



"مقاله پژوهشی"

بررسی اثرات کاربری اراضی و ارتفاع بر تغییرات بافت خاک در شرق استان مازندران

فاطمه تقی پور^۱، سید مصطفی عمادی^۲، مهدی قاجار سپانلو^۳ و مجید دانش^۳

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد گروه علوم و مهندسی خاک، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران

۲- دانشیار گروه علوم و مهندسی خاک، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران

۳- استادیار گروه علوم و مهندسی خاک، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران، (نویسنده مسوول: m.danesh@sanru.ac.ir)

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۳/۱ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۵/۱۰

صفحه: ۲۳ تا ۳۳

چکیده مبسوط

مقدمه و هدف: برخی خصوصیات خاک دارای تغییرپذیری در بعد زمان و مکان می‌باشند. عوامل مختلفی که در طول زمان و مکان متغیرند، در فرآیندهای تشکیل خاک دخیل بوده و تشکیل خصوصیات خاک تحت تاثیر آن‌ها می‌باشد. برای بررسی خصوصیات همچون بافت خاک در مقیاس بزرگ، استفاده از روش‌های زمین آمار، که می‌توانند با پیش‌بینی خصوصیات خاک موجب کاهش در هزینه و وقت شوند، توصیه می‌گردد. برای تخمین نقاط در محل نمونه‌برداری نشده، در این مطالعه از روش‌های مختلف زمین آمار شامل کریجینگ، