شانزدهمین کنگره علوم خاک ایران

دانشگاه زنجان، ۵ تا ۷ شهریور ۱۳۹۸

محور مقاله: کیفیت خاک و مدیریت پایدار خاک

تعیین بهترین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده برای نقشه‌برداری رقومی کربن آلی خاک

الهام علی‌دوست[۱*]، مجید افیونی[۲]، محمدعلی حاج‌عباسی[۲]، سعید پورمنافی[۳]، مجتبی زراعت‌پیشه[۴]

[۱] فارغ‌التحصیل دکتری گروه علوم خاک دانشکده کشاورزی، دانشگاه صنعتی اصفهان

[۲] استاد گروه علوم خاک دانشکده کشاورزی، دانشگاه صنعتی اصفهان

[۳] استادیار گروه محیط زیست دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه صنعتی اصفهان

[۴] استادیار گروه علوم خاک، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان، ملاثانی

چکیده

اتخاذ استراتژی‌های مدیریت پایدار اراضی، مستلزم شناخت توزیع مکانی کربن آلی خاک است. در این زمینه، استفاده از روش نقشه‌برداری رقومی کربن آلی خاک با تکیه بر تکنیک‌های یادگیری ماشین به‌طور گسترده‌ای مورد توجه قرار گرفته است. یکی از گام‌های اساسی در کاربرد این روش، تعیین متغیرهای بهینه پیش‌بینی‌کننده کربن آلی خاک است. به‌منظور بررسی اثر نوع متغیرهای پیش‌بینی‌کننده کربن آلی خاک بر دقت نتایج مدل‌سازی، ۱۰۰ نمونه خاک از حوضه آبخیز لردگان واقع در استان چهارمحال و بختیاری جمع‌آوری شده و ویژگی‌های خاکی مربوطه اندازه‌گیری شد. همچنین پارامترهای توپوگرافی از نقشه مدل رقومی ارتفاع، ویژگی‌های بازتابی از تصاویر لندست ۸ و داده‌های اقلیمی از ایستگاه‌های هواشناسی بدست آمدند. به‌منظور پیش‌بینی مقدار کربن آلی خاک، ویژگی‌های ذکر شده پس از دسته‌بندی، به‌صورت جداگانه وارد مدل جنگل تصادفی شدند. نتایج نشان داد که بهترین خروجی‌های مدل در صورت استفاده هم‌زمان از انواع ویژگی‌های توپوگرافی، بازتابی، اقلیمی و متغیرهای کمکی خاکی بدست می‌آید. مهم‌ترین متغیرهای وارد شده در ساختار مدل شامل دما، MSAVI، ارتفاع، باند ۶ تصویر لندست ۸، درصد شن خاک و چگالی ظاهری بودند. بنابراین استفاده از مجموعه‌ای از متغیرهای پیش‌بینی‌کننده کربن آلی با ماهیت متفاوت، در نقشه‌برداری رقومی کربن آلی خاک مورد تاکید قرار می‌گیرد.

کلمات کلیدی: مدل جنگل تصادفی، تصاویر لندست ۸، شاخص‌های توپوگرافی، ویژگی‌های اقلیمی، MSAVI.

مقدمه

روش‌های موجود پایش کربن آلی خاک بر نمونه‌برداری منظم ویژگی‌های خاک و تکرار آن در طول زمان، استوار است. این روش، وقت‌گیر و دشوار بوده و نتایج آن‌ها از نظر مکانی گسسته است. بنابراین یکی از چالش‌های مهم جامعه خاک‌شناسی، پیش‌بینی دقیق ویژگی‌های خاک از جمله کربن آلی بر اساس اطلاعات محدود نقطه‌ای و دانش قبلی پیرامون روابط خاک و محیط است. در دهه‌های گذشته پژوهشگران فراوانی به‌منظور پیش-بینی ویژگی‌های خاک در مکان‌های نمونه‌برداری نشده، انواع روش‌های درون‌یابی را توسعه داده‌اند. امروزه توسعه سریع کامپیوترها و فناوری اطلاعات در کنار دسترسی به انواع داده‌های سنجش از دور و مدل‌های رقومی ارتفاع، باعث شده است که روش‌های درون‌یابی به تدریج جای خود را به تکنیک‌های سریع، مقرون به صرفه و قابل تکرار برای تخمین ویژگی‌های خاک دهند. به‌منظور دستیابی به اطلاعات کمّی پیوسته درباره ویژگی‌های خاک، McBratney و همکاران (۲۰۰۳) نقشه‌برداری رقومی خاک (Digital Soil Mapping; DMS) را پیشنهاد دادند. در نقشه‌برداری رقومی خاک فرض می-شود که ویژگی مورد بررسی خاک (متغیر هدف) با متغیرهای کمکی خاکی یا محیطی قابل تشخیص و زودیافت ارتباط دارد. بنابراین می‌توان ویژگی هدف را با استفاده از روابط به‌دست آمده بین آن ویژگی و متغیرهای کمکی، پیش‌بینی کرد.

