



ISSN 2251-7480

نشریه حفاظت منابع آب و خاک، سال نهم، شماره چهارم، تابستان ۱۳۹۹

نقشه برداری رقومی کلاس های خاک اراضی سیلابی و با پستی و بلندی کم (مطالعه موردی: شهرستان هیرمند)

سید جواد فرقانی^۱، محمدرضا پهلوان راد^{۲*}، مهرداد اسفندیاری^۳ و علی محمدی ترکشوند^۴

(۱) دانشجوی دکتری گروه علوم خاک، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران.

(۲*) استادیار، بخش تحقیقات خاک و آب، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی گلستان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، گرگان، ایران.

نویسنده مسئول مکاتبات: pahlavanrad@gmail.com

(۳) استادیار، گروه علوم خاک، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران.

(۴) دانشیار، گروه علوم خاک، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران.

تاریخ پذیرش: ۹۹/۰۴/۱۱

تاریخ دریافت: ۹۷/۰۶/۲۶

چکیده

این مطالعه به منظور نقشه برداری رقومی گروه های مرجع خاک در سیستم مرجع جهانی طبقه بندی خاک^۱ با استفاده از روش رگرسیون درختی توسعه یافته در منطقه ای به وسعت ۶۰۰۰۰ هکتار از اراضی شهرستان هیرمند اجرا شد. بدین منظور ۱۰۸ خاکرخ حفر گردید و براساس سیستم مرجع جهانی طبقه بندی خاک تشریح و نمونه برداری شدند. به منظور پیش بینی کلاس های خاک ۲۰ متغیر کمکی شامل اجزای سرزمین و شاخص های سنجش از دور مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج نشان داد خاک های تشکیل شده در منطقه مورد مطالعه جوان بوده و بیشتر تحت تاثیر رسوبات و سیلاب هستند و در گروه های فلوی سول و کمی سول قرار می گیرند و در مناطقی، شوری خاک سبب تشکیل خاک های سلونچاک شده است. نتایج اهمیت متغیرها در مدل سازی نشان داد پارامترهای سرزمینی شامل شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا، عمق دره، شاخص همگرایی، سطح ویژه حوضه به همراه شاخص شوری بیشترین اهمیت را در بین تمامی متغیرها در پیش بینی گروه های مرجع خاک در هر دو سطح سیستم مرجع جهانی طبقه بندی خاک داشتند. نتایج اعتبارسنجی نشان داد روش رگرسیون درختی توسعه یافته گروه های مرجع خاک را در دو سطح اول و دوم به ترتیب با خلوص نقشه ۴۷ و ۲۵ درصد پیش بینی کرده است و با افزایش کلاس های خاک از سطح اول به سطح دوم، شاخص های ارزیابی کاهش می یابند، به عبارتی دیگر توانایی مدل در پیش بینی صحیح کم شده است. در مناطقی با پستی و بلندی کم و خاک های جوان که تنوع خاک شدید نیست، روش نقشه برداری رقومی می تواند به عنوان روشی مفید، کارآمد و سریع جهت تهیه نقشه خاک مورد استفاده قرار گیرد.

کلید واژه ها: رگرسیون درختی توسعه یافته؛ سیستم مرجع جهانی طبقه بندی خاک؛ متغیرهای محیطی؛ نقشه برداری رقومی

مقدمه

(Hassink, 1992; Oberthür et al., 1996). همچنین مدیریت صحیح منابع به میزان شناخت ما از توزیع مکانی خاک و ویژگی های آن بستگی دارد، بنابراین نقشه های خاک از جمله مهم ترین منابع اطلاعاتی هستند که در این زمینه به کار برده می شوند (Ziadat, 2007).

نقشه های با قدرت تفکیک بالا برای برنامه ریزی استفاده از زمین و دیگر فعالیت های مرتبط با جنگلداری، کشاورزی و حفاظت محیط زیست ضروری می باشد

¹ World Reference Base (WRB) for Soil Resources

در این معادله S_{cl} کلاس خاک برآورد شده می‌باشد و همچنین در این مدل هفت عامل شامل ویژگی‌های خاک در همان محل (S)، اقلیم (C)، موجودات زنده (O)، پستی و بلندی (R)، مواد مادری (P)، زمان (A) و موقعیت جغرافیائی (N) را برای پیش بینی مکانی خاک در نظر گرفته می‌شود. تابع f یک طبقه‌بندی نظارت شده یا برنامه یادگیری نظارت شده را نشان می‌دهد. مدل پیش بینی کننده (f) ویژگی‌های خاک می‌تواند رگرسیون درختی توسعه یافته (BRT)^۵، رگرسیون لاجستیک، شبکه‌های مصنوعی عصبی، تصمیم‌گیری درختی و یا هر تابع انتقالی دیگری باشد.

در سال‌های اخیر، استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی در فرآیند نقشه‌برداری رقومی خاک رواج گسترده‌ای یافته است (Jafari *et al.*, 2012; Adhikari *et al.*, 2014; Pahlavan Rad *et al.*, 2014; Zeraatpisheh *et al.*, 2017; Mirakzahi *et al.*, 2018; Pahlavan-Rad and Akbarimoghaddam, 2018; Zeraatpisheh *et al.*, 2019a,b; Garosi *et al.*, 2019). نتایج نقشه‌برداری رقومی خاک توسط هنگل و همکاران (Hengl *et al.*, 2007) نشان داد که موفقیت مدل شدیداً به همبستگی کلاس‌های خاک با پیش‌بینی کننده‌ها بستگی دارد و در صورتی که همبستگی بین متغیرهای کمکی و کلاس‌های خاک ضعیف باشد، مدل پیش‌بینی ضعیفی را به ارائه خواهد کرد.

یکی از تکنیک‌های قوی نقشه‌برداری خاک، رگرسیون درختی توسعه یافته می‌باشد که احتمال حضور کلاس خاک و ویژگی‌های خاک را می‌تواند پیش‌بینی کند (Martin *et al.*, 2010; Jafari *et al.*, 2014; Schillaci *et al.*, 2017). Jafari و همکاران (2014) در نقشه‌برداری رقومی افق‌های مشخصه و گروه‌های بزرگ خاک در منطقه زرنند کرمان نتیجه گرفتند اجزای سرزمین شامل متغیرهای استخراج شده از تصاویر ماهواره‌ای و مدل رقومی ارتفاع در مدل رگرسیون درختی توسعه یافته از اهمیت بالایی برخوردار می‌باشد. Bauer و Kohavi (۱۹۹۹) و Friedman

تغییرپذیری ذاتی کلاس‌های خاک و تغییرات اجزاء خاک در روش‌های مرسوم نقشه‌برداری خاک^۱ به خوبی نشان داده نمی‌دهند (Zeraatpisheh *et al.*, 2017) و تعیین حد و حدود واحد خاک به قدرت درک و فهم کارشناس از روابط خاک و محیط بستگی دارد به نحوی که احتمال این که چند کارشناس مرز واحدی را از خاک‌های یک ناحیه ارائه دهند کم می‌باشد (Grunwald, 2009). علاوه بر این، استفاده از این روش‌ها جهت نقشه‌برداری خاک و تهیه نقشه خاک در سطح وسیع با مقیاس مناسب، به دلیل هزینه-بر و وقت‌گیر بودن بسیار مشکل است (Zeraatpisheh *et al.*, 2017).

