

پهنه‌بندی کربن آلی خاک با استفاده از روش‌های زمین‌آماري و شبکه عصبی مصنوعی (استان کهگیلویه و بویراحمد)

پریسا لاهوتی^۱ - سید مصطفی عمادی^{۲*} - محمد علی بهمنیار^۳ - مهدی قاجار سپانلو^۴

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۷/۲۳

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۷/۳۰

چکیده

برای درک بهتر از ترسیب یا آزادسازی کربن به اتمسفر، پهنه‌بندی کربن آلی خاک برای داشتن خط مبنایی از مقدار و ذخیره آن در خاک و همچنین امکان پایش تغییرات آن در طول زمان، بسیار حائز اهمیت است. هدف اصلی این تحقیق، شناخت تغییرپذیری مقدار و ذخیره کربن آلی خاک با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و زمین‌آمار در شرق و جنوب شرق استان کهگیلویه و بویراحمد بود. نمونه‌های خاک به صورت مرکب و تصادفی از ۲۰۴ نقطه از عمق ۰-۱۵ سانتی‌متر جمع‌آوری و مقدار کربن و ذخیره کربن آلی و برخی خصوصیات خاک اندازه‌گیری شد و از شاخص پوشش گیاهی، ارتفاع، دما، بارش و شیب به‌عنوان داده‌های کمکی استفاده شد. به‌منظور تخمین نقاط در محل‌های نمونه‌برداری نشده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی (پرسترون چندلایه، MLP)، کوکریجینگ، کریجینگ معمولی و وزن‌دهی معکوس فاصله استفاده شد و از شاخص‌های آماری نظیر ضریب همبستگی (R2)، ضریب همبستگی همگام (CCC)، خطای میانگین (ME) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) برای تعیین بهترین روش استفاده شد. مقدار و ذخیره کربن آلی خاک با کاهش میانگین دما و افزایش ارتفاع، ارتقا یافت و در کاربری جنگل بیشترین مقدار بود. بهترین مدل واریوگرام برای مقدار و ذخیره کربن آلی مدل گوسی بود و روش MLP نسبت به روش‌های زمین‌آماري در تخمین مقدار و ذخیره کربن آلی خاک دقت بیشتری داشت. پهنه‌بندی حاصل از روش MLP با توجه به دقت بالای آن (RMSE = ۰/۸۵۶، ME = ۰/۱۳۳، CCC = ۰/۸۹، R2 = ۰/۶۸) و مدنظر قرار دادن عوامل زمینی، خاکی و اقلیمی، می‌تواند به‌عنوان یک نقشه مبنای برای بیان وضعیت فعلی کربن آلی در منطقه معرفی گردد.

واژه‌های کلیدی: ترسیب کربن، تغییرپذیری مکانی، مناطق خشک و نیمه‌خشک، نقشه مبنای کربن خاک

مقدمه

انتشار گازهای گلخانه‌ای دارد (۲۷). درک بهتر از مقدار و ذخیره کربن آلی خاک و تنوع مکانی آن برای استفاده از خاک و حفظ بهره‌وری آن مؤثر و ضروری می‌باشد (۱۱). لذا نقشه‌ی دقیق مقدار و ذخیره کربن آلی خاک برای داشتن خط مبنایی از وضعیت کربن آلی خاک و نظارت بر تغییرات آن در طول زمان در مقیاس‌های مختلف، برای درک مناسب از پاسخ‌های سیستم زمینی به تغییرات اقلیمی و تشخیص میزان ترسیب یا آزادسازی کربن خاک به اتمسفر مورد توجه بسیاری است. عوامل زیست‌محیطی متعددی در مقدار کربن آلی خاک نقش دارند. عوامل توپوگرافی، اقلیمی، نوع پوشش گیاهی، کاربری اراضی، بافت خاک و مدیریت انسانی از جمله این عوامل محسوب می‌شوند (۱۲ و ۳۸).

برای به حداقل رساندن وقت و هزینه جهت تهیه نقشه‌های کربن آلی خاک، لازم است از روش‌هایی استفاده شود که از کم‌ترین تعداد نمونه و آزمون خاک استفاده کند و دقت مناسبی نیز داشته باشند (۱۳). از میان روش‌های نوین و کارآمد می‌توان روش‌های زمین‌آمار و

کربن آلی خاک نقش بسیار مهمی در بهبود کیفیت و حاصلخیزی خاک‌ها در مناطق خشک دارد و از طریق تجزیه میکروبی و سایر عوامل طبیعی و غیرطبیعی دستخوش تغییرات میشود (۱۲). ذخیره کربن آلی خاک^۵ (SOC) که عمدتاً به مقدار کربن موجود در خاک به ازای سطحی مشخص از اراضی تا عمق معین بیان می‌شود (مانند کیلوگرم در هکتار)، یکی از منابع طبیعی با ارزش است که خصوصیات فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی خاک را کنترل کرده و می‌تواند موجب بهبود کیفیت خاک شود. کربن آلی خاک نقش بسیار مهمی در افزایش تولید محصولات کشاورزی، کاهش فرسایش خاک و کاهش

۱، ۲، ۳ و ۴- به ترتیب دانشجوی سابق کارشناسی ارشد، استادیار، استاد و دانشیار

گروه علوم خاک، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری

(*- نویسنده مسئول: (Email: mostafaemadi@gmail.com)

DOI: 10.22067/jsw.v32i6.67983

5- Soil Organic Carbon Density

شبکه عصبی مصنوعی^۱ (ANN) را نام برد (۳۴).

رایج‌ترین روش‌های درون‌یابی در پژوهش‌های خاک روش کریجینگ معمولی، کوکریجینگ و وزن‌دهی معکوس فاصله^۲ (IDW) هستند (۳۲). روش کریجینگ یکی از متداول‌ترین روش‌های مورد استفاده از بین تکنیک‌های تصادفی می‌باشد، این روش در پیش‌بینی خواص خاک از جمله مقدار کربن آلی خاک در مقایسه با روش‌های درون‌یابی خطی برتری دارد (۱۱). تخمین‌گر کوکریجینگ برای مواردی استفاده می‌شود که دو متغیر دارای تغییرات مکانی بوده و داده‌های کافی از متغیر اصلی در دسترس نیست. در این گونه موارد از متغیر ثانویه‌ای (کمکی) استفاده می‌شود که دارای همبستگی بالایی با متغیر اصلی می‌باشد (۵). روش وزن‌دهی معکوس فاصله، یکی از روش‌های محلی درون‌یابی برای تخمین نقاط محسوب می‌شود. این روش از نقاط همسایه در برآورد پارامتر موردنظر استفاده می‌کند و یک روش قطعی و ریاضی برای تخمین در مکان‌هایی است که داده‌برداری از آن‌ها صورت نگرفته است (۴). این روش‌ها، نیاز به نمونه‌برداری متراکم برای تهیه نقشه کربن آلی خاک با دقت بالا را کاهش داده و از این طریق تا حد زیادی در هزینه و وقت صرفه‌جویی می‌کنند (۲۰).

شبکه عصبی مصنوعی یک سامانه پویا و غیرخطی است که از تعداد زیادی واحد پردازنده به نام نورون و اتصالات بین نورون‌ها (رشته‌های سیناپسی) تشکیل شده و قادر به شبیه‌سازی فرآیندها همانند یادگیری انسان است (۲۰). مقدار ماده آلی خاک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (با در نظر گرفتن ارتفاع، دما، بارش و شاخص پوشش گیاهی به عنوان متغیرهای کمکی) و کریجینگ معمولی در فلات تبت بررسی شد و نتایج نشان داد که روش تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و کریجینگ معمولی نسبت به سایر روش‌های درون‌یابی کربن آلی از دقت بالاتری برخوردار است (۱۱). مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون حداقل مربعات جزئی^۳ (PLSR) نیز در اندازه‌گیری مقدار کربن آلی به کار برده شد (۱۹) و پیشنهاد شد از آن برای پیش‌بینی آنالین (برخط) کربن آلی استفاده شود.