یکی از منابع ارزشمند اطلاعاتی در نقشه‌برداری رقومی کربن آلی خاک، تصاویر ماهواره‌ای هستند که در طول زمان ثبت شده‌اند و می‌توان با استفاده از آن‌ها، اطلاعاتی درباره وضعیت خاک در حال و گذشته کسب کرد. پژوهش‌های اولیه سنجش از دور نشان دادند که در اثر افزایش کربن آلی خاک، به‌طور کلی مقدار انعکاس طیف الکترومغناطیس در محدوده نور مرئی، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز طول موج کوتاه کاهش می‌یابد (Croft و همکاران، ۲۰۱۲). در بحث نقشه‌برداری رقومی کربن آلی خاک، تعدادی از مطالعات تنها از ویژگی‌های طیفی ثبت شده در تصاویر ماهواره‌ای استفاده کرده‌اند (Anne و همکاران، ۲۰۱۴؛ Vågen و همکاران، ۲۰۱۳). در بعضی از پژوهش‌ها نیز بر استفاده از ویژگی‌های توپوگرافی اکتفا شده است (باقری بداغ‌آبادی و همکاران، ۱۳۹۰؛ میرزایی و همکاران، ۱۳۹۵). این در حالی است که در مقیاس‌های حوضه‌ای و بزرگ‌تر، ترکیبی از شرایط توپوگرافی، نوع خاک و فرآیندهای بیولوژیکی باعث تغییرات زمانی و مکانی کربن آلی خاک می‌گردند (Dlugoß و همکاران، ۲۰۱۰). بنابراین علاوه بر ویژگی‌های بازتابی

* ایمیل نویسنده مسئول: elham.alidoust@gmail.com

ثبت‌شده در تصاویر ماهواره‌ای، استفاده هم‌زمان از ویژگی‌های کمکی دیگر مانند ویژگی‌های توپوگرافی، پارامترهای اقلیمی و ویژگی‌های خاکی سهل-الوصول در صورت وجود، دقت پیش‌بینی مقدار کربن آلی خاک را افزایش می‌دهد. دسترسی به آرشیو تصاویر ماهواره‌ای و داده‌های اقلیمی بلندمدت، بررسی تغییرات زمانی کربن آلی خاک را مقدور می‌کند. پژوهش‌های متعددی با استفاده از این ویژگی‌ها و روش‌های مختلف داده‌کاوی، مقدار کربن آلی خاک را پیش‌بینی کرده و نقشه رقومی آن را تولید کرده‌اند (Were و همکاران، ۲۰۱۵؛ Yang و همکاران، ۲۰۱۶؛ Vašát و همکاران، ۲۰۱۷).

تکنیک‌های آماری بسیاری در نقشه‌برداری رقومی کربن آلی خاک مورد استفاده قرار گرفته‌اند. از جمله این تکنیک‌ها می‌توان به روش‌های درون‌یابی مانند کریجینگ (Cambule و همکاران، ۲۰۱۴) و نیز تکنیک‌های جدید یادگیری ماشین مانند شبکه عصبی مصنوعی (Li و همکاران، ۲۰۱۳)، ماشین بردار پشتیبان (Viscarra Rossel and Behrens, 2010) و جنگل تصادفی (Vågen و همکاران، ۲۰۱۳) اشاره کرد که به‌منظور تهیه نقشه کربن آلی خاک مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

علیرغم پیشرفت‌های فراوان در به‌کارگیری انواع مدل‌های یادگیری ماشین، هنوز چالش‌های روش‌شناختی در این زمینه وجود دارد. این مسائل به‌ویژه در مناطق ناهمگون که روابط متفاوتی بین کربن آلی خاک و متغیرهای محیطی وجود دارد، بیشتر دیده می‌شود (Song و همکاران، ۲۰۱۶). یکی از چالش‌های نقشه‌برداری رقومی کربن آلی خاک، انتخاب بهترین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده مقدار کربن آلی خاک است. بنابراین هدف این پژوهش مقایسه ترکیب‌های مختلف متغیرهای پیش‌بینی‌کننده شامل ویژگی‌های توپوگرافی، ویژگی‌های بازتابی، خصوصیات اقلیمی و خاکی و تعیین بهترین ترکیب متغیرهای پیش‌بینی‌کننده کربن آلی خاک در یک منطقه نیمه‌خشک است.