در سال‌های اخیر با توجه به پیشرفت‌های اتفاق افتاده در سیستم‌های اطلاعات جغرافیایی (GIS) و سنسجش از دور (RS)، روش نقشه‌برداری رقومی خاک (DSM)^۲ به عنوان زیرمجموعه‌ای از روش‌های پدومتری ارائه شده است که می‌تواند جایگزین روش‌های سنتی و قدیمی نقشه‌برداری گردد که باعث صرفه‌جویی در زمان و هزینه می‌شود (Grunwald, 2010). نقشه‌برداری رقومی خاک یک مدل مفهومی جهت استنتاج مکانی خاک است و در عمل از سه نوع داده محیطی (کمکی) شامل تصاویر سنسجش از دور، مدل رقومی ارتفاع^۳ (مشتقات اولیه و ثانویه آن) و نقشه‌های زمین شناسی و ژئومورفولوژی استفاده می‌کند (Dobos, 2006). پایه و اساس نقشه‌برداری رقومی خاک مبتنی بر معادله اسکورپن^۴ می‌باشد (McBratney *et al.*, 2003). این مدل مفهومی تنها به داده‌ها و مدل‌های استنباط مکانی خاک (شامل روش‌های آماری و زمین آماری) که می‌تواند برای تخمین و پیش‌بینی ویژگی‌های خاک در نقاط نمونه‌برداری نشده به کار روند، توجه دارد (معادله ۱).

$$S_{cl} = f(S, C, O, R, P, A, N) \quad (1)$$

¹ Conventional Soil Mapping

² Digital Soil Mapping

³-Digital Elevation Model

⁴ SCORPAN

⁵ Boosted Regression Tree

مواد و روش‌ها

تشریح منطقه مطالعاتی و نمونه‌برداری

منطقه مورد مطالعه در استان سیستان و بلوچستان، در اراضی شهرستان هیرمند در دشت سیستان و دارای مساحت حدود ۶۰۰ کیلومتر مربع و در حد فاصل طول‌های جغرافیایی ۴۵° ۶۱' تا ۶۱° ۵۰' شرقی و عرض‌های جغرافیایی ۵۸° ۳۰' تا ۱۸' ۳۱° شمالی واقع شده است (شکل ۱). این شهرستان از شرق و شمال با کشور افغانستان و از جنوب و غرب با شهرستان‌های زهک و زابل هم‌جوار است. براساس ایستگاه‌های هواشناسی زهک و زابل، رژیم رطوبتی و حرارتی منطقه مورد مطالعه به ترتیب شامل اریدیک و هایپرترمیک می‌باشد. مواد مادری در این منطقه آبرفتی می‌باشد و جزء دشت‌های سیلابی محسوب می‌شود. رسوبات آبرفتی دشت سیستان متأثر از رسوبات رودخانه هیرمند و انشعابات آن می‌باشد و از لحاظ تکامل پروفیلی جزء خاک‌های جوان طبقه‌بندی می‌گردد (میرک‌زهی و همکاران، ۱۳۹۶). در این منطقه نواحی کوهستانی و مرتفع وجود ندارد. بادهای موسمی معروف به بادهای ۱۲۰ روزه یکی از عوامل طبیعی هستند که بر تشکیل و تکامل خاک در منطقه مورد مطالعه تاثیر می‌گذارد (Mirakzahi et al., 2018). این منطقه تقریباً مسطح و با شیب یک تا دو درصد می‌باشد که شیب عمومی منطقه از سمت جنوب به سمت شمال (دریاچه خشکیده هامون) قرار دارد (شکل ۱).

با اجرای یک طرح نمونه‌برداری طبقه‌بندی‌شده تصادفی براساس نقشه‌های خاک موجود در منطقه مطالعاتی (خاوران، ۱۳۵۱؛ ریاحی، ۱۳۵۶)، ۱۰۸ خاک‌رخ تا عمق ۱/۵ مترخفر و تشریح شدند (شکل ۱، جدول ۱). از تمامی افق‌های ژنتیکی نمونه‌برداری انجام شد و پس از هوا خشک کردن و عبور از الک (الک ۲ میلی‌متر) نمونه‌ها برای آزمایشات فیزیکوشیمیایی معمول به آزمایشگاه منتقل شد. در پایان، تمامی خاک‌رخ‌ها بر اساس روش استاندارد فانو

همکاران (۲۰۰۰) رگرسیون درختی توسعه‌یافته و رگرسیون درختی معمولی را روی چهارده پایگاه داده مقایسه کردند و نتیجه گرفتند رگرسیون درختی توسعه‌یافته عملکرد بهتری دارد. Grinand و همکاران (۲۰۰۸) توانایی رگرسیون درختی توسعه‌یافته را برای پیش‌بینی دقیق زمین‌نما در نواحی بازدید نشده را بررسی کردند. آنها دریافتند توانایی تخمین مدل در موارد برون‌یابی پایین است اما برای درون‌یابی توانایی بالایی دارد. کاربرد رگرسیون درختی توسعه‌یافته در علوم اکولوژی گزارش شده (Elith et al., 2008) اما تاکنون مطالعات محدودی در زمینه پیش‌بینی کلاس‌های خاک خصوصیات خاک انجام شده است.