در رابطه با تخمین مقدار و ذخیره کربن آلی خاک با استفاده از روش‌های زمین‌آماري و شبکه عصبی مصنوعی مطالعات محدودی در کشور انجام گرفته است (۱۳، ۲۰، ۲۴، ۲۹، ۳۱، ۳۲). میزان کربن آلی خاک را با استفاده از آنالیز عوارض زمینی در مشهد مورد بررسی قرار گرفت (۲۰) و نتایج نشان داد بین نقشه‌های حاصل از روش‌های زمین‌آماري تفاوت نسبتاً کمی وجود داشته، درحالی‌که این تفاوت با نقشه‌های حاصل از روش‌های رگرسیون خطی و شبکه عصبی

مصنوعی محسوس بود. در مطالعه‌ای دیگر برای پیش‌بینی تراکم کربن آلی خاک با استفاده از متغیرهای کمکی (زیست‌محیطی) در شمال ایران، از شبکه عصبی مصنوعی برای توسعه مدل‌هایی جهت پیش‌بینی SOCD در دو عمق ۲۰-۰ و ۴۰-۲۰ سانتی‌متری خاک استفاده شد (۱۳). متغیرهای زیست‌محیطی انتخابی شامل شاخص‌های پوشش گیاهی، توزیع اندازه ذرات خاک، نوع کاربری اراضی و خصوصیات عوارض زمینی به عنوان متغیرهای ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شدند. طبق نتایج به دست آمده، مدل شبکه عصبی به ترتیب ۷۷ و ۷۲ درصد از تغییرپذیری SOCD را در اعماق ۲۰-۰ و ۴۰-۲۰ سانتی‌متری خاک را توجیه کردند. در ارزیابی مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چند متغیره برای پیش‌بینی کربن آلی خاک به کمک داده‌های آنالیز سطح زمین مشخص شد که مدل رگرسیونی توانست تنها ۶۰ درصد از تغییرات مکانی کربن آلی را پیش‌بینی کند در حالیکه مدل شبکه عصبی مصنوعی حدود ۸۹ درصد از تغییرات را توجیه کرد (۲۹).

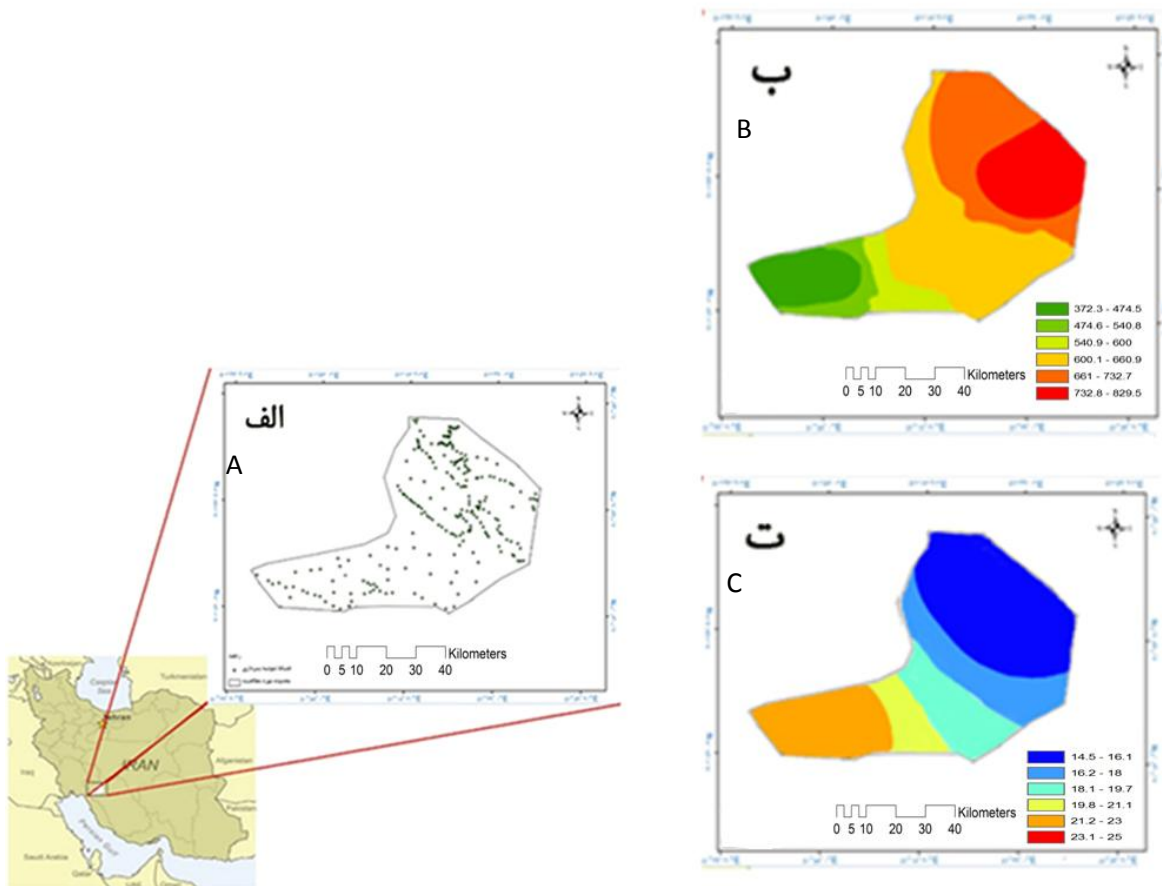
تاکنون تهیه نقشه‌ی کربن آلی خاک در شرق و جنوب شرق استان کهگیلویه و بویراحمد با توجه به تنوع زیاد از لحاظ تغییرات توپوگرافی و اقلیمی انجام نشده است. لذا به نظر می‌رسد استفاده از روش‌های زمین‌آماري و شبکه عصبی مصنوعی بتواند با مدنظر قرار دادن داده‌های کمکی از قبیل خصوصیات خاک، ویژگی‌های توپوگرافی، اقلیم و شاخص پوشش گیاهی، نقشه مبنای خوبی را از مقدار و ذخیره کربن آلی خاک فراهم کند. براین اساس، هدف از این تحقیق امکان استفاده از متغیرهای کمکی مانند مشخصه‌های عوارض زمینی (درجه شیب، مدل رقومی ارتفاع و شاخص پوشش گیاهی)، خصوصیات اقلیمی (دما و بارش) و برخی ویژگی‌های خاک (بافت، EC و pH) در برآورد و پهنه‌بندی مقدار و ذخیره کربن آلی خاک و مقایسه تخمین‌گرهای مختلف در شرق و جنوب شرق استان کهگیلویه و بویراحمد بود.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در شرق و جنوب شرق استان کهگیلویه و بویراحمد قرار دارد و وسعت آن ۴۵۷۸/۷۸ کیلومتر مربع است. تعداد ایستگاه‌های هواشناسی در این منطقه ۴ ایستگاه با داده‌های آماری بیش از ۱۵ سال می‌باشد. میانگین بارندگی و دمای طولانی‌مدت در ایستگاه‌های یاسوج (شرق)، امامزاده جعفر (جنوب)، دوگنبدان (جنوب) و سی سخت (شمال شرق) به ترتیب، ۸۲۳/۹ میلی‌متر و ۱۵/۱ درجه سانتی‌گراد، ۴۴۱/۹ میلی‌متر و ۲۲/۶ درجه سانتی‌گراد، ۴۴۲/۸ میلی‌متر و ۲۲/۳ درجه سانتی‌گراد، ۶۷۶/۲ میلی‌متر و ۱۳/۹ درجه سانتی‌گراد می‌باشد. شکل ۱ محل نمونه‌برداری و توزیع مکانی میانگین دما و بارش در منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

- 1- Artificial Neural Network
- 2- Inverse Distance Weighing
- 3- Partial Least Squares Regression



شکل ۱ - محل نمونه‌برداری (الف)، توزیع مکانی میانگین بارش (ب) و دما (ج) در منطقه مورد مطالعه در استان کهگیلویه و بویراحمد
 Figure 1- Sampling sites (A) and spatial distribution map of mean precipitation (B) and temperature (C) in the study area in Kohgiluyeh and Boyer-Ahmad province

الکتریکی (EC) در عصاره اشباع خاک به وسیله هدایت سنج الکتریکی (۲۸) اندازه‌گیری شد. چگالی ظاهری به روش استوانه فلزی در نمونه‌های دست‌نخورده (۷) بدست آمد. مقدار ذخیره کربن آلی خاک (SOCD) نیز از فرمول ۱ محاسبه شد (۳۸).

$$SOC_{Stock} = \frac{SOC_{content}}{100} \times D_b \times D \times 100 \times (1 - \theta_m) \quad (1)$$

در این فرمول SOC_{stocks} مقدار ذخیره کربن آلی (تن بر هکتار)، $SOC_{content}$ مقدار کربن آلی (گرم کربن بر گرم خاک)، D_b چگالی ظاهری (گرم بر سانتی‌متر مکعب)، D ضخامت لایه سطحی خاک (۱۵ سانتی‌متر) و θ_m درصد سنگریزه می‌باشد. در این پژوهش برای تهیه داده‌های کمی از ویژگی‌های اراضی (درصد شیب و مدل رقومی ارتفاع^۲)، میانگین دما و بارش و از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ برای بدست آوردن شاخص پوشش گیاهی (NDVI) استفاده شد. شاخص پوشش گیاهی به وسیله نرم‌افزار ENVI 5.3 و با استفاده از