مواد و روش‌ها

این پژوهش در بخشی از حوضه آبخیز لردگان با مساحت تقریبی ۳۸۵ کیلومترمربع در حدفاصل عرض جغرافیایی ۳۱ درجه و ۲۳ دقیقه تا ۳۱ درجه و ۳۸ دقیقه شمالی و طول جغرافیایی ۵۰ درجه و ۱۳ دقیقه تا ۵۱ درجه و ۵۶ دقیقه شرقی و در ارتفاع متوسط ۲۳۰۰ متری از سطح دریا انجام شد. میانگین دمای سالانه منطقه ۱۴/۹ درجه سلسیوس و میانگین بارش سالانه آن ۶۵۰ میلی‌متر است که حداکثر مقدار بارش در ماه‌های آبان تا بهمن رخ می‌دهد. رژیم رطوبتی و حرارتی منطقه به‌ترتیب زریک و مزیک است. کاربری اراضی منطقه مورد مطالعه شامل چهار کاربری مرتع، جنگل، دیم‌زار و کشت آبی بود که نمونه‌های خاک متناسب با وسعت هر یک از کاربری‌ها و به‌روش تصادفی از سه لایه ۵-۰، ۱۵-۵ و ۳۰-۱۵ سانتیمتری برداشت شدند. نمونه‌برداری مجموعا از ۱۰۰ نقطه و در دو فصل بهار و پاییز سال ۱۳۹۳ همزمان با عبور ماهواره لندست از فراز منطقه انجام شد. هر یک از نمونه‌ها در هر لایه، از چهارگوشه مربعی به ابعاد تقریبی ۳۰ متر برداشت شده و پس از مخلوط کردن آن‌ها، یک نمونه مرکب که معرف شرایط آن منطقه باشد، به آزمایشگاه منتقل شد.

متغیرهای مورد استفاده در چهار دسته قرار گرفتند که شامل ویژگی‌های خاک، داده‌های استخراج شده از تصویر ماهواره‌ای، متغیرهای توپوگرافی و فاکتورهای اقلیمی بودند. ویژگی‌های خاک شامل کربن آلی، جرم مخصوص ظاهری و بافت خاک در ۳۰۰ نمونه خاک، اندازه‌گیری شده و از میانگین وزنی ویژگی‌های ذکر شده در هر نقطه به‌منظور دستیابی به مقدار آن ویژگی در لایه ۳۰-۰ سانتی‌متر استفاده شد. متغیر پیش‌بینی در این بخش چگالی کربن آلی خاک (تن بر هکتار) بود که مقدار آن بر اساس عمق، چگالی ظاهری و مقدار سنگریزه اصلاح شد (Poeplau و همکاران، ۲۰۱۷).

ویژگی‌های بازتابی مورد نظر از تصاویر سنجنده OLI لندست ۸ استخراج شد. مجموعه ماهواره‌های لندست از سال ۱۹۷۲ و لندست ۸ از سال ۲۰۱۳ در مدار زمین مستقر شده و هر ۱۶ روز یک‌بار تصاویر چندطیفی، با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر و کیفیت بالا از سطح زمین ثبت می‌کند. این تصاویر به صورت رایگان در دسترس بوده و در پژوهش‌های منابع طبیعی به طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرند. متغیرهای بدست آمده از تصاویر ماهواره-ای شامل ۷ باند ثبت‌شده در تصویر، شاخص تفاضل نرمال‌شده پوشش گیاهی (NDVI) و شاخص گیاهی تعدیل‌کننده اثرات خاک اصلاح‌شده (MSAVI) بودند. متغیرهای توپوگرافی مورد استفاده شامل ارتفاع، شیب (٪)، جهت شیب (درجه)، فاکتور طول شیب، شاخص همگرایی، انحنای کلی و شاخص نمناکی بودند که از نقشه مدل رقومی ارتفاع (DEM) با دقت ۳۰ متر و در نرم‌افزار SAGA بدست آمدند.

داده‌های اقلیمی شامل میانگین مقدار دمای ماهانه و مجموع بارش سالانه بود که از آمار پنج سال منتهی به زمان نمونه‌برداری از خاک استفاده شد. اطلاعات اقلیمی از ایستگاه‌های هواشناسی اطراف حوضه مورد مطالعه دریافت شده و با استفاده از روش درون‌یابی IDW، مقدار دما و بارش برای کل حوضه مورد مطالعه محاسبه شده و مقادیر متناظر برای هر یک از نقاط نمونه‌برداری استخراج شد.

در این پژوهش از مدل جنگل تصادفی با تخمین‌گر خطای ارزیابی متقابل به روش K-Fold با ۲۰ دسته به‌منظور پیش‌بینی مقادیر کربن آلی خاک استفاده شد. به‌طوری‌که مدل، برای ترکیب‌های مختلف متغیرها اجرا شده و کارایی آن بر اساس شاخص‌های خطای ریشه میانگین مربعات خطا

(RMSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE) و ضریب تبیین (R^2) ارزیابی شده و ترکیبات مختلف مورد مقایسه قرار گرفتند. به‌منظور بررسی وجود هم-خطی بین متغیرهای مورد استفاده از جدول همبستگی و عامل تورم واریانس (Variance Inflation Factor) استفاده شد. به‌طوری‌که متغیرهایی که ضریب همبستگی بین آنها بیشتر از ۰/۸ بوده و عامل تورم واریانس‌شان بیشتر از ۱۰ بود کنار گذاشته شدند (Hair و همکاران، ۱۹۹۸). در این پژوهش، پردازش‌های آماری در نرم افزار SPSS20، درون‌یابی‌ها با استفاده از نرم‌افزار SAGA6.2.0 و مراحل مدل‌سازی در نرم‌افزار R 3.5.1 و با استفاده از بسته Caret انجام شد.

مقدار چگالی کربن آلی خاک در ۶ حالت و با استفاده از مدل جنگل تصادفی مورد پیش‌بینی قرار گرفت. در سه حالت اول، متغیرهای توپوگرافی، بازتابی و اقلیمی به صورت جداگانه وارد مدل شدند. در حالت چهارم مجموعه‌ای از متغیرهای توپوگرافی، بازتابی و اقلیمی مورد سنجش قرار گرفتند. در حالت پنجم علاوه بر متغیرهای ذکر شده، از ویژگی‌های کمکی خاکی نیز استفاده شد. در حالت ششم، مجموعه متغیرهای مورد استفاده در حالت پنجم از نظر وجود هم خطی مورد بررسی قرار گرفته و متغیرهای برگزیده وارد مدل جنگل تصادفی شدند.

نتایج و بحث

بررسی ویژگی‌های توصیفی متغیرهای مورد استفاده برای پیش‌بینی کربن آلی خاک نشان داد که مقدار چگالی کربن آلی در ۳۰ سانتی‌متر فوقانی خاک، بین ۱۲ تا ۹۰ تن بر هکتار متغیر است. ضریب تغییرات چگالی کربن آلی خاک (۴۳/۹ درصد) زیاد بود که نشان‌دهنده بازه وسیع مقادیر کربن آلی خاک در حوضه مورد مطالعه است. تغییرات زیاد چگالی کربن آلی خاک در منطقه، ممکن است به‌علت فاکتورهای محیطی مانند اقلیم، پوشش گیاهی و توپوگرافی و همچنین خطای اندازه‌گیری باشد (Were و همکاران، ۲۰۱۵).

پس از دسته‌بندی متغیرها، چگالی کربن آلی خاک با استفاده از مدل جنگل تصادفی برای هر دسته از متغیرها به‌صورت جداگانه پیش‌بینی شد. جدول ۱ خلاصه نتایج اعتبارسنجی مدل جنگل تصادفی را به روش ارزیابی متقابل برای هر یک از حالت‌ها نشان می‌دهد.

جدول ۱- شاخص‌های ارزیابی مدل پیش‌بینی‌کننده چگالی کربن آلی خاک (تن بر هکتار)

ردیف	نوع متغیرها	تعداد متغیر	RMSE	MAE	R^2
۱	متغیرهای توپوگرافی	۷	۱/۴۱۹	۱/۳۳۴	۰/۴۴
۲	متغیرهای بازتابی	۹	۱/۴۳۰	۱/۳۳۸	۰/۴۲
۳	متغیرهای اقلیمی	۲	۱/۴۳۳	۱/۳۶۲	۰/۳۹
۴	توپوگرافی+بازتابی+اقلیمی	۱۸	۱/۳۶۳	۱/۲۹۰	۰/۵۸
۵	همه متغیرها	۲۱	۱/۳۴۷	۱/۲۷۳	۰/۶۱
۶	متغیرهای برگزیده	۱۳	۱/۳۴۵	۱/۲۶۸	۰/۶۴