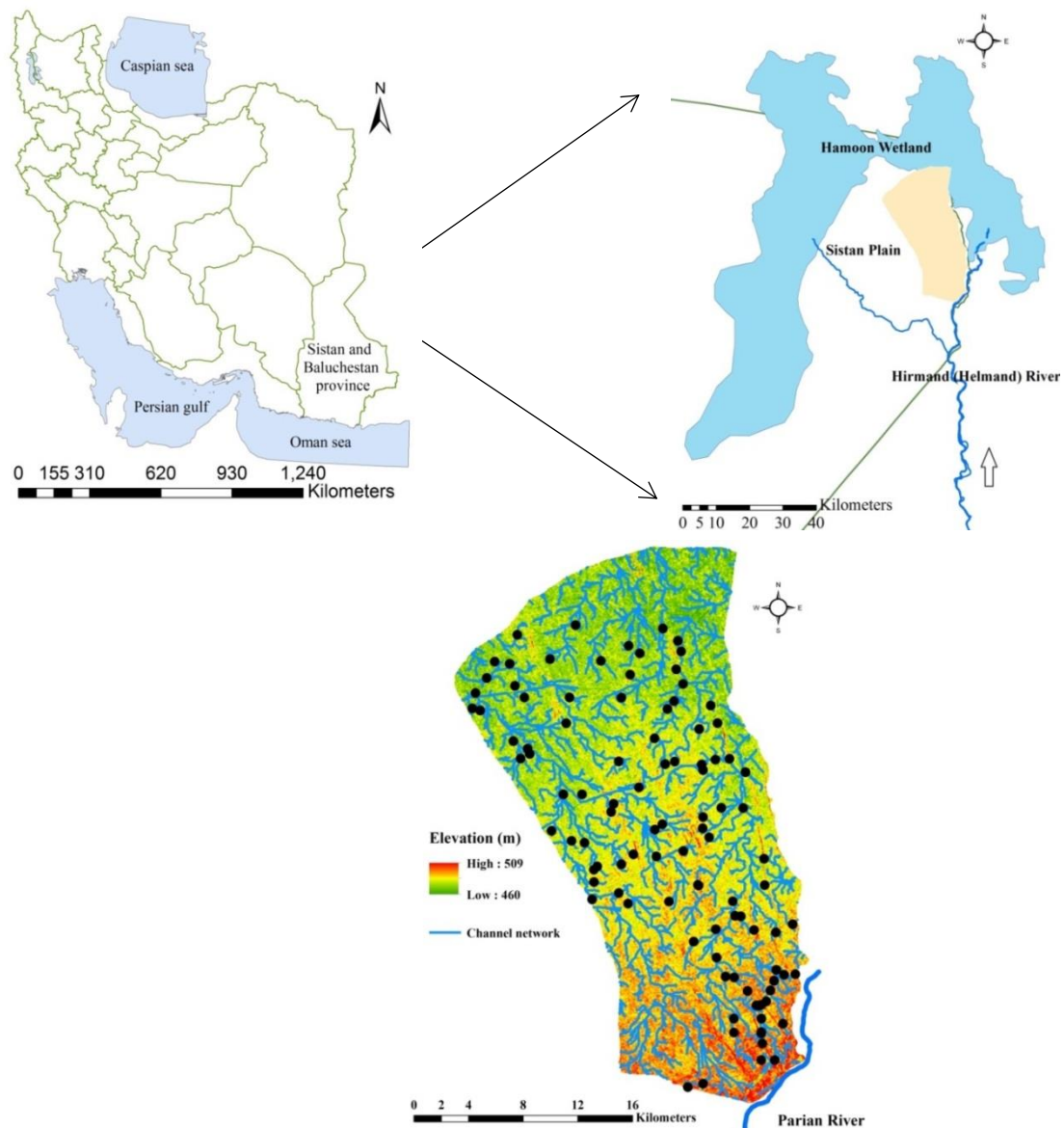
از آنجائیکه نقشه‌های خاک در مطالعات زیادی از جمله ارزیابی اراضی، برنامه‌ریزی استفاده از اراضی و هیدرولوژی کاربرد دارد، بنابراین نیاز به اطلاعات خاک در سال‌های اخیر رو به افزایش بوده است (McBratney et al., 2003). اگرچه صحت نقشه‌های خاک ممکن است با افزایش داده‌های نقطه‌ای بیشتر شود اما باید اذعان داشت که مطالعات صحرایی شناسی خاک پر هزینه و زمان بر است. به علت تغییرات مکانی زیاد خصوصیات خاک برای تولید نقشه‌های خاک با صحت زیاد تعداد نقاط نمونه‌برداری زیاد لازم است. شناسایی رقومی خاک‌ها به عنوان ابزاری برای ایجاد اطلاعات مکانی خاک، راه‌هایی برای نیاز رو به افزایش نقشه‌های خاک با تفکیک مکانی بالا را ارائه می‌کند. تاکنون مطالعه‌ای در مورد استفاده از روش نقشه‌برداری رقومی خاک و تکنیک رگرسیون درختی توسعه‌یافته جهت پیش‌بینی کلاس‌های خاک در اراضی مسطح و دشت‌های سیلابی در ایران انجام نشده است. از این رو پژوهش حاضر با هدف ارزیابی تکنیک رگرسیون درختی توسعه‌یافته در تخمین نقشه کلاس‌های خاک و تعیین متغیرهای موثر در تشکیل و تکامل خاک در دو سیستم مرجع جهانی طبقه‌بندی خاک (WRB) در اراضی مسطح شهرستان هیرمند در دشت سیستان انجام گرفت.

نرمال شده (NDVI) و شاخص شوری تفاضلی نرمال شده (NDSI) یک سین تصویر ماهواره‌ای IRS استفاده گردید. در مجموع ۲۰ متغیر کمکی جهت استفاده در مدل‌سازی و پیش‌بینی کلاس‌های خاک استخراج شد (جدول ۲). متغیرهای کمکی استخراج شده از تصاویر ماهواره‌ای و مدل رقومی ارتفاع دارای ابعاد مکانی ۳۰×۳۰ متر بودند و در محیط سامانه جغرافیایی SAGA محاسبه و استخراج شدند (جدول ۲).

(IUSS working group WRB, 2014) در دو سطح اول و دوم WRB طبقه‌بندی شدند.

داده‌های کمکی

جهت تهیه فاکتورهای کمی خاکساز معادله اسکورپن، یک مدل رقومی ارتفاع از وب سایت مدل رقومی ارتفاع جهانی استر (Aster Global Digital Elevation Model) به دست آمد، و همچنین جهت تعیین شاخص‌های گیاهی و شاخص شوری شامل شاخص پوشش گیاهی تفاضلی



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه در دشت سیستان و استان سیستان و بلوچستان و مدل رقومی ارتفاع آن به همراه شبکه آبراه‌ها و نقاط نمونه-برداری.

جدول ۱. پروفیل‌های مشاهده شده در هر سطح رده‌بندی و توزیع آن‌ها در دو سطح WRB در منطقه مورد مطالعه

راه‌نما	تعداد پروفیل مشاهداتی	WRB2	تعداد پروفیل مشاهداتی	WRB1
CaFluCamClaAri	4	Calcaric Fluvic Cambisol (Clayic, Aridic)	39	Cambisol
CaFluCamGeoLoAri	11	Calcaric Fluvic Cambisol (Geoabruptic, Loamic, Aridic)		
CaFluCamLoAri	6	Calcaric Fluvic Cambisol (Loamic, Aridic)		
CaFluCamSiAri	8	Calcaric Fluvic Cambisol (Siltic, Aridic)		
CaSoFluCamGeoLoAri	7	Calcaric Sodic Fluvic Cambisol (Geoabruptic, Loamic, Aridic)	43	Fluvisol
CaSoFluCamSiAri	3	Calcaric Sodic Fluvisol Cambisol (Siltic, Aridic)		
CaFluvisolGeoAreAri	20	Calcaric Fluvisol (Geoabruptic, Arenic, Aridic)		
CaFluvisolGeoLoAri	2	Calcaric Fluvisol (Geoabruptic, Loamic, Aridic)	26	Solonchak
CaFluvisolGeoSiAri	3	Calcaric Fluvisol (Geoabruptic, Siltic, Aridic)		
CaFluvisolLoAri	5	Calcaric Fluvisol (Loamic, Aridic)		
CaFluvisolSiAri	5	Calcaric Fluvisol (Siltic, Aridic)		
CaPaFluvisolSiAri	5	Calcaric Pantofluvic Fluvisol (Siltic, Aridic)		
CaSoFluvisolGeoAreAri	3	Calcaric Sodic Fluvisol (Geoabruptic, Arenic, Aridic)	26	Solonchak
FluSoloClaCaAri	2	Fluvic Solonchak (Clayic, Calcaric, Aridic)		
FluSoloLoCaAri	3	Fluvic Solonchak (Loamic, Calcaric, Aridic)		
FluSoloSiCaAri	4	Fluvic Solonchak (Siltic, Calcaric, Aridic)		
FluSoSoloLoCaAri	12	Fluvic Sodic Solonchak (Loamic, Calcaric, Aridic)		
FluSoSoloSiCaAri	5	Fluvic Sodic Solonchak (Siltic, Calcaric, Aridic)		