نمونه‌برداری و اندازه‌گیری‌های آزمایشگاهی

در این تحقیق با توجه به وسعت نسبتاً زیاد منطقه و صعب‌العبور بودن برخی محل‌ها، از روش نمونه‌برداری تصادفی استفاده شد. جمعاً تعداد ۲۰۴ نمونه خاک سطحی به صورت مرکب از عمق تقریبی ۰-۱۵ سانتی‌متری برداشته شد که در شکل ۱ محل نمونه‌برداری مشخص شده است. نمونه‌برداری از پنج نوع کاربری مرتع، اراضی زراعی، جنگل، باغ و زمین بایر صورت گرفت. طول و عرض جغرافیایی و ارتفاع هر یک از نمونه‌ها با دستگاه سیستم موقعیت‌یاب جهانی (GPS) ثبت شد. در زمان نمونه‌برداری درصد شیب با شیب‌سنج اندازه‌گیری شدند. نمونه‌ها پس از هوا خشک شدن و عبور از الک دو میلی‌متری جهت انجام آزمایش‌های مختلف فیزیکی و شیمیایی به آزمایشگاه منتقل شدند و مقدار کربن آلی خاک (SOC) به روش اکسیداسیون تر (۳۷)، بافت به روش هیدرومتری (۸)، pH خاک در گل اشباع به کمک دستگاه اندازه‌گیری pH (۲۸)، قابلیت هدایت

مقادیر اثر قطعه‌ای^۵، حد آستانه^۶ و دامنه تأثیر^۷ در نرم‌افزار GS+ محاسبه شد (۳، ۳۳، ۳۶). سپس از روش کریجینگ معمولی برای یافتن وزن‌های آماری نمونه‌ها، به طوری که هم با حداقل رساندن واریانس و هم با ناریب کردن برآورد (۱)، درون‌یابی را انجام دهد.

کوکریدجینگ

در این مطالعه شاخص پوشش گیاهی با توجه به حداکثر همبستگی مکانی با کربن آلی و ذخیره کربن آلی به عنوان داده کمکی انتخاب شد. در روش کوکریدجینگ از تغییرنمای عرضی^۸ استفاده شد (معادله ۳) (۵):

$$Z^*(X_0) = \sum \lambda_{1i} Z_1(X_i) + \lambda_{2i} Z_2(X_i) \quad (3)$$

که در این معادله Z^* تخمین مقدار Z در نقطه X_0 و λ_{1i} و λ_{2i} وزن‌های آماری مربوط به متغیرهای Z_1 و Z_2 در نقاط X_i به کاررفته در کوکریدجینگ می‌باشند.

وزن‌دهی معکوس فاصله (IDW)

در این مطالعه برای درون‌یابی پارامترهای اندازه‌گیری شده از توان‌های ۱، ۲، ۳، ۴ و ۵ در روش وزن‌دهی معکوس فاصله استفاده شد.

ارزیابی تخمین‌گرها

برای ارزیابی روش‌های مختلف درون‌یابی در پهنه‌بندی کربن آلی خاک از روش به صورت تصادفی، ۲۰ درصد داده‌ها برای اعتبارسنجی و ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش در نظر گرفته شد. یک تخمین‌گر خوب (روش‌های مختلف درون‌یابی) بایستی دارای میانگین خطای تخمین^۹ (ME) صفر و یا نزدیک به صفر باشد و میانگین مجذور خطای^{۱۰} (RMSE) آن حتی‌الامکان حداقل مقدار عددی را داشته باشد و هرچه این دو مقدار کوچک‌تر باشند دقت روش بیشتر است (۱). برای صحت تخمین‌گرها بر مبنای حداقل بودن شاخص‌های آماری خطای میانگین (ME) (معادله ۵)، میانگین مجذور خطا (RMSE) (معادله ۶) و حداکثر بودن ضریب همبستگی^{۱۱} (R^2) (معادله ۷) و ضریب همبستگی انطباقی^{۱۲} (CCC) (معادله ۸)

تصاویر ماهواره لندست ۸ (تاریخ ۱۵ فوریه سال ۲۰۱۵) تقریباً همزمان با زمان نمونه‌برداری بدست آمد.

توصیف آماری داده‌ها و روش‌های درون‌یابی

بعد از انجام تجزیه‌های آزمایشگاهی به منظور توصیف داده‌ها و به دست آوردن خلاصه‌ای از اطلاعات آماری مواردی از قبیل حداقل، حداکثر، میانگین، انحراف معیار، چولگی، کشیدگی و ضریب تغییرات محاسبه شد. از آزمون کولموگروف-اسمیرنوف برای بررسی نرمال بودن توزیع داده‌ها استفاده شد و در مورد داده‌هایی که از توزیع نرمال برخوردار نبودند، تبدیل داده‌ها به روش تبدیل لگاریتمی و روش باکس-کاکس (box-cox) انجام شد. در این تحقیق از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، کریجینگ معمولی، کوکریدجینگ و وزن‌دهی معکوس فاصله با ۵ توان، برای تخمین مقدار و ذخیره کربن آلی خاک استفاده شد.

مدل شبکه عصبی مصنوعی

برای تعیین بهترین مدل و ساختار شبکه عصبی از نرم‌افزار SPSS18 و برای پهنه‌بندی آن از نرم‌افزار ArcGIS 10 استفاده شد. به منظور پیش‌بینی کربن آلی خاک و SOCD، از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه^۱ (MLP) با تعداد نورون ۱، ۲، ۳، ۴، ۵، ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۴۰، ۵۰ در لایه مخفی و در روش MLP با دولایه مخفی، با بهترین تعداد نورون در لایه اول، انتخاب تعداد نورون بهینه در لایه دوم با در نظر گرفتن ۵، ۱۰، ۱۵، ۲۰، ۲۵، ۳۰، ۳۵، ۴۰، ۴۵، ۵۰ نورون با الگوریتم پس انتشار خطا^۲ و تکنیک یادگیری مارکوارت - لونیبرگ^۳ با تابع ورودی سیگموئید^۴ و تابع خروجی پیورلاین (خطی) برای انتخاب بهترین ساختار شبکه عصبی MLP استفاده شد.

نیمه‌تغییر نما و روش کریجینگ معمولی

نیم‌تغییرنماهای پارامترهای مورد بررسی با استفاده از داده‌های نرمال و به وسیله معادله ۲ محاسبه گردید.

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (2)$$

در این معادله $Z(x_i)$ مقدار متغیر اندازه‌گیری شده در نقطه x_i و $Z(x_i + h)$ مقدار متغیر اندازه‌گیری شده در نقطه $x_i + h$ و $N(h)$ جفت نمونه‌های جدا شده توسط h هستند. برای ترسیم نیم تغییرنما مدل‌های کروی، گوسی، نمایی و خطی برازش داده شد و

5- Nugget Effect
6- Sill
7- Range
8- Cross-Variogram
9- Mean Error (ME)
10- Root Mean Square Error (RMSE)
11- Correlation Coefficient (R^2)
12- Concordance Correlation Coefficient (CCC)

1- Multilayer Perceptron
2- Back Propagation
3- Levenberg-Marquardt
4- Sigmoid

بررسی شد (۲۲).

نتایج و بحث

توصیف آماری داده‌های خاک

در جدول ۱ خلاصه آماری از داده‌های مورد مطالعه ارائه شده است. کمترین و بیشترین مقدار SOC، به ترتیب ۰/۲۰ و ۳/۹۶ درصد و به طور میانگین مقدار آن ۱/۵۷ درصد در کل منطقه به دست آمد. کمترین مقدار DCOS (با در نظر گرفتن عمق ۵۱ سانتیمتر)، ۳/۴۰ تن در هکتار و بیشترین مقدار آن ۵۳/۶۴ تن در هکتار (با میانگین ۲۲/۳۲) بدست آمد. به دلیل قرارگیری عمده منطقه مورد مطالعه در مناطق خشک و نیمه‌خشک، مقدار و ذخیره کربن آلی در منطقه مورد مطالعه کم تا متوسط بود. ضریب تغییرات Hp، DCOS، CE، چگالی ظاهری و بافت خاک زیر ۵۰٪ است که نشان‌گر عدم وجود تغییرات خیلی زیاد این متغیرها در منطقه مورد مطالعه است. کمترین ضریب تغییرات مربوط به Hp (۲/۵۹٪) و بیشترین ضریب تغییرات مربوط به کربن آلی (۵۳/۳۸٪) است. ضریب تغییرات کم برای Hp می‌تواند متأثر از عوامل ذاتی همچون مواد مادری در رفتار این ویژگی و همچنین لگاریتم‌گیری داده‌ها باشد درحالی‌که ضریب تغییرات زیاد کربن آلی خاک می‌تواند ناشی از اثرپذیری بالای آن نسبت به عوامل مدیریتی و کاربری اراضی و عوامل ذاتی مانند وضعیت زهکشی (۱۶)، دما، ارتفاع و بارش در خاک‌های منطقه مورد مطالعه باشد.

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (5)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (6)$$

$$CCC = \frac{2\rho\sigma_X\sigma_Y}{\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + (\mu_X - \mu_Y)^2} \quad (7)$$

در معادلات بالا y_i ، مقدار کربن آلی اندازه‌گیری شده، \hat{y}_i ، مقدار کربن پیش‌بینی شده، ρ میانگین مقدار/ذخیره کربن آلی اندازه‌گیری شده، n تعداد نمونه‌های اعتبارسنجی، ρ همبستگی بین دو پارامتر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده، σ_X و σ_Y واریانس پارامتر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده، μ_X و μ_Y میانگین مقدار/ذخیره کربن آلی اندازه‌گیری شده و مقدار پیش‌بینی شده می‌باشد. در نهایت با تعیین بهترین روش درون‌یابی از نرم‌افزار ArcGIS10 برای پهنه‌بندی کربن و ذخیره کربن آلی خاک استفاده شد.

جدول ۱- برخی شاخص‌های آماری کربن آلی، بافت، pH و EC خاک در منطقه مورد مطالعه

Table 1- Some descriptive statistics of soil organic carbon, texture, pH and EC in the study area

پارامترها Parameters	واحد unit	ضریب تغییرات (%) Coefficient of Variation (%)	چولگی Skewness	کشیدگی Kurtosis	انحراف معیار Standard deviation	میانگین Median	میانگین Mean	حداکثر Max	حداقل Min
کربن آلی SOC	%	53.38	0.882	0.224	1.37	1.37	1.57	3.96	0.20
ذخیره کربن آلی SOCD	tone ha ⁻¹	49.08	0.740	0.148	10.96	19.70	22.32	53.64	3.40
pH	-	2.59	-0.364	-0.035	0.19	7.45	7.43	7.88	6.88
EC	dS m ⁻¹	33.41	1.354	2.419	0.35	0.98	1.05	2.62	0.49
چگالی ظاهری Bulk density	g cm ⁻³	12.16	1.067	0.434	0.13	1.04	1.07	1.49	0.90
رس Clay	%	31.66	0.302	0.514	6.64	20.40	20.98	44.40	2.40
شن Sand	%	32.65	0.701	0.286	10.41	30.00	31.89	64.00	12.60
سیلت Silt	%	18.33	-0.460	0.099	8.64	47.60	47.13	65.60	21.60

pH، EC، چگالی ظاهری، شن و سیلت به علت معنی‌دار بودن آزمون کولموگروف-اسمیرنوف از توزیع نرمال برخوردار نبودند (P < ۰/۰۵)،

بررسی نرمال بودن توزیع خصوصیات خاک

در بین داده‌های اندازه‌گیری شده مقادیر کربن آلی، SOCD،

کربن آلی خاک در جدول ۲ نشان داده شده است. مقدار و ذخیره کربن آلی خاک با کاهش میانگین دما افزایش پیدا کرد. مقدار و ذخیره کربن آلی با افزایش ارتفاع که همراه با افزایش بارش نیز در منطقه همراه بوده است افزایش پیدا کرد. به طور کلی نتایج نشان می‌دهد با کاهش دما و افزایش ارتفاع شرایط برای استقرار پوشش گیاهی فراهم شده و همچنین کاهش دما شرایط لازم برای تجزیه کمتر میکروبی کربن آلی را مهیا می‌کند.

ولی درصد رس از توزیع نرمال برخوردار بود ($P > 0.05$). داده‌های کربن آلی، SOC، pH، EC و شن از روش تبدیل لگاریتمی و چگالی ظاهری و درصد سیلت از روش تبدیل باکس کاکس در محیط نرم‌افزاری Develve نرمال شدند.

تأثیر نوع کاربری، دما و ارتفاع بر مقدار و ذخیره کربن آلی مقایسه میانگین تأثیر دما، ارتفاع و نوع کاربری بر مقدار و ذخیره

جدول ۲- مقایسه میانگین مقدار کربن آلی و ذخیره کربن آلی در کاربری‌ها، طبقات ارتفاعی و دامنه‌های دمایی مختلف در منطقه مورد مطالعه
Table 2- Mean comparison of SOC and SOCD in different land uses, elevations and temperature ranges in study area

	Land use نوع کاربری			باغ Orchards (n=45)	اراضی بایر Bared soils (n=16)
	مرتع Rangelands (n=17)	جنگل Forest soils (n=31)	زراعی Croplands (n=95)		
کربن آلی SOC (%)	1.37bc	2.21a	1.41bc	1.71b	1.16c
ذخیره کربن آلی SOCD (tone ha ⁻¹)	19.51bc	30.41a	20.58bc	23.59b	17.08c
Elevation ranges دامنه ارتفاعی					
	2000-2700 m (n=77)	1300-2000 m (n=94)		600-1300 m (n=33)	
کربن آلی SOC (%)	1.65a	1.71a		1.05b	
ذخیره کربن آلی SOCD (tone ha ⁻¹)	22.87a	24.04a		16.12b	
Temperature ranges دامنه دمایی					
	19.8-23°C (n=26)	16.2-19.7°C (n=22)		14.5-16.1°C (n=156)	
کربن آلی SOC (%)	1.04b	1.42ab		1.68a	
ذخیره کربن آلی SOCD (tone ha ⁻¹)	16.22b	18.92ab		23.82a	

اعداد با حروف مشترک در هر ردیف دارای اختلاف معنی‌دار ($P < 0.05$) نمی‌باشند

Numbers followed by the same letter in each row do not have significantly different (P<0.05)

تجربی مقدار و ذخیره کربن آلی خاک و سایر پارامترها با استفاده از داده‌های نرمال شده در جدول ۲ نشان داده شده است. پس از برآزش چندین مدل نیم تغییرنا، مدل مناسب به عنوان بهترین مدل برای هر پارامتر انتخاب شد. بهترین مدل نیم تغییرنا برای مقدار و ذخیره کربن آلی مدل گوسی با توجه به ضریب تبیین بالا و مجموع مربعات خطای کم انتخاب شد. نسبت اثر قطعه‌ای به سقف که معمولاً به صورت درصد بیان می‌شود اگر کمتر از ۲۵ درصد باشد نشان‌دهنده وابستگی مکانی قوی و اگر بین ۲۵ تا ۷۵ درصد باشد، وابستگی مکانی متوسط و اگر بیشتر از ۷۵ درصد باشد وابستگی مکانی ضعیفی را نشان می‌دهد (۳۹). ساختار مکانی قوی در یک متغیر می‌تواند ناشی

حداکثر مقدار کربن و ذخیره کربن آلی در خاک‌های با کاربری جنگل و حداقل مقدار آن‌ها در خاک‌های اراضی بایر وجود داشت. دلیل بیشتر بودن مقدار و ذخیره کربن آلی در خاک‌های با کاربری جنگلی را می‌توان به پوشش گیاهی دائم، بقایای گیاهی بیشتر، وجود مواد هومیکی، عدم زیرورو شدن خاک، ریشه‌دهی بیشتر گیاهان و درختان و حفاظت فیزیکی بیشتر و دائمی‌تر نسبت داد (۲۵).

آنالیز نیم‌تغییرنا

اولین گام در روش زمین‌آمار بررسی وجود ساختار مکانی در بین داده‌ها با استفاده از آنالیز نیم تغییرنا است (۳۵). نیم تغییرنمای

اطلاعاتی در رابطه با حداقل فاصله نمونه‌برداری ارائه می‌کند (۲). دامنه تأثیر نیم‌تغییرنا برای مقدار کربن آلی در حدود ۱۹۶ کیلومتر و برای ذخیره کربن آلی در حدود ۱۸۳ کیلومتر می‌باشد. دامنه تأثیر ویژگی‌های مختلف خاک، تابعی از مقیاس مورد مطالعه و فاصله نمونه‌برداری و موقعیت سیمای اراضی می‌باشد. دامنه تأثیر بزرگ‌تر دلالت بر ساختار مکانی گسترده‌تر و پیوستگی مکانی بیشتر در مقادیر متغیر موردنظر دارد (۲).

از اثر عامل‌های ذاتی خاک باشد (۹). طبق نتایج به‌دست‌آمده از جدول ۲ مقدار و ذخیره کربن آلی خاک دارای اثر قطعه‌ای کوچک و همچنین دارای وابستگی مکانی قوی است. وابستگی مکانی قوی در اثر فرآیندهای داخلی و وابستگی‌های مکانی ضعیف در اثر فرآیندهای خارجی حاصل می‌شود. لذا فرآیندهای داخلی مانند مواد مادری تأثیر بیشتری روی تغییرپذیری این متغیرها در منطقه داشته است (۱۸). دامنه تأثیر فاصله‌ای است که در ماواری آن نمونه‌ها بر هم تأثیری نداشته و آن‌ها را می‌توان مستقل از یکدیگر محسوب نمود. چنین فاصله‌ای حد همبستگی خصوصیت موردنظر را مشخص نموده و

جدول ۲- ویژگی‌های نیم‌تغییرنمای خصوصیات خاک در منطقه مورد مطالعه
Table 2- Semivariogram characteristics of the soil properties in the study area

پارامترها Parameters	مدل Model	دامنه Range (m)	R ²	RSS	C ₀ /(C+C ₀)	سقف Sill (C+C ₀)	اثر قطعه‌ای Nugget effect (C ₀)
کربن آلی SOC	گوسی Gaussian	196300	0.719	0.121	0.08	2.43	0.214
ذخیره کربن آلی SOCD	گوسی Gaussian	183000	0.692	0.169	0.06	2.32	0.157
pH	گوسی Gaussian	211000	0.713	2.88	20	0.003	0.0006
EC	گوسی Gaussian	211000	0.883	1.30	9.67	0.744	0.072
چگالی ظاهری Bulk density	گوسی Gaussian	155400	0.929	1.36	0.244	0.352	0.086
شن Sand	گوسی Gaussian	311000	0.808	1.77	9.18	0.98	0.09
سیلت Silt	خطی Linear	83316.70	0.925	1.61	20.12	386000.0	77670.9
رس Clay	گوسی Gaussian	90400	0.916	123	30.73	106.4	32.70

خطا در تخمین کربن آلی در هر سه روش کوکریجینگ، کریجینگ معمولی و وزن‌دهی معکوس فاصله با توان‌های مختلف، این‌طور به نظر می‌رسد که زمین‌آمار می‌تواند روش نسبتاً خوبی برای تخمین کربن آلی در نقاط نمونه‌برداری نشده باشد. نقشه‌های توزیع مکانی حاصل از داده‌های تخمینی کربن آلی خاک به‌دست‌آمده از منطقه مورد مطالعه به روش کوکریجینگ در شکل ۲ سمت چپ آورده شده است. در این شکل رنگ آبی نشان‌دهنده بالاترین میزان کربن آلی و رنگ قرمز نشان‌دهنده پایین‌ترین میزان کربن آلی می‌باشد. با توجه به شکل ۲، با افزایش ارتفاع، کمتر شدن دما و همچنین بارش بیشتر در بخش‌های شمال شرقی منطقه مورد مطالعه کربن آلی افزایش یافته است. نقشه توزیع مکانی و مقایسه آن با نتایج جدول ۲ نشان می‌دهد

ارزیابی روش‌های مختلف درون‌یابی در پهنه‌بندی مقدار و ذخیره کربن آلی خاک

نتایج ارزیابی روش‌های کوکریجینگ، کریجینگ معمولی، وزن‌دهی معکوس فاصله و شبکه عصبی مصنوعی در تخمین کربن آلی خاک در اراضی مورد مطالعه در جدول ۳ آورده شده است و برای شناسایی دقیق‌ترین روش، اساس قضاوت کمترین RMSE و ME و بیشترین R² و CCC مدنظر قرار گرفت. طبق نتایج به‌دست‌آمده از جدول ۳، بهترین روش زمین‌آماري برای کربن آلی خاک روش کوکریجینگ با حداقل RMSE (۰/۲۴۹) و ME (۰/۰۳۹) و بیشترین R² (۰/۵۹) و CCC (۰/۷۵) بدست آمد. با توجه با پایین بودن نسبی

همکاران (۲۰) مغایرت دارد.

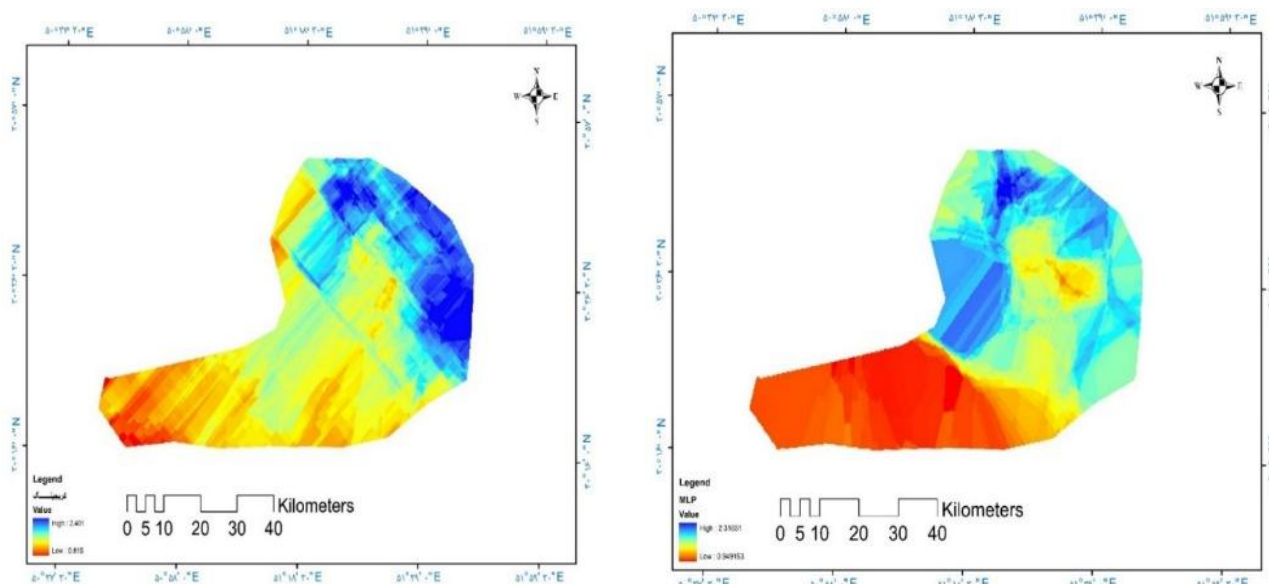
نتایج ارزیابی روش‌های درون‌یابی در تخمین SOCD در اراضی مورد مطالعه در جدول ۳ آورده شده است. طبق نتایج به‌دست‌آمده بهترین روش درون‌یابی از میان روش‌های زمین‌آماری، روش کوکریجینگ با حداقل RMSE (۲/۱۳) و ME (۰/۴۸۸) و بیشترین R^2 (۰/۵۱) و CCC (۰/۶۹) بدست آمد. استفاده از شاخص پوشش گیاهی در روش کوکریجینگ که همبستگی بالایی با مقدار کربن آلی داشته و منجر به افزایش دقت نقشه توزیع مکانی ذخیره کربن آلی خاک شد. نقشه‌های توزیع مکانی حاصل از داده‌های تخمینی SOCD به‌دست آمده از منطقه مورد مطالعه به روش کوکریجینگ در شکل ۳ سمت چپ آورده شده است. نتایج برآورد SOCD به روش شبکه عصبی مصنوعی MLP تک لایه و دو لایه نیز در جدول ۳ آورده شده است. طبق نتایج به‌دست آمده از این جدول، مدل شبکه عصبی مصنوعی MLP تک لایه با پنجاه نورون در لایه میانی و $R^2 = 0/68$ ، $CCC = 0/89$ ، $ME = 0/133$ ، $RMSE = 0/856$ و به عنوان بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین مقدار SOCD شناخته شد. فلاح‌تکار و همکاران (۱۳) در مطالعه خود از شبکه عصبی مصنوعی برای توسعه مدل‌هایی جهت پیش‌بینی SOCD استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی SOCD عملکرد بالایی داشته است که با یافته‌های این تحقیق مطابقت می‌کند. شکل ۳ سمت راست نقشه پهنه‌بندی داده‌های SOCD در شبکه عصبی MLP را نشان می‌دهد. در واقع روش MLP توانسته است به‌خوبی روابط غیرخطی بین کربن آلی و سایر فاکتورهای خاکی و زمین‌نما را در پهنه‌بندی مقدار و ذخیره کربن آلی بیان کند. این توزیع مکانی بدست آمده از مقدار و ذخیره کربن آلی در روش MLP، وابستگی زیادی با شرایط اقلیمی و پوشش گیاهی نشان می‌دهد (شکل ۱). با کاهش دما و مساعد بودن شرایط برای افزایش پوشش گیاهی، افزایش کربن آلی به‌خصوص در قسمت شمال غربی منطقه مورد مطالعه رخ داده است. به خاطر فواصل نسبتاً زیاد نمونه‌برداری در این مطالعه، روش‌های کوریجینگ و وزن‌دهی معکوس فاصله، به‌تنهایی نتوانستند دقت زیادی در مقایسه با روش کوکریجینگ (با داده کمکی شاخص پوشش گیاهی) و به‌خصوص روش MLP داشته باشند زیرا این دو روش با در اختیار داشتن سایر داده‌های کمکی که همبستگی مناسب با کربن آلی داشتند و همچنین به‌واسطه تراکم بالای این داده‌های کمکی در سطح منطقه، منجر به دقت بالایی از نقشه توزیع مکانی کربن آلی در منطقه مورد مطالعه شدند.