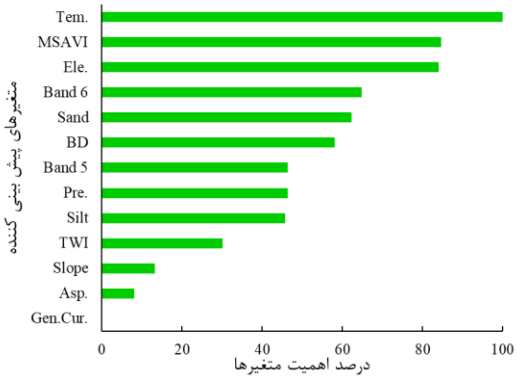
نتایج نشان داد که زمانی که تنها از یک دسته خاص از ویژگی‌های پیش‌بینی‌کننده کربن آلی خاک استفاده می‌شود، ضریب تبیین مدل کاهش یافته و خطای آن افزایش می‌یابد (حالت‌های ۱ تا ۳، جدول ۱). این یافته درباره همه ویژگی‌های توپوگرافی، بازتابی و اقلیمی صدق می‌کند و اختلاف ناچیزی بین نتایج سه روش مشاهده می‌شود. ضعیف‌ترین نتایج مربوط به متغیرهای اقلیمی است که به‌نظر می‌رسد در شرایط منطقه مطالعاتی، ویژگی-های اقلیمی تاثیرگذاری کمتری در مقایسه با سایر متغیرهای مورد استفاده بر مقدار کربن آلی خاک دارند. در هنگام استفاده هم‌زمان از سه دسته ویژگی‌های ذکر شده، ضریب تبیین مدل تا ۰/۵۸ افزایش یافته و خطای آن تاحدی کاهش می‌یابد (حالت ۴، جدول ۱). در صورتی‌که علاوه بر متغیرهای توپوگرافی، بازتابی و اقلیمی که از جمله متغیرهای زودیافت هستند، از سایر ویژگی‌های خاکی اندازه‌گیری شده به‌عنوان متغیرهای کمکی در پیش‌بینی کربن آلی خاک استفاده شود، کیفیت مدل‌سازی افزایش می‌یابد. به‌طوری‌که ضریب تبیین مدل تا ۰/۶۱ افزایش یافته و خطای آن نسبت به حالت‌های قبل، کاهش می‌یابد. در پژوهش Huang و همکاران (۲۰۰۷) نیز استفاده از متغیرهای کمکی مانند رطوبت و بافت خاک در کنار ویژگی‌های بازتابی ثبت شده توسط ماهواره، باعث بهبود پیش‌بینی مقدار کربن آلی خاک شد (حالت ۵، جدول ۱).

نتایج پردازش‌های آماری نشان داد که اگر قبل از ورود به مرحله مدل‌سازی، رابطه بین متغیرهای مستقل مورد بررسی قرار گرفته و متغیرهایی که دارای هم‌خطی هستند کنار گذاشته شوند، تعداد متغیرهای پیش‌بینی‌کننده کاهش یافته و کیفیت نتایج مدل‌سازی نسبت به حالتی که از همه متغیرها استفاده شود، بهتر خواهد شد. پس از حذف متغیرهای دارای هم‌خطی، نهایتا ۱۳ متغیر شامل جرم مخصوص ظاهری، درصد شن، درصد سیلت، دما، بارش، ارتفاع، شیب، جهت شیب، انحنای کلی، شاخص نمناکی، باند ۵ و ۶ سنجنده لندست ۸ و MSAVI وارد مرحله مدل‌سازی شدند. مدل جنگل

تصادفی در هنگام استفاده از این ۱۳ متغیر به‌منظور پیش‌بینی چگالی کربن آلی خاک، دارای ضریب تبیین ۰/۶۴ و خطای نسبتا کمتری در مقایسه با سایر حالت‌ها بود (حالت ۶، جدول ۱).

این نتایج نشان می‌دهد که ماهیت متغیرهای ورودی به مدل، نقش مهمی در کیفیت خروجی‌های آن دارد. با اینکه هر یک از دسته متغیرهای مورد بررسی مانند فاکتورهای اقلیمی و توپوگرافی به‌تنهایی نیز قادر به پیش‌بینی قابل قبول کربن آلی خاک بودند، اما ترکیب متغیرهای پیش‌بینی‌کننده با ماهیت متفاوت باعث بهبود نتایج مدل‌سازی شد. با توجه به این نتایج می‌توان گفت که تجمع کربن آلی در خاک تابع مجموعه‌ای از عوامل توپوگرافی، اقلیمی، خاکی و نیز برهم‌کنش بین آنها است. بطوری‌که با استفاده همزمان از این متغیرها، به‌شکل بهتری می‌توان مقدار کربن آلی خاک را تبیین کرد. همچنین نتایج به‌دست آمده اثر مثبت انجام پیش‌پردازش‌های آماری، قبل از مرحله مدل‌سازی را نشان می‌دهد. به‌منظور کاهش تعداد متغیرهای ورودی در برخی از پژوهش‌های مشابه، از روش‌های دیگری مانند PCA استفاده شده است (Jague و همکاران، ۲۰۱۶).