جدول ۲. متغیرهای کمکی مورد استفاده در مدل‌سازی

راه‌نما	نام متغیر کمکی	منبع استخراج متغیر کمکی
Elevation	Elevation (m)	
MRRTF	Multi-resolution of Ridge Top Flatness index	
Slope length	Slope Length	
Valley Depth	Valley Depth	
MRVBF	Multi-resolution Valley Bottom Flatness Index	
Cross	Cross-Sectional Curvature	
Relative	Relative Slope Position	
PICu	Plan Curvature	
Slope	Slope angle (%)	مدل رقوم‌ی ارتفاع (DEM)
WI	Wetness Index	
Curvature	Curvature	
Analytical	Analytical hillshading	
PrCu	Profile Curvature	
Vertical	Vertical Distance to Channel Network	
Catchment	Catchment Area	
Longitudinal	Longitudinal Curvature	
Channel Network	Channel Network Base Level	
Convergence	Convergence Index	
NDVI	Normalized Difference Vegetation Index	تصاویر ماهواره‌ای (IRS)
NDSI	Normalized Difference Salinity Index	

مدل‌سازی

اندازه درختان و سهم داده‌های آموزشی می‌باشد. حدود ۰/۴ تا ۰/۶ داده‌ها به‌عنوان داده‌های آموزشی انتخاب می‌شوند. سهم داده‌های آموزشی مورد استفاده توسط مدل‌ساز با پارامتری به نام "Bag fraction" تعیین می‌شود. این عمل، فرآیند تصادفی بودن^۱ را به مدل اعمال می‌کند که دقت مدل را افزایش و برازش بیش از حد^۲ را کاهش می‌دهد.

یکی از روش‌های مجموعه ماشین‌های یادگیری، رگرسیون درختی توسعه یافته می‌باشد. این روش از ترکیب دو تکنیک آماری قوی بوستینگ و رگرسیون درختی است (Abeare, 2009). بوستینگ یک روش مرحله‌ای رو به جلو است که در آن، مدل‌های درختی به صورت تکرارپذیر با زیرمجموعه‌ای از داده‌های آموزشی برازش داده می‌شوند. اولین مرحله در برازش یک درخت بوستینگ، تعیین تعداد درختان در توالی‌ها، مقدار یادگیری،

¹ Stochasticity

² Overfitting

این روش چند نمونه مستقل آموزشی و اعتبارسنجی (۱۰) زیر مجموعه) از مجموعه داده اصلی ایجاد می‌شود و این اطمینان حاصل می‌شود که همه نقاط مشاهداتی حداقل یکبار در آموزش مدل‌ها و اعتبارسنجی شرکت داده شده‌اند. در این روش روند کار به این صورت می‌باشد که کل خاکرخ (۱۰۸ خاکرخ) به ۱۰ مجموعه داده مساوی تقسیم می‌شوند، سپس به وسیله ۹ مجموعه داده مدل‌ها آموزش داده می‌شوند و با مجموعه بکار برده نشده اعتبارسنجی صورت می‌گیرد بدین ترتیب همه ۱۰ مجموعه داده یک بار به‌عنوان داده اعتبارسنجی و آموزشی مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این روش هر تکرار به اصطلاح یک مرتبه (fold) نامیده می‌شود. خطای نهایی مدل، از میانگین خطاهای حاصل از اجرای n بار اجرای مدل به دست می‌آید.

مهمترین معیار کیفی جهت سنجش کیفیت نقشه‌های خاک طبقه‌ای شامل خلوص نقشه^۴ و ضریب کاپا^۵ (Brus et al., 2011) می‌باشد. خلوص نقشه طبق معادله زیر انجام شده است:

$$P = \sum_{u=1}^u \frac{A_{uu}}{A} \quad (2)$$

که در این معادله U برابر با تعداد کل کلاس‌ها در هر سطح رده‌بندی، AUU برابر با تعداد کل کلاس‌ها درست طبقه‌بندی شده و A تعداد کل مشاهدات (برابر با تعداد کل پروفیل‌های اعتبارسنجی) می‌باشند. خلوص نقشه دارای محدوده‌ای بین صفر و یک می‌باشد و یک نقشه با پیش‌بینی خوب دارای مقدار خلوص نقشه نزدیک به یک می‌باشد (Behrens et al., 2010).

ضریب کاپا همچنین برای نقشه‌های پیش‌بینی مکانی کلاس‌های خاک در دو سطح پیش‌بینی شده WRB محاسبه شده است. ضریب کاپا درصد موافقت بین دو نقشه را نشان می‌دهد (Fleiss et al., 1969) و طبق معادله زیر

دو پارامتر مقدار یادگیری^۱ و پیچیدگی درخت^۲ برای تعیین تعداد کل درختان باید مشخص شود (Dobos et al., 2001; Elith et al., 2008). مقدار یادگیری، سهم هر درخت متوالی را در مدل نهایی تعیین می‌کند. متغیرهای کمکی استخراج شده در جدول ۲ جهت پیش‌بینی کلاس‌های خاک WRB در دو سطح طبقه‌بندی با استفاده از روش رگرسیون درختی توسعه‌یافته (BRT) و با بکارگیری بسته "gbm" در نرم افزار R برازش داده شدند. مدل‌سازی با استفاده از تمام متغیرهای کمکی صورت گرفت و سپس متغیرهای کمکی با اهمیت نسبی کمتر از ۱۵٪ کنار گذاشته شدند و مدل نهایی با بقیه متغیرهای موثر انجام شد.

اعتبارسنجی مدل

به‌منظور ارزیابی دقت پیش‌بینی مدل بکار برده شده، از روش ارزیابی اعتبارسنجی دوجانبه n-مرتبه^۳ استفاده شده است. در روش اعتبارسنجی دوجانبه یک نمونه بیرون، یک نمونه از مجموعه داده‌ها کنار گذاشته می‌شود سپس بقیه داده‌ها به منظور آموزش مدل مورد استفاده قرار می‌گیرند و از نمونه بکارگرفته نشده جهت ارزیابی و بررسی دقت مدل آموزش داده شده استفاده می‌شود. بدین ترتیب این فرآیند برای همه نمونه‌ها انجام می‌شود. در صورتی که در اعتبارسنجی دوجانبه n-مرتبه مجموعه داده به n بخش (دسته) با اندازه نمونه یکسان تقسیم می‌شود که در هر بار اجرای مدل یک دسته از داده‌ها کنار گذاشته شده و برای محاسبه خطای مدل از آن استفاده می‌شود و فرآیند اعتبارسنجی دوجانبه برای n-مرتبه تکرار می‌گردد (Hengl et al., 2015).

در این مطالعه از روش اعتبارسنجی دوجانبه ۱۰-مرتبه جهت اعتبارسنجی عملکرد مدل بکار برده شده، استفاده شده است. همانگونه که اشاره شده با بکارگیری

¹ Learning Rate

² Tree Complexity

³ n-fold Cross Validation

⁴ Map Purity

⁵ Kappa Coefficient

محاسبه می‌شود:

$$k = \frac{(Po - Pe)}{(1 - Pe)} \quad (3)$$

نمک‌های طبیعی سدیم و منیزیم در سطح خاک در مناطق خشک تحت تاثیر فرایند شور شدن باعث ایجاد افق‌های سالیک می‌گردد (Schaeztl and Anderson, 2005; Mirakzehl et al., 2018).

که در این معادله Pe برابر با نسبت مورد انتظار (احتمال فرضی از موفقیت شانس)، Po برابر با نسبت مشاهده شده که موافقت نسبی مشاهده شده بین نقشه‌ها می‌باشد.

نتایج و بحث

نتایج نشان داد که باتوجه به اینکه منطقه مورد مطالعه در دشت سیلابی واقع شده است، خاک‌های تشکیل شده به دلیل دریافت رسوبات، تکامل بالایی نداشتند (جدول ۱). همچنین با توجه به شرایط اقلیمی (رژیم دمای هایپرترمیک و رژیم رطوبتی اریدیک) و فعالیت بادهای فصلی، معروف به بادهای ۱۲۰ روزه، که باعث ایجاد فرآیند فرسایش بادی شدید در منطقه است، امکان تکامل این خاک‌ها وجود نداشته (Mirakzehl et al., 2018) و خاک‌ها در گروه‌های مرجع کمبی‌سول، فلوی‌سول و سلونچاک قرار گرفتند.

مدل سازی و پیش‌بینی مکانی کلاس‌های خاک

تشریح خاکرخ‌ها در منطقه مورد مطالعه نشان داد به ترتیب ۳ و ۱۸ گروه مرجع خاک در دو سطح WRB1 و WRB2 وجود دارد (جدول ۱). در مدل رگرسیون درختی توسعه یافته، یک شاخص تاثیر نسبی (Relative Influence) محاسبه شد که سهم هر متغیر کمکی را در پیش‌بینی کلاس‌های خاک را نشان می‌دهد و معادل با مجموع طول شاخه برای هر متغیر در رگرسیون درختی می‌باشد. برای مدل BRT در سطح WRB1 سه متغیر استخراج شده از مدل رقومی ارتفاعی شامل MRVBF (۱۰۰)، عمق دره (Valley Depth، ۹۸/۵۱) و شاخص همگرایی (Convergence Index، ۹۸/۴۶) دارای بیشترین اهمیت نسبی در پیش‌بینی گروه‌های مرجع خاک دارند (شکل ۲ الف). در پیش‌بینی گروه‌های خاک مرجع در سطح WRB2، اهمیت متغیرهای کمکی MRVBF (۱۰۰)، شاخص شوری (NDSI، ۹۶/۸۶) و سطح ویژه حوضه (Catchment Area، ۹۴/۲۷) دارای بیشترین تاثیر می‌باشد (شکل ۲ ب). در بین متغیرهای پیش‌بینی کننده، در هر دو سطح WRB، خصوصیات توپوگرافیکی، یک تخمین‌گر مهم تشخیص داده شدند (شکل ۲). بنابراین می‌توان نتیجه گرفت متغیرهای کمکی که به نحوی به خصوصیات ژئومورفولوژی و توپوگرافی در ارتباط هستند نقش عمده‌ای در پیش‌بینی گروه‌های مرجع خاک ایفا می‌کنند. نقش مؤثر فرآیندهای ژئومورفولوژی توسط Scull و همکاران (۲۰۰۳) در پیش‌بینی کلاس‌های خاک به اثبات رسیده است. همچنین جعفری و همکاران (Jafari et al., 2013) در مدل سازی خاک-زمین در منطقه زرنند کرمان نتیجه گرفتند که سطوح ژئومورفیک به عنوان یک پیش‌بینی

جدول ۱ گروه‌های مرجع خاک و تعداد آنها را در دو سطح WRB در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد. بیشترین تعداد خاکرخ در سطح WRB1 متعلق به گروه مرجع خاک فلوی‌سول و در سطح WRB2 متعلق به گروه مرجع خاک Calcaric Fluvisol (Geoabruptic, Arenic, Aridic) می‌باشد. فراوانی خاک‌های متأثر از رسوبات و سیلاب رودخانه‌ای موید جوان بودن خاک‌های تشکیل شده در منطقه مورد مطالعه می‌باشد. Schaeztl و Anderson (۲۰۰۵) بیان کردند خاک‌های دارای تکامل کم عمدتاً بر روی لندفرم‌های آبرفتی جوان نظیر دشت سیلابی تشکیل می‌شوند. فرآیندهای خاک‌سازی مشاهده شده در منطقه مورد مطالعه، در پیشرفته‌ترین حالت به تشکیل ساختمان و یا تغییر رنگ (افق کمبیک) و تشکیل گروه خاک مرجع کمبی‌سول و یا شور شدن خاک (افق سالیک) و تشکیل گروه خاک مرجع سلونچاک منجر شده است. تجمع

کننده در پیش‌بینی همه گروه‌های بزرگ خاک به صورت تأثیر گذاری عمل می‌کند این اثر منجر به افزایش دقت پیش‌بینی می‌شود.

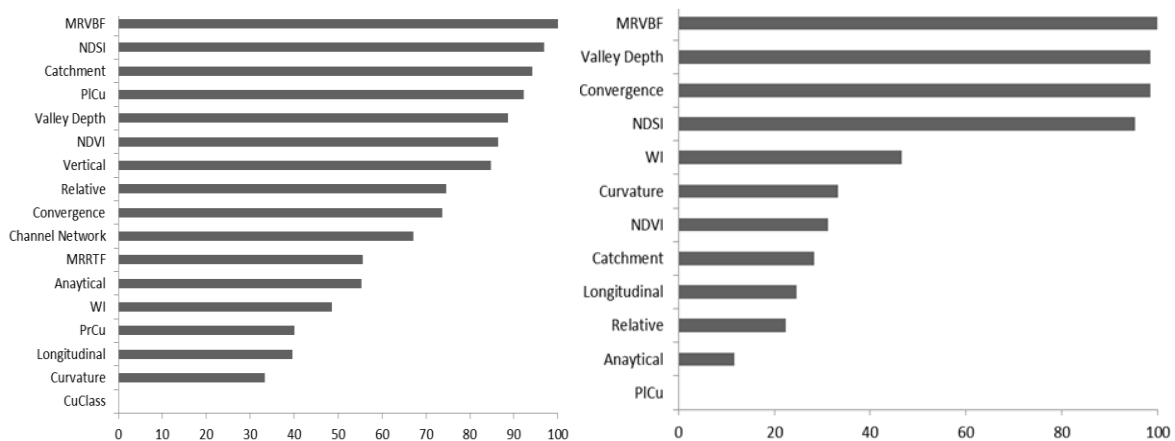
Debella-Gilo و Etzelmüller (۲۰۰۹) تأثیر معنی‌دار ویژگی‌های پستی و بلندی را روی توزیع گروه‌های خاک توسط روش لاجستیک چندجمله‌ای نشان دادند. شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا (MrVBF) در تشخیص سطوح دره‌ای شکل کمک می‌کند (Wang and Laffan, 2009). این پارامتر فرآیند انتقال رسوب به ویژه جریان رسوبات و مواد در حال حرکت را نشان می‌دهند (Whiteway et al., 2004).

نتایج اعتبارسنجی پیش‌بینی گروه‌های مرجع خاک در دو سطح WRB حاصل از رگرسیون درختی توسعه یافته در جدول ۳ و شکل ۳ ارائه شده است. خلوص نقشه و ضریب کاپا برای پیش‌بینی گروه‌های خاک با افزایش تعداد سطوح گروه‌های مرجع خاک از WRB1 به WRB2 کاهش می‌یابد و همچنین تعداد درختان رشد داده شده در مدل افزایش ۴ برابری را نشان می‌دهد (جدول ۳ و شکل ۳). یکی از مزایای روش رگرسیون درختی توسعه یافته اینست که بهترین مدل درختی توسعه یافته با تکرار آموزش به دست می‌آید که هر مرحله به مقدار انحراف کمتری منجر می‌شود (Jafari et al., 2014)، بنابراین تعداد درخت در هر

سطح بهینه‌ترین حالت ممکن می‌باشد. Stum و همکاران (۲۰۱۰) بیان کردند کاهش صحت مدل از سطوح بالا به پایین به شدت وابسته به پروفیل‌های مشاهده شده و تعداد در هر سطح طبقه‌بندی می‌باشد که آیا خاک‌رخ‌ها به صورت صحیح یا غیر صحیح طبقه‌بندی شده‌اند، می‌باشد. در این مطالعه به ترتیب ۳ و ۱۸ گروه‌های مرجع خاک در دو سطح WRB1 و WRB2 مشاهده شده است (جدول ۱).

نتیجتاً با افزایش تعداد کلاس‌ها در سطوح سلسله مراتب WRB، کاهش تعداد مشاهدات به ازای هر کلاس رخ خواهد داد (جدول ۱). این محدودیت می‌تواند یکی از نقاط ضعف نمونه‌برداری براساس افزایش در سطوح طبقه‌بندی باشد. Pahlavan Rad و همکاران (۲۰۱۴) و Jafari و همکاران (۲۰۱۳) کاهش در صحت را با افزایش در سطوح رده‌بندی را گزارش کردند. نتایج بدست آمده برای روش رگرسیون درختی توسعه یافته (جدول ۳ و شکل ۳) در مقایسه با مطالعه انجام شده توسط Barthold و همکاران (۲۰۱۳) صحت ۵۱/۶ درصد برای گروه‌های مرجع خاک (RSGs) در سیستم طبقه‌بندی WRB قابل قبول و اعتماد می‌باشد. افزایش تعداد نقاط نمونه‌برداری و استفاده از سایر متغیرهای کمکی مانند نقشه شوری و بافت خاک می‌تواند سبب بهبود صحت نقشه در سطح دوم رده‌بندی شود

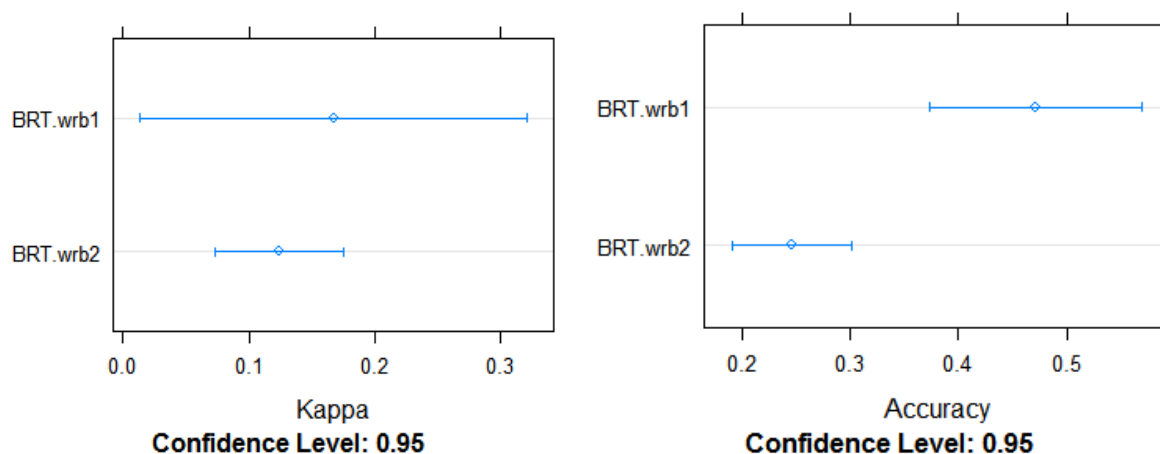
شکل ۲. اهمیت نسبی متغیرهای کمکی در پیش‌بینی گروه‌های مرجع خاک در دو سطح، الف: WRB1 و ب: WRB2.



شکل ۲. اهمیت نسبی متغیرهای کمکی در پیش‌بینی گروه‌های مرجع خاک در دو سطح، الف: WRB1 و ب: WRB2.

جدول ۳. نتایج اعتبارسنجی دوجانبه ۱۰-مرتب‌جهت پیش‌بینی گروه‌های مرجع خاک در دو سطح WRB با مدل رگرسیون درختی توسعه یافته

مدل	سطح پیش‌بینی	خلوص نقشه (%)	ضریب کاپا	تعداد درخت
رگرسیون درختی توسعه یافته	WRB1	۴۷	۰/۱۷	۵۰
	WRB2	۲۵	۰/۱۲	۲۰۰

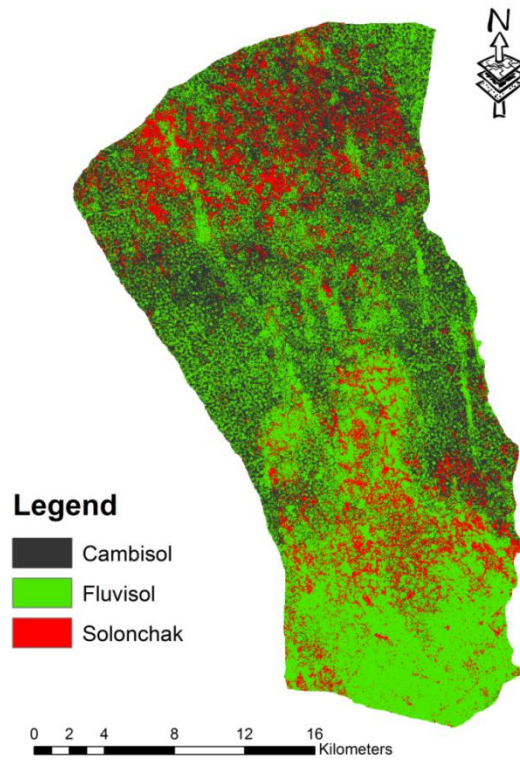


شکل ۳. محدوده تغییرات خلوص نقشه و ضریب کاپا در اعتبارسنجی دوجانبه ۱۰-مرتب‌جهت در دو سطح WRB.

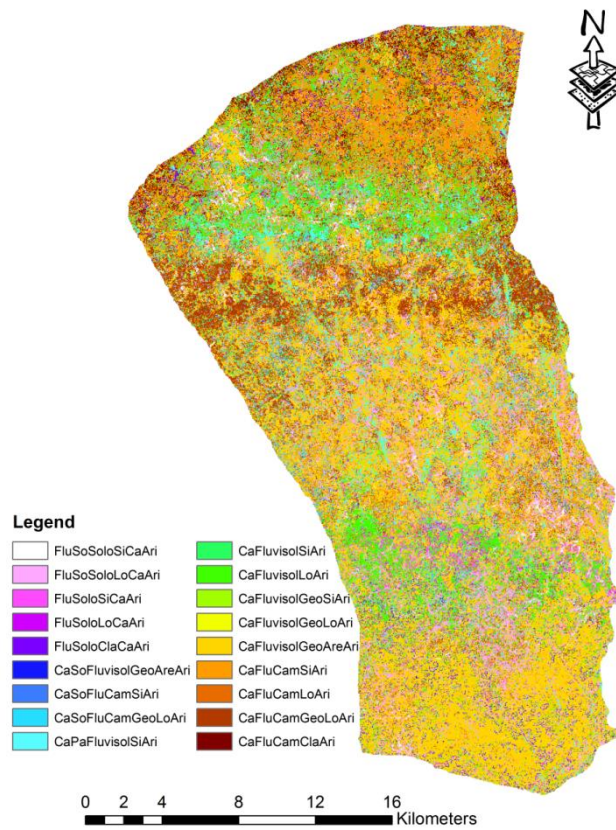
نتیجه‌گیری

نتایج پیش‌بینی گروه‌های خاک مرجع در دشت سیلابی شهرستان هیرمند دشت سیستان نشان داد که خاک‌های تشکیل شده در این منطقه در بخش وسیعی متأثر از رسوبات رودخانه‌ای بوده و خاک‌های جوانی را تشکیل داده است. متغیرهای کمکی که نشان‌دهنده ویژگی‌های ژئومورفیک و توپوگرافی منطقه هستند دارای بیشترین اهمیت در پیش‌بینی توزیع کلاس‌های خاک در منطقه مطالعاتی بودند. نتایج این مطالعه نشان داد که با استفاده از شاخص‌های مستخرج از مدل رقومی ارتفاع و تصاویر ماهواره‌ای ارزان و سهل‌الوصول در اراضی با پستی و بلندی کم که تنوع خاک کم است می‌توان نقشه کلاس خاک را با روش‌های نقشه‌برداری رقومی تهیه کرد. پیشنهاد می‌شود برای بهبود صحت نقشه در منطقه مطالعاتی در سطح دوم رده‌بندی، نمونه‌برداری بیشتری انجام و استفاده از سایر متغیرهای کمکی محیطی مانند نقشه‌های بافت و شوری خاک استفاده شود.

نقشه‌های پیش‌بینی گروه‌های مرجع خاک بدست آمده از مدل رگرسیون درختی توسعه یافته (BRT) برای دو سطح WRB به ترتیب در شکل‌های ۴ و ۵ نشان داده شده است. همانطور که شکل‌های ۴ و ۵ نشان می‌دهند، بیشترین سطح اراضی در سطوح WRB1 و WRB2 به ترتیب به عنوان فلوی‌سول (Calcaric Fluvisol (Geoabruptic, Loamic, Aridic) پیش‌بینی شده است. علت بروز خصوصیات سیلابی (Fluvic) به علت متأثر بودن منطقه از رسوبات رودخانه هیرمند و شاخه‌های آن مانند رودخانه مرزی پریان مشترک می‌باشد، خاک‌های این منطقه تحت تأثیر رسوبات این رودخانه قرار دارد و منجر به تشکیل خاک‌های متأثر از رسوبات شده است. خاک‌های سلونچاک در قسمت‌های مرکزی و شمالی منطقه مورد مطالعه واقع شده‌اند (شکل ۴). در این بخش‌ها در اراضی متأثر از شوری مشاهده می‌شود که نشان‌دهنده وجود خاک‌های شور در این منطقه است. همچنین خاک‌های کمبی‌سول بغیر از مناطق جنوبی در اکثر اراضی پراکنده شده‌اند.



شکل ۴. نقشه پیش‌بینی گروه‌های مرجع خاک در سطح WRB1 با روش رگرسیون درختی توسعه یافته.



شکل ۵. نقشه پیش‌بینی گروه‌های مرجع خاک در سطح WRB2 با روش رگرسیون درختی توسعه یافته.

فهرست منابع

- خاوران، م. ۱۳۵۱. گزارش خاکشناسی نیمه تفصیلی اراضی دشت گلمیر زابل. موسسه خاک شناسی و حاصلخیزی خاک. نشریه شماره ۳۲۸، وزارت کشاورزی و منابع طبیعی.
- ریاحی، ا. ۱۳۵۶. مطالعات خاکشناسی نیمه تفصیلی منطقه آذر سیستان. استان سیستان و بلوچستان. موسسه خاک شناسی و حاصلخیزی خاک. نشریه شماره ۵۰۵، وزارت کشاورزی و منابع طبیعی.
- میرک-زهی، خ.، شهریار، ع.، پهلوان‌راد، م.، بامری، الف. ۱۳۹۶. کاربرد روش درختان تصمیم‌گیری تصادفی در پیش‌بینی کلاس‌های خاک در اراضی با پستی و بلندی کم (مطالعه موردی: شهرستان هیرمند). مجله پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، ۲۴، ۶۷-۸۴.

Abear, S. 2009. Comparisons of boosted regression tree, GLM and GAM performance in the standardization of yellowfin tuna catch-rate data from the Gulf of Mexico lonline [sic] fishery.

Adhikari, K., Hartemink, A. E., Minasny, B., Kheir, R. B., Greve, M. B. and Greve, M. H. 2014. Digital mapping of soil organic carbon contents and stocks in Denmark. PLoS One, 9, e105519.

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.

Bauer, E. and Kohavi, R. 1999. An empirical comparison of voting classification algorithms: Bagging, boosting, and variants. Machine learning, 36, 105-139.

Behrens, T., Zhu, A.-X., Schmidt, K. and Scholten, T. 2010. Multi-scale digital terrain analysis and feature selection for digital soil mapping. Geoderma, 155, 175-185.

Brus, D., Kempen, B. and Heuvelink, G. 2011. Sampling for validation of digital soil maps. European Journal of Soil Science, 62, 394-407.

Debella-Gilo, M. and Etzelmüller, 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, 8-18.

Dobos, E. 2006. Digital Soil Mapping: As a Support to Production of Functional Maps, Office for Official Publication of the European Communities.

Dobos, E., Montanarella, L., Nègre, T. and Micheli, E. 2001. A regional scale soil mapping approach using integrated AVHRR and DEM data. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 3, 30-42.

Elith, J., Leathwick, J. R. and Hastie, T. 2008. A working guide to boosted regression trees. Journal of Animal Ecology, 77, 802-813.

Fleiss, J. L., Cohen, J. and Everitt, B. 1969. Large sample standard errors of kappa and weighted kappa. Psychological bulletin, 72, 323.

Friedman, J., Hastie, T. and Tibshirani, R. 2000. Additive logistic regression: a statistical view of boosting (with discussion and a rejoinder by the authors). The annals of statistics, 28, 337-407.

Garosi, Y., Sheklabadi, M., Conoscenti, C., Pourghasemi, H.R., Van Oost, K., 2019. Assessing the performance of GIS-based machine learning models with different accuracy measures for determining susceptibility to gully erosion. Science of The Total Environment 664, 1117-1132.

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.

Grunwald, S. 2009. Multi-criteria characterization of recent digital soil mapping and modeling approaches. *Geoderma*, 152, 195-207.

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

Hassink, J. 1992. Effects of soil texture and structure on carbon and nitrogen mineralization in grassland soils. *Biology and Fertility of Soils*, 14, 126-134.

Hengl, T., Heuvelink, G. B., Kempen, B., Leenaars, J. G., Walsh, M. G., Shepherd, K. D., Sila, A., MacMillan, R. A., de Jesus, J. M. and Tamene, L. 2015. Mapping soil properties of Africa at 250 m resolution: Random forests significantly improve current predictions. *PLoS One*, 10, e0125814.

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, 417-427.

IUSS working group WRB, 2014. 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. 106FAo, Rome.

Jafari, A., Ayoubi, S., Khademi, H., Finke, P. and Toomanian, N. 2013. Selection of a taxonomic level for soil mapping using diversity and map purity indices: a case study from an Iranian arid region. *Geomorphology*, 201, 86-97.

Jafari, A., Finke, P., Vande 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.

Jafari, A., Khademi, H., Finke, P. A., Van de Wauw, J. and Ayoubi, S. 2014. Spatial prediction of soil great groups by boosted regression trees using a limited point dataset in an arid region, southeastern Iran. *Geoderma*, 232, 148-163.

Martin, M., Wattenbach, M., Smith, P., Meersmans, J., Jolivet, C., Boulonne, L. and Arrouays, D. 2010. Spatial distribution of soil organic carbon stocks in France: Discussion paper. *Biogeosciences Discussions*.

McBratney, A. B., Santos, M. M. and Minasny, B. 2003. On digital soil mapping. *Geoderma*, 117, 3-52.

Mirakzehi, K., Pahlavan-Rad, M. R., Shahriari, A. and Bameri, A. 2018. Digital soil mapping of deltaic soils: A case of study from Hirmand (Helmand) river delta. *Geoderma*, 313, 233-240.

Oberthür, T., Dobermann, A. and Neue, H. 1996. How good is a reconnaissance soil map for agronomic purposes? *Soil use and management*, 12, 33-43.

Pahlavan-Rad, M.R., Akbarimoghaddam, A., 2018. Spatial variability of soil texture fractions and pH in a flood plain (case study from eastern Iran). *Catena* 160, 275-281.

Pahlavan Rad, M., Toomanian, N., Khormali, F., Brungard, C. W., Komaki, C. B. and Bogaert, P. 2014. Updating soil survey maps using random forest and conditioned Latin hypercube sampling in the loess derived soils of northern Iran. *Geoderma*, 232, 97-106.

Schaetzl, R. and Anderson, S. 2005. Soils, paleosols, and environmental reconstruction. *Soils: Genesis and Geomorphology*, 632-641.

Schillaci, C., Acutis, M., Lombardo, L., Lipani, A., Fantappie, M., Märker, M. and Saia, S. 2017. Spatio-temporal topsoil organic carbon mapping of a semi-arid Mediterranean region: The role of land use, soil texture, topographic indices and the influence of remote sensing data to modelling. *Science of The Total Environment*, 601, 821-832.

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

Stum, A. K., Boettinger, J., White, M. and Ramsey, R. 2010. Random forests applied as a soil spatial predictive model in arid Utah. In: *Digital soil mapping*. Springer, pp. 179-190.

Wang, D. and Laffan, S. 2009. Characterisation of valleys from DEMs. In: Proceedings of 18th World IMACS/MODSIM Congress. IMACS, MSSANZ. Cairns, pp. 2014-2020.

Whiteway, T. G., Laffan, S. W. and Wasson, R. J. 2004. Using sediment budgets to investigate the pathogen flux through catchments. *Environmental management*, 34, 516-527.

Zeraatpisheh, M., Ayoubi, S., Jafari, A. and 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.

Zeraatpisheh, M., Ayoubi, S., Brungard, C.W., Finke, P., 2019a. Disaggregating and updating a legacy soil map using DSMART, fuzzy c-means and k-means clustering algorithms in Central Iran. *Geoderma* 340, 249-258.

Zeraatpisheh, M., Ayoubi, S., Jafari, A., Tajik, S., Finke, P., 2019b. Digital mapping of soil properties using multiple machine learning in a semi-arid region, central Iran. *Geoderma* 338, 445-452.

Ziadat, F. M. 2007. Land suitability classification using different sources of information: Soil maps and predicted soil attributes in Jordan. *Geoderma*, 140, 73-80.



ISSN 2251-7480

Digital Soil Mapping of Soil Classes in Floodplain and Low Relief Lands (Case Study: Hirmand County)

Seyed Javad Forghani¹, Mohammad Reza Pahlavan-Rad^{2*}, Mehrdad Esfandiari³ and Ali Mohammadi Torkashvand⁴

1) PhD student, Department of Soil Science, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

2*) Assistant professor, Soil and Water Research Department, Golestan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Gorgan, Iran.

Corresponding author email: pahlavanrad@gmail.com

3) Assistant professor, Department of Soil Science, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

4) Associate professor, Department of Soil Science, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

Received: 17-11-2018

Accepted: 01-07-2020

Abstract

This study was conducted in order to digital mapping soil classes according to WRB system was conducted by boosted regression tree (BRT) method on about 60.000 hectares of Hirmand county lands. 108 soil profiles were dug and soil profiles were sampled and described based on WRB system. Twenty environmental covariates were used as estimators for soil mapping including terrain attributes and remote sensing covariates. Results showed that the young soil covered the study area and mostly influenced by flood sediment which classified as Fluvisol and Cambisol groups and Solonchak group in salt -affected area. The variable importance showed that the environmental attributes such as Multi-resolution Valley Bottom Flatness Index (MrVBF), Valley Depth, Convergence Index, Catchment Area and Salinity Index (NDSI) had the highest importance among all covariates for two levels of WRB prediction. The validation results showed that the BRT model could predict WRB1 and WRB2 levels with overall accuracy of 47 and 25%, respectively, and also from WRB1 to WRB2 levels the accuracy decreased. In low relief area and young soil that the low soils variability, digital soil mapping approach could be useful, efficient, and fast technique to produce and predict soil classes map.

Keywords: Boosted regression tree; Digital soil mapping; Environmental variables; WRB classification.