابهی به دست آوردند ونشان دادند که ماشین بردار پشتیبان بهترین عملکرد را نسبت به بقیه داراست. حساسیت SVM به گونه‌ای است که مانند آنچه در گروه بزرگ Calcixerolls گفته شد، حتی در شمار کم مشاهدات پیش‌بینی مناسبی ارائه می‌دهد. این واقعیت با راهبرد اصلی نقشه‌برداری رقومی خاک کاملا هماهنگ بوده و توسط (Monterakis et al., 2011) نیز بر آن تاکید شده است. احتمالا چنین حساسیتی SVM را به یکی از مناسب‌ترین الگوریتم‌ها برای مقیاس‌افزایی[1] نقشه‌های میراث کنونی تبدیل خواهد کرد. این توانایی را می‌توان در راستای افزایش توان نقشه‌های سنتی در پاسخگویی به نیاز طیف گسترده کاربران در زمینه‌های مختلف علمی و کاربردی، به کاربست. به طورکلی نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد هسته پایه شعاعی ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی کلاس‌های خاک در سطح گروه بزرگ از توان بالایی برخوردار است. این نشان از درک مناسب ارتباط میان کلاس‌های خاک و کواریت‌های محیطی توسط الگوریتم بود.



شکل ۲- نقشه سه‌بعدی پیش‌بینی پراکنش مکانی گروه‌ه بزرگ‌های خاک با کاربرد هسته پایه شعاعی.

جدول ۳- ماتریس درهمی داده‌های راستی آزمایی گروه بزرگ خاک با مدل ماشین بردار پشتیبان-هسته پایه شعاعی.

کلاس پیش-بینی شده	کلاس مشاهده شده						
	Calcixerepts	Calcixererts	Calcixerolls	Haploxerepts	Haplloxererts	Rock	Xerorthents
Calcixerepts	۱۰	۲	۱	۲	۰	۰	۰
Calcixererts	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
Calcixerolls	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
Haploxerepts	۲	۱	۰	۰	۰	۰	۰
Haploxererts	۰	۱	۰	۰	۱	۰	۰
Rock	۱	۰	۰	۰	۰	۱۳	۰
Xerorthents	۱	۰	۱	۰	۰	۰	۲
خطای کلاس	۰/۲۸	۱	۱	۱	۰	۰	۰

منابع

1. Downscaling

گزارش مطالعات خاک‌شناسی نیمه‌تفصیلی دقیق طرح سد گاوشان- دشت میان‌دربند کرمانشاه. ۱۳۶۸. شرکت سهامی آب منطقه‌ای غرب.

Andronikov, V. L. and Dorbrolv'skiy, G. V. 1991. Theory and methods for the use of remote sensing in the study of soils. Mapping Sciences and Remote Sensing, 28(2), 92-101.

Bouma, J., H.W.G. Booltink and P.A. Finke. 1996. Use of soil survey data for modeling solute transport in the Vadose zone. J. Environ. Quality 25: 519 – 529.

Brungard, C. W., J. L. Boettinger, M. C. Duniway, S. A. Wills, T. C. Edwards Jr. 2015. Machine learning for predicting soil classes in three semi-arid landscapes. Geoderma 239–240 (2015) 68–83.

Dimitriadou, E., Hornik, K., Leisch, F., Meyer, D. and Weingessel, A. 2010. e1071: Miscellaneous Functions of the Department of Statistics (e1071), TU Wien/http://cran.rproject.org/web/packages/e1071/index.html.

Heung, B., Ho, H. C., Zhang, J., Knudby, A., Bulmer, C. E. and Schmidt, M. G. 2016. An overview and comparison of machine-learning techniques for classification purposes in digital soil mapping. Geoderma, 265, 62-77.

Hueng, R., Bulmer, C.B. and Schmidt., M.G. 2014. Predictive soil parent material mapping at a regional-scale: A Random Forest approach. Geoderma. 214-215: 141-154.

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

Kovačević, M., Bajat, B. and Gajić, B. 2010. Soil type classification and estimation of soil properties using support vector machines. Geoderma 154, 340–347.

Lagacherie, P. 2005. An algorithm for fuzzy pattern matching to allocate soil individuals to pre-existing soil classes. Geoderma 128: 274–288.

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

McBratney A.B., Mendonça-Santos M.L., and Minasny B. 2003. On digital soil mapping. Geoderma, 117: 3–52.

Minasny, B., A.B. McBratney and A.E. Hartemink. 2010. Global pedodiversity, taxonomic distance, and the World Reference Base. Geoderma, 155: 132-139.

Mountrakis, G., Im., J. and Ogole, C. 2011. Support vector machines in remote sensing: A review. ISPAS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 13, 247–259.- Murai, S., 1996. Remote Sensing Note, Japan Associa.

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

Rossiter, D. G., de la Geomatica, S., and Fe de Bogota, S. (2005). Digital soil mapping: towards a multiple-use soil information system, International Journal of Geo-information, Science, Earth Obser.

Schoeneberger, P.J., D.A. Wysocki, E.C. Benham, 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.

Scull, P., Franklin, J., Chadwick, O.A. and McArthur, D. 2003. Predictive soil mapping: a review. Progress in Physical Geography 27, 171–197.

Soil Survey Staff. 2014. Keys to soil taxonomy (11th ed.). NRCS, USDA, USA.

Vapnik, V.N., 1995. The Nature of Statistical Learning Theory (New York: Springer Verlag).

Webster, R., Oliver, M. (2007). Geostatistics for Environmental Scientists, 2nd Edition, John Wiley & Sons Ltd, Chichester UK.

Soil Spatial prediction in an alluvial smooth area using support vector machines

Gh. Veisi Sartayereh, and P. Shekaari
M.Sc Graduate and Assistant Professor, Department of Soil Science, College of Agriculture, Razi University, Kermanshah.

Abstract

Due to its practical importance, effective soil pattern recognition is an old wish of soil scientists. Nowadays, efforts in this way, have led to application of artificial intelligence. Objective of this study was to evaluate performance of support vector machine (SVM) algorithm to predict distribution pattern of SoilTaxonomy's (ST) Great groups (GG) in 50,000 ha. Miandarband area of Kermanshah province. Using simple systematic method, an equilateral grid with 122 sampling nods designed, but practically 78 inspection pits were dug. The pedons described and classified to the GGs level of ST. Environmental covariates calculated from 30-meter resolution DEM file and OLI sensor image of Landsat 8. SVM algorithm with radial kernel function applied to predict distribution of GG classes across the study area. Results showed considerable potential of SVM in spatial

prediction of GGs. Generally, the results showed remarkable capability of SVM in predicting spatial distribution of soil classes over the study area.
Keywords: Digital Soil mapping, machine learning, support vector machine.