بررسی اهمیت متغیرها در مدل‌سازی، هنگامی که از متغیرهای برگزیده به‌منظور پیش‌بینی کربن آلی خاک استفاده شد، نشان داد که متغیرهای دما، MSAVI، ارتفاع، باند ۶ تصویر لندست ۸، درصد شن خاک و چگالی ظاهری خاک دارای بیش‌ترین اهمیت هستند و سایر متغیرها در مراتب بعدی جای گرفتند (شکل ۱). دستیابی به این ترکیب متغیرها، اهمیت هم‌زمان ویژگی‌های اقلیمی، توپوگرافی، بازتابی و خاکی را در پیش‌بینی موفق چگالی کربن آلی خاک نشان می‌دهد.



شکل ۱- اهمیت متغیرهای به‌کار رفته در مدل جنگل تصادفی در هنگام استفاده از متغیرهای برگزیده

به‌نظر می‌رسد که در فضای چندبعدی متغیرهای پیش‌بینی‌کننده، فاکتورهای دما، MSAVI و ارتفاع نقش مهمی در روند مدل‌سازی داشته‌اند و به‌عنوان مهم‌ترین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده چگالی کربن آلی خاک انتخاب شده‌اند. بررسی رابطه بین این متغیرها و چگالی کربن آلی خاک حاکی از وجود همبستگی معنی‌دار بین آنهاست. به‌طوری‌که همبستگی‌های معنی‌داری در سطح احتمال ۰/۰۱ بین چگالی کربن آلی خاک با دما (۰/۴۳)، ارتفاع (۰/۵۳-) و MSAVI (۰/۴۶) دیده شد (جدول همبستگی ارائه نشده است). افزایش ارتفاع در منطقه، با کاهش معنی‌دار دمای هوا و نیز نامساعد بودن سایر شرایط برای تولید و تجمع ماده آلی در خاک منطقه مورد مطالعه همراه است. از جمله این شرایط نامساعد می‌توان به کمبود آب، عمق کم خاک، شیب‌دار بودن اراضی و فرسایش خاک اشاره کرد که رشد گیاهان و تولید توده زیستی را محدود می‌کنند. ماهیت شاخص MSAVI مشابه NDVI بوده و علاوه بر اینکه یک شاخص گیاهی است، اثر خاک زمینه را نیز در نظر می‌گیرد. انتخاب شاخص MSAVI نشان‌دهنده این است که نوع پوشش گیاهی تاثیر زیادی بر مقدار چگالی کربن آلی خاک دارد و شاخص‌های گیاهی مانند NDVI و MSAVI معمولاً پیش‌بینی‌کننده‌های خوبی در این زمینه می‌باشند که در پژوهش‌های بسیاری به‌عنوان یکی از متغیرهای پیش‌بینی‌کننده مهم کربن آلی خاک انتخاب شده‌اند (Minasny و همکاران ۲۰۱۳؛ Liu و همکاران ۲۰۱۳).

با استفاده از متغیرهای برگزیده و با توجه به ساختار به‌دست آمده در این پژوهش، مدل جنگل تصادفی توانست ۶۴ درصد از تغییرات چگالی کربن آلی خاک را با خطای ۱/۳۴۵ تن بر هکتار، تبیین کند. در پژوهش مشابهی که از این مدل برای پیش‌بینی کربن آلی خاک در فلات تبت در چین استفاده شده بود، مقادیر ضریب تبیین و RMSE به‌ترتیب برابر با ۰/۶۸ و ۳/۲۳ گرم بر کیلوگرم به‌دست آمد (Yang و همکاران ۲۰۱۶). همچنین Were و همکاران (۲۰۱۵) به‌منظور پیش‌بینی چگالی کربن آلی خاک در نروژ از سه مدل شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی استفاده کردند که ضریب تبیین و RMSE مدل جنگل تصادفی در پژوهش آن‌ها برابر با ۰/۵۳ و ۱۷/۵۷ تن بر هکتار بود. در مطالعه Rodriguez-Galiano و همکاران

(۲۰۱۵) نیز مدل جنگل تصادفی توانست نتایج را با کم‌ترین خطا نسبت به مدل‌های شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان و درخت رگرسیون پیش‌بینی کند.

نتیجه‌گیری

انتخاب متغیرهای پیش‌بینی کننده مناسب، یکی از گام‌های مهم در نقشه‌برداری رقومی ویژگی‌های خاک و به‌ویژه کربن آلی خاک است. مقایسه اثر نوع متغیرهای پیش‌بینی‌کننده بر نتایج مدل‌سازی مقدار کربن آلی خاک نشان داد که استفاده توأمان از چند دسته متغیر شامل ویژگی‌های توپوگرافی، بازتابی، اقلیمی و خاکی، و همچنین پیش‌پردازش و حذف متغیرهای دارای هم‌خطی شدید، باعث بهبود کیفیت مدل‌سازی خواهد شد. بررسی اهمیت متغیرهای مورد استفاده در مدل جنگل تصادفی نیز نشان داد که متغیرهای دما، MSAVI، ارتفاع، باند ۶ تصویر لندست ۸، درصد شن و چگالی ظاهری خاک به‌عنوان مهم‌ترین متغیرها در ساختار مدل وارد شدند. این مشاهده بر اهمیت استفاده از مجموعه‌ای از متغیرهای پیش‌بینی‌کننده با ماهیت متفاوت به‌جای تاکید بر استفاده از یک نوع پیش‌بینی‌کننده اشاره دارد.. بنابراین پیشنهاد می‌گردد در پژوهش‌های نقشه‌برداری رقومی کربن آلی خاک، از ویژگی‌های پیش‌بینی‌کننده با ماهیت متفاوت در مرحله مدل‌سازی استفاده شود تا اثرات کلیه فاکتورهای محیطی تجمیع شده و اطلاعات دقیق‌تری درباره توزیع مکانی کربن آلی خاک به‌دست بیاید.

منابع

باقری بداغ آبادی م.، صالحی م.ح.، محمدی ج.، تومانیان ن.، اسفندیارپور بروجنی ع. ۱۳۹۰. کارآیی مدل رقومی ارتفاع و مشتقات آن در نقشه‌برداری خاک با استفاده از مدل استنتاجی خاک-سرزمین (SoLIM). نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی، ۲۵ (۵)، ۱۱۱۸-۱۱۰۶.

میرزایی س.، قربانی دشتکی ش.، محمدی ج.، اسدی ح.، اسدزاده ف. ۱۳۹۵. برآورد ماده آلی و رس خاک با استفاده از مدل رقومی ارتفاع. نشریه پژوهش‌های خاک، ۳۰ (۱)، ۷۰-۶۱.

Anne, N. J. P., Abd-Elrahman, A. H., Lewis, D. B. and Hewitt, N. A. 2014. Modeling soil parameters using hyperspectral image reflectance insubtropical coastal wetlands. Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf. 33: 47–56.

Cambule, A. H., Rossiter, D. G., Stoorvogel, J. J. and Smaling, E. M. A. 2014. Soil organic carbon stocks in the limpopo national park, mozambique: amount, spatial distribution and uncertainty. Geoderma 213: 46–56.

Croft, H., Kuhn, N. J. and Anderson, K. 2012. On the use of remote sensing techniques for monitoring spatio-temporal soil organic carbon dynamics in agricultural systems. Catena 94: 64–74.

Dlugoß, V., Fiener, P. and Schneider, K. 2010. Layer-specific analysis and spatial prediction of soil organic carbon using terrain attributes and erosion modeling. Soil Sci. Soc. Am. J. 74: 922–935.

Hair J.F., Anderson R.E., Tatham R.L. and Black W.C. 1998. Multivariate Data Analysis. Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey.

Huang, X., Senthilkumar, S., Kravchenko, A., Thelen, K. and Qi, J. 2007. Total carbon mapping in glacial till soils using near-infrared spectroscopy, Landsat imagery and topographical information. Geoderma 141: 34-41.

Jague, E. A., Sommer, M., Saby, N. P., Cornelis, J. T., Van Wesemael, B., and Van Oost, K. 2016. High resolution characterization of the soil organic carbon depth profile in a soil landscape affected by erosion. Soil and Tillage Research, 156: 185–193.

Li, Q., Yue, T., Wang, C., Zhang, W., Yu, Y., Li, B., Yang, J. and Bai, G. 2013. Spatially distributed modeling of soil organic matter across China: an application of artificial neural network approach. Catena 104: 210–218.

Liu, F., Zhang, G.-L., Sun, Y.-J., Zhao, Y.-G. and Li, D.-C. 2013. Mapping the Three-Dimensional Distribution of Soil Organic Matter across a Subtropical Hilly Landscape. Soil Sci. Soc. Am. J. 77: 1241. doi: 10.2136/sssaj2012.0317.

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

Minasny, B., McBratney, A. B., Malone, B. P. and Wheeler, I. 2013. Digital Mapping of Soil Carbon. In: Advances in Agronomy. vol. 118. Academic Press. pp. 1–47.

Poeplau, C., Vos, C. and Don, A. 2017. Soil organic carbon stocks are systematically overestimated by misuse of the parameters bulk density and rock fragment content. Soil 3: 61–66.

Rodriguez-Galiano, V., Sanchez-Castillo, M., Chica-Olmo, M. and Chica-Rivas, M. 2015. Machine learning predictive models for mineral prospectivity: An evaluation of neural networks, random forest, regression trees and support vector machines. Ore Geol. Rev. 71: 804–818.

Song, X. D., Brus, D. J., Liu, F., Li, D. C., Zhao, Y. G., Yang, J. L. and Zhang, G. L. 2016. Mapping soil organic carbon content by geographically weighted regression: A case study in the Heihe River Basin, China. Geoderma 261: 11–22.

Vågen, T. G. and Winowiecki, L. A. 2013. Mapping of soil organic carbon stocks for spatially explicit assessments of climate change mitigation potential. Environ. Res. Lett. 8: 15011.

Vašát, R., Kodešová, R. and Borůvka, L. 2017. Ensemble predictive model for more accurate soil organic carbon spectroscopic estimation. Comput. Geosci. 104: 75–83.

Viscarra Rossel, R. A. and Behrens, T. 2010. Using data mining to model and interpret soil diffuse reflectance spectra. Geoderma 158: 46–54.

Were, K., Bui, D. T., Dick, Ø. B. and Singh, B. R. 2015. A comparative assessment of support vector regression, artificial neural networks, and random forests for predicting and mapping soil organic carbon stocks across an Afromontane landscape. Ecol. Indic. 52: 394–403.

Yang, R. M., Zhang, G. L., Liu, F., Lu, Y. Y., Yang, F. F., Yang, F. F., Yang, M., Zhao, Y. G. and Li, D. C. 2016. Comparison of boosted regression tree and random forest models for mapping topsoil organic carbon concentration in an alpine ecosystem. Ecol. Indic. 60: 870–878.

16th Iranian Soil Science Congress

University of Zanjan, Iran, August 27-29, 2019

Topic for submission: Soil Quality and Sustainable Soil Management

Determination of the best predictors for digital soil organic carbon mapping

Alidoust, E.[*1], S., Afyuni, M.[2], A.R., Hajabbasi, M.A.[2] Pourmanafi,. S.[3], Zeraatpisheh, M.[4]

[1] Ph.D., Soil Science Department, Faculty of Agriculture, Isfahan University of Technology, Iran

[2] Professor, Soil Science Department, Faculty of Agriculture, Isfahan University of Technology, Iran

[3] Assistant Prof., Environmental Science Department, Faculty of Natural Resources, Isfahan University of Technology, Iran

[4] Assistant Prof., Soil Science Department, Khuzestan University of agricultural sciences and natural resources, Mollasani

Abstract

Adapting sustainable land management strategies requires an understanding of the spatial distribution of SOC stocks. In this regard, the application of digital soil organic carbon mapping based on machine learning techniques has been widely considered. Determining the optimal soil organic carbon predictors is a main step in this method. To investigate the impact of the type of SOC predictors on the modeling results accuracy, 100 soil samples were collected from Lordegan watershed in Chaharmahal and Bakhtiari province and the soil attributes were measured. Also, topographic and reflectance parameters were derived from digital elevation model and Landsat 8 images respectively and climatic data were obtained from meteorological stations. In order to predict the soil organic carbon, the grouped predictors were entered to Random Forest model separately. The results showed that the best model outputs are obtained by using of all kind of the topographic, reflectance, climatic and auxiliary soil variables. The most important variables included in the model structure were temperature, MSAVI, elevation, band 6 of Landsat 8, sand content, and bulk density. Therefore, the use of a combination of predictors with a different essence is emphasized in digital soil organic carbon mapping.

Keywords: Random Forest model, Landsat 8 images, Topographic index, Climatic attributes, MSAVI.

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