که مشخصه‌های مختلف واریوگرام خاک به‌خوبی انتخاب شده‌اند و زمین‌آمار به‌عنوان ابزاری ارزشمند در تهیه نقشه‌های توزیع مکانی کربن آلی خاک نقش مهمی را ایفا می‌کند. ژانگ و همکاران (۴۲) در مطالعه خود در رابطه با تغییرپذیری مکانی کربن آلی سطح خاک به این نتیجه رسیدند که روش کوریجینگ نسبت به روش آمار کلاسیک از عملکرد بهتری برخوردار است. یانا و همکاران (۴۰) در مطالعه خود تغییرپذیری مکانی کربن آلی خاک به این نتیجه رسیدند که روش کوریجینگ معمولی عملکرد خوبی در تخمین کربن آلی داشت. یافته‌های این تحقیق با نتایج مطالعه جعفری و همکاران (۱۷)، سرمدیان و تقی‌زاده مهرجردی (۳۰)، بامری و همکاران (۶) و آهنگر و همکاران (۱۴) مطابقت دارد. نتایج برآورد کربن آلی خاک به روش شبکه عصبی مصنوعی MLP تک لایه و دو لایه در جدول ۳، آورده شده است. فاکتورهای ورودی شبکه عصبی مصنوعی شامل خصوصیات خاک، عوارض زمینی و اقلیمی بودند. طبق نتایج به‌دست‌آمده از جدول ۳ مدل شبکه عصبی مصنوعی MLP تک لایه با پنج نورون در لایه میانی و $R^2 = 0/73$ ، $CCC = 0/88$ ، $ME = -0/015$ ، $RMSE = 0/018$ و به‌عنوان بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین مقدار کربن آلی خاک شناخته شد. لی و همکاران (۲۱) در مطالعه خود به این نتیجه دست یافتند که مدل شبکه عصبی (تابع پایه شعاعی) نسبت به رگرسیون خطی چندگانه و رگرسیون کوریجینگ، الگوی مکانی واقع‌بینانه‌تری را از کربن آلی خاک نشان می‌دهد. کانگ و همکاران (۲۰۱۵) و کلر و ارمین (۱۰) بیان داشتند که روش شبکه عصبی مصنوعی عملکرد خوبی در تخمین کربن آلی خاک داشت. یافته‌های این تحقیق با نتایج قلی‌پور و همکاران (۱۵)، سفیداری و همکاران (۳۱) مقیمی و همکاران (۲۳) نوشادی و همکاران (۲۶) مطابقت داشت. شکل ۲ سمت راست نقشه پهنه‌بندی مقدار کربن آلی به روش شبکه عصبی MLP را نشان می‌دهد. طبق این نقشه مقدار کربن آلی خاک در شمال و شمال شرق منطقه مورد مطالعه زیاد می‌باشد و با حرکت به سمت جنوب و جنوب شرق، رفته‌رفته از مقدار آن کم می‌شود (رنگ قرمز در نقشه) که دلیل آن می‌تواند ارتفاع و بارش کم و دمای زیاد قسمت جنوب استان باشد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، این نقشه هم‌خوانی زیادی با نقشه پهنه‌بندی روش کوکریجینگ دارد.

به‌طور کلی با توجه به معیارهای ارزیابی می‌توان بیان داشت که نقشه‌های حاصل از پهنه‌بندی با روش شبکه عصبی مصنوعی مناسب‌ترین الگوی پراکنش مکانی برای مقدار کربن آلی خاک را به نمایش گذاشته است. یافته‌های این تحقیق با نتایج لی و همکاران (۲۱) و زارعی ایبانه و بیات ورکشی (۴۱) مطابقت و با نتایج لکزیان و

جدول ۳- نتایج ارزیابی متقابل روش‌های مختلف درون‌یابی در تخمین مقدار کربن آلی خاک و ذخیره کربن آلی خاک
Table 3- The cross-validation results of different interpolation techniques for estimating the SOC and SOCD

روش‌های درون‌یابی Interpolation methods	شاخص‌های آماری Statistical indices							
	ذخیره کربن آلی خاک SOCD (tone ha ⁻¹)				کربن آلی خاک SOC (%)			
	RMSE	R ²	CCC	ME	RMSE	R ²	CCC	ME
Cokriging	3.13	0.51	0.699	0.688	0.249	0.59	0.75	0.039
Kriging	4.86	0.23	0.269	0.759	0.381	0.17	0.197	0.059
IDW with power of 1	4.93	0.21	0.240	0.770	0.387	0.14	0.164	0.060
IDW with power of 2	5.10	0.18	0.210	0.796	0.400	0.11	0.128	0.062
IDW with power of 3	5.27	0.17	0.190	0.823	0.413	0.1	0.109	0.064
IDW with power of 4	5.39	0.16	0.175	0.842	0.422	0.09	0.097	0.065
IDW with power of 5	5.46	0.14	0.165	0.853	0.426	0.07	0.088	0.066
MLP (one hidden layer)	0.856	0.68	0.892	0.133	0.018	0.73	0.886	-0.015
MLP (two hidden layer)	1.185	0.60	0.793	0.185	0.268	0.69	0.617	0.021



شکل ۲- نقشه توزیع مکانی کربن آلی خاک به روش کوکریجینگ (سمت چپ) و شبکه عصبی MLP (سمت راست)

Figure 2- Spatial distribution map of SOC by the Cokriging method (left) and the MLP neural network (right)

نتیجه‌گیری

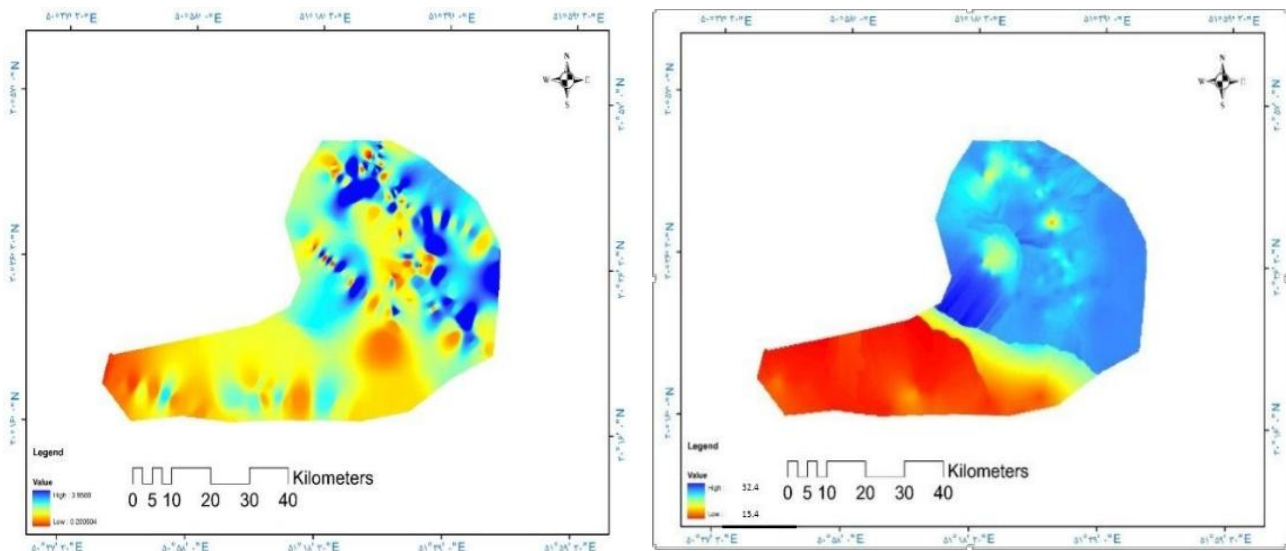
وزن‌دهی معکوس فاصله در تخمین مقدار و ذخیره کربن آلی خاک را نشان می‌دهد. به‌طور کلی از بین روش‌های زمین‌آماري روش کوکریجینگ با داده کمکی شاخص پوشش گیاهی به‌واسطه همبستگی بالای این ویژگی با کربن آلی خاک و همچنین با پراکنش مکانی زیاد در منطقه که از تصاویر ماهواره‌ای بدست آمد، توانست بهتر از دو روش کریجینگ و وزن‌دهی معکوس فاصله، مقدار و ذخیره کربن آلی خاک را تخمین بزند. در این میان روش شبکه عصبی مصنوعی MLP تک لایه با ساختار شبکه‌ای مناسب با شش ورودی

بهنه‌بندی مقدار و ذخیره کربن آلی خاک سطحی در شرق و جنوب شرقی استان کهگیلویه و بویراحمد با استفاده از روش‌های زمین‌آماري و شبکه عصبی مصنوعی مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد مقدار و ذخیره کربن آلی خاک با کاهش میانگین دما و افزایش ارتفاع، افزایش و در کاربری جنگل بیشترین مقدار بود. نتایج به‌دست‌آمده از این مطالعه توانایی بالای روش شبکه عصبی مصنوعی را نسبت به روش‌های زمین‌آماري (کوکریجینگ، کریجینگ) و روش

سپاسگزاری

این تحقیق با حمایت دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری به انجام رسید که بدین وسیله از همراهی و مساعدت معاونت پژوهشی و آموزشی این دانشگاه کمال تشکر و قدردانی به عمل می‌آید.

pH، EC، ارتفاع، شیب، بافت خاک و شاخص پوشش گیاهی توانست بهتر از روش کوکریجینگ مقدار و ذخیره کربن آلی را پیش‌بینی کند و می‌تواند به‌عنوان روشی کارآمد در پهنه‌بندی آن مورد استفاده قرار گیرد.



شکل ۳- نقشه توزیع مکانی SOCD به روش کوکریجینگ (سمت چپ) و شبکه عصبی MLP (سمت راست)
 Figure 3- Spatial distribution map of SOCD by the Cokriging method (left) and the MLP neural nNetwork (right)

منابع

1. Abdollahi S., Delavar M.A., and Shekari P. 2013. Spatial distribution mapping of Pb, Zn and Cd and soil pollution assessment in Anguran area of Zanjan province. *Journal of Water and Soil*, 26(6):1410-1420. (In Persian with English abstract)
2. Afshar H., Salehi M.H., Mohammadi J., and Mehnatkesh A. 2009. Spatial variability of soil properties and irrigated wheat yield in a quantitative suitability map, a case study: Shahr-e-Kian area, Chaharmahal va Bakhtiari province. *Journal of Water and Soil Conservation*, 23(1):161-172. (In Persian with English abstract)
3. Akbarzadeh M., and Ghahraman B. 2013. A combined strategy of entropy and spatio-temporal kriging in determining optimal network for groundwater quality monitoring of Mashhad basin. *Journal of Water and Soil Conservation*, 27(3):613-629. (In Persian with English abstract)
4. Ansari H., Erfanian M., and Naderianfar M. 2011. The evaluating of drought zoning models in various time scales case study: Sistan and Balouchestan Province. *Journal of Water and Soil Conservation*, 18 (1):59-79. (In Persian with English abstract)
5. Ayoubi Sh., Mohammad Zamani S., and Khormali F. 2007. Prediction total N by organic matter content using some geostatistic approaches in part of farm land of Sorkhankalateh, Golestan Province. *Journal of Agricultural Science and Natural resources*, 14(4):1-10. (In Persian with English abstract)
6. Bameri A., Khormali F., Kiani F., and Dehghani A.A. 2012. Spatial variability of soil organic carbon in different slope positions of hilly loess lands, Towshan area, in Golestan province. *Journal of Soil and Water Conservation*, 19 (2):43-60. (In Persian with English abstract)
7. Blake G.R., and Hartge K.H. 1986. *Methods of soil analysis. Part I: Physical and mineralogical methods*, American Society of Agronomy, Inc, Madison, Wisconsin.
8. Bouyoucos G.J. 1962. Hydrometer method improved for making particle size analysis of soils. *Agronomy Journal*, 54:464-465.
9. Cambardella C.A., Moorman T.B., Novak J.M., Parkin T.B., Karlen D.L., Yurco R.F., and Koropaka A.E. 1994.

- Field scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil Science Society of America Journal*, 58:1501-1511.
10. Clair T.A., and Ehrman J.M. 1996. Variations in discharge and dissolved organic carbon and nitrogen export from terrestrial basins with changes in climate: A neural network approach. *Limnology and Oceanography*, 41(5):921-927.
 11. Dai F., Liu G., Zhou Q., Lv Zh., and Wang X. 2014. Spatial prediction of soil organic matter content integrating artificial neural network and ordinary kriging in Tibetan Plateau. *Ecological Indicators*, 45:184-194.
 12. Falahatkar S., Hosseini S.M., Ayoubi Sh., and Salman Mahiny A. 2013. The impact of primary terrain attributes and land cover/use on soil organic carbon density in a region of northern Iran. *Journal of Water and Soil*, 27(5):963-972. (In Persian with English abstract)
 13. Falahatkar S., Hosseini S.M., Ayoubi Sh., and Salmanmahiny A. 2015. Predicting soil organic carbon density using auxiliary environmental variables in northern Iran. *Archives of Agronomy and Soil Science*, (62):375-393.
 14. Gholamalizadeh Ahangar A., Sarani F., Hashemi F., and Shabani A. 2015. Comparison of linear regression methods, geostatistical and artificial neural network modeling of organic carbon in dry land of Sistan plain. *Journal of Water and Soil*, 28 (6):1250-1260. (In Persian with English abstract)
 15. Gholipour S., Kadkhodaei A., Makkipour M., and Abadi Chalaksaraee, A.R. 2016. Comparison of artificial neural network, ΔLogR and cluster analysis for the assessment of organic carbon in hydrocarbon-bearing formations. *Geoscience*, 25(98):147-158. (In Persian with English abstract)
 16. Hashemi M., Gholamalizadeh Ahangar A., Bameri A., Sarani F., and Hejazizadeh A. 2016. Survey and zoning of soil physical and chemical properties using geostatistical methods in GIS (case study: Miankangi Region in Sistan). *Journal of Water and Soil*, 30(2):443-458. (In Persian with English abstract)
 17. Jafari M., Asgari H.M., Moazemi M., Beniaz M., and Tahmoures M. 2008. Investigation of spatial distribution of soil properties using geostatistical methods. *Pajouhesh & Sazandegi*, 80:177-191. (In Persian)
 18. Jalali Gh., Tehrani M.M., Boroumand N., and Sanjari S. 2014. Comparison of land statistics methods in the protection of spatial distribution map of some food elements in east of Mazandaran province. *Soil research (Soil and Water Sciences)*, 27(2):195-204. (In Persian with English abstract)
 19. Kuang B., Tekin Y., and Mouazen A.M. 2015. Comparison between artificial neural network and partial least squares for on-line visible and near infrared spectroscopy measurement of soil organic carbon, pH and clay content. *Soil and Tillage Research*, 146:243-252.
 20. Lakzian A., Fazeli Sangani M., Astaraei A., and Fotovat A. 2013. Estimation and mapping soil organic carbon content using Terrain analysis (Case study: Mashhad, Iran). *Journal of Water and Soil*, 27(1):180-192. (In Persian with English abstract)
 21. Li Q., Yue T., Wang Ch., 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. *Journal of Cosmology and Astroparticle Physics*, 104:210-218.
 22. Lin L. 1989. A concordance correlation coefficient to evaluate reproducibility. *Biometrics*, (45):255-268.
 23. Moghimi S., Parvizi Y., Mahdian M.H., and Masih Abadi M.H. 2015. Comparative application of multiple linear regression and artificial neural networks for simulating the effects of topographic factors on organic carbon changes in soil. *Journal of Watershed Engineering and Management*, 6(4):312-322. (In Persian with English abstract)
 24. Mohammadzadeh M J., Aghababaei H., and Naseri A. 2007. Application of neural network in estimating total organic carbon, binak oil field, Bushehr province. *Geosciences*, 66:60-67. (In Persian with English abstract)
 25. Mokhtari Karchegani P., Ayoubi Sh., Mosaddeghi M.R., and Malekian M. 2011. Effects of land use and slope gradient on soil organic carbon pools in particle-size fractions and some soil physico-chemical properties in hilly regions, western Iran. *Jornal of Soil Management and Sustainable Production*, 44(2):193-202. (In Persian with English abstract)
 26. Noshadi E., Bahrami H.A., and Alavipanah S.K. 2014. Study the relationship between digital number values from ETM+ satellite images and soil organic matter using artificial neural network and regression models. *Environmental Erosion Researches Journal*, 4 (13): 29-38. (In Persian with English abstract)
 27. Nosrati K. 2011. The effect of land use and soil erosion on soil organic carbon and nitrogen stock. *Environmental erosion research*, 3: 127-140. (In Persian with English abstract)
 28. Page M.C., Sparks D.L., Noll M.R., and Hendricks G.J. 1987. Kinetics and mechanisms of potassium release from sandy middle Atlantic coastal plain soils. *Geoderma*, 51:1460-1465.
 29. Pilevar Shahri A.R., Ayoubi S.H., and Khademi S.H. 2011. Comparison of artificial neural network (ANN) and multivariate linear regression (MLR) models to predict soil organic carbon using digital terrain analysis (Case study: Zargham Abad Semirom, Isfahan proviance). *Journal of Water and Soil*, 24(6):1151-1163. (In Persian with English abstract)

30. Sarmadian F., and Taghizadeh Mehrgerdi R. 2009. Comparison of interpolation methods for mapping of soil quality characteristics (a case study: fields of agricultural college, Tehran University). Iranian Journal of Soil and Water Researches, 40(2):157-165. (In Persian with English abstract)
31. Sefidari A., Kadkhodaei A., and Sharifi M. 2012. Comparison of self-constructive neural network and cluster analysis methods for evaluating the amount of organic carbon in hydrocarbon-bearing formations using intelligent systems. Petroleum Research, 23(75):117-130.
32. Shakouri Katigari M., Shabanpour M., Davagar N., and Babazadeh SH. 2011. Evaluation efficiency spatial interpolation techniques in mapping Organic carbon and Bulk density paddy soils of Guilan. Journal of Water and Soil, 18(2):195-210. (In Persian with English abstract)
33. Sohrabi Seraj B., Kiadaliri H., Akhavan R., and Babaei Kafaki S. 2015. Investigation of spatial variations and mapping of forest contamination to the semi-parasite species (*Loranthus europaeus*) in Zagros forests (A case study, Ilam). Iranian Journal of Forest and Range Protection Research, 12(2):94-106.
34. Taghizadeh Mehrjardi R., Mahmoudi S.H., Zareian Jahromi M., and Heidari A. 2007. Mapping of soil texture spatial distribution with using geostatistic method and GIS, Case study (Khezrabad Yazd). Fourth national conference on watershed management and management, University of Tehran, Natural Resources University of Karaj. 1-7.
35. Taghizadeh Merjerdi R., Sarmadian F., Omid M., and Savaghebi Gh. 2012. Soil salinity maping using geostatistics technique and electromagnetic induction device in Ardakan region. Iranian Journal of Soil Research. 26 (4): 369-380. (In Persian with English abstract)
36. Vahedi S., Zare Abyane H., Taheri M., and Bahmani O. 2013. Investigation of spatial variation of some chemical and hydrological features lands surrounding the Ghezel Ozan River using geostatistics methods. Iranian Water Research Journal, (12) 141-150. (In Persian with English abstract)
37. Walkley A., and Black C.A. 1934. An examination of the degtjareff method of determining soil organic matter and a proposed modification of the chronic acid titration method. Journal of Soil Science, 37:29-38.
38. Were K., Bui D T., Dick Y 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. Ecological Indicators, 52:394-403.
39. Wu W., Xiu D.T., and Liu H.B. 2008. Spatial variability of soil heavy metals in the three gorges area, Multivariate and geostatistical analyses. Environmental Monitoring and Assessment, 157: 63-71.
40. Yana J., Lee Ch.K., Umeda M., and Kosaki T. 2013. Spatial variability of soil chemical properties in a paddy field. Soil Science and Plant Nutrition, 46(2):473-482.
41. Zare Abyaneh H., and Bayat M. 2013. Development and application of statistical and neural, Fuzzy, Genetic algorithm models in estimation of spatial distribution of water table level. Journal of Water and Soil Conservation, 20(4): 1-25. (In Persian with English abstract)
42. Zhang H., Zhuang Sh., Qian H., Wang F., and Ji H. 2015. Spatial variability of the topsoil organic carbon in the moso Bamboo forests of southern China in association with soil properties. PLOS one, 10 (3) 1-17.

Soil Organic Carbon Mapping By Geostatistics and Artificial Neural Network Methods (Kohgiluyeh & Boyer-Ahmad Province)

P. Lahooti¹- S. M. Emadi^{2*}- M. A. Bahmanyar³- M. Ghajar Sepanlou⁴

Received: 06-11-2017

Accepted: 22-10-2018

Introduction: Predicting and mapping soil organic carbon (SOC) contents and stocks are important for C sequestration, greenhouse gas emissions and national carbon balance inventories. The SOC plays a vital role in sustaining agricultural productions in arid ecosystems. It shows very quick and direct changes with atmosphere through the photosynthesis and the SOC decomposition. The depletion of C storage not only exacerbates the risk of soil erosion but also reduces agricultural production. An accurate knowledge of regional SOC contents and stocks and their spatial distribution are essential to optimize the soil management and land-use policy for SOC sequestration. Today, digital soil mapping methods such as geostatistics and artificial neural network (ANN) have focused more on SOC contents and stocks mapping. Geostatistics is a robust tool widely applied to model and quantify soil variation and analyze the spatial variability of SOC in large scale. The ANN as a nonlinear technique has been received much less attention for modeling SOC contents and stocks. Therefore, in this study, we aimed to develop and compare the performance of ordinary Kriging, co-kriging, inverse distance weighting (IDW) and artificial neural network models in predicting and mapping the SOC contents and stocks in East and Southeast of the Kohgiluyeh and Boyer-Ahmad province, southern Iran.

Materials and Methods: The composite soil samples were collected randomly from the 0-15 cm soil depths at 204 sampling sites at different land uses in east and southeast of the Kohgiluyeh and Boyer-Ahmad province. The collected soil samples were air-dried, ground, and sieved to pass through a 2 mm mesh. Soil properties such as organic carbon contents and stocks, pH, electrical conductivity (EC), bulk density (BD) and soil texture were determined according to the standard analysis protocols. The normality tests were done according to the Kolmogorov-Smirnov method, and the variability of SOC contents and stocks were analyzed by the classical statistics (mean, maximum, minimum, standard deviation, skewness, and coefficient of variations). The digital elevation model (DEM), slope gradient, precipitation and temperature and Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) were used as co-variables (auxiliary data). The NDVI was obtained by the remotely sensed data of LANDSAT 8. The geostatistical parameters were calculated for each soil property as a result of corresponding semivariogram analysis. The spatial prediction maps of soil properties were generated by ordinary kriging (OK), cokriging (Co-K) inverse distance weighting (IDW) with powers of 1, 2, 3, 4 and 5 as well as the Artificial Neural Network (Multilayer Perception model, MLP) methods. The mentioned interpolation methods were used to prepare the SOC spatial distribution maps by using the 80 % of data as the training datasets. The prediction results were then evaluated by the validation data set (20 % of all data). The differences between the observation and prediction values were evaluated by Mean Error (ME), Root Mean Square Error (RMSE), Correlation Coefficient (R^2) and Concordance Correlation Coefficient (CCC). The spatial distribution maps of the SOC contents and stocks in the study area were finally developed by ArcGIS 10 software.

Results and Discussion: The SOC content for all samples largely varied from 0.20 to 3.96 % .The high coefficient of variation of 53.38 % demonstrates the strong spatial variation of SOC content in the study area. The SOC stocks had also a relatively high variability compared with other soil properties. Such strong variation could be attributed to the diverse soil types, land covers and other environmental conditions across the study area. The average SOC content for forest land use was significantly higher than the other land uses. The intensive tillage in cropland soils appears to have induced the acceleration of organic carbon oxidations leading to the lowest SOC contents and stocks. By increasing the mean precipitation within our study area (in eastern and northeastern regions), the SOC contents and stocks increased significantly. The inverse trend was, however, observed for temperature implying the fact that the higher the temperature, the lower the SOC. Gaussian model was found to be the best model for parameters such as SOC contents and stocks due to the lowest RSS and R^2 . Overall, the results denoted the higher ability of ANN compared to geostatistical techniques (cokriging, kriging and IDW methods) in estimating both soil organic carbon contents and

1, 2, 3, 4- Former M.Sc. Student, Assistant Professor, Professor and Associate Professor in Department of Soil Sciences, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University (SANRU), Respectively
(*- Corresponding Author Email: mostafaemadi@gmail.com)

stocks. According to the results, ANN (MLP) method with one hidden layers with 50 neurons performed better in estimating soil organic carbon contents and stocks at unsampled points, whereas the largest errors were obtained for IDW method.

Conclusions: The good performance of ANN method can be attributed to the division of the study area and the capability of ANN to capture the nonlinear relationships between SOC and environmental factors i.e. slope, DEM, precipitation, temperature and NDVI. The results suggest that the proposed structural method for ANN can play a vital role in improving the prediction accuracy of SOC spatial variability in large scale.

Keywords: Arid and semi-arid regions, Baseline soil carbon map, Carbon sequestration, Spatial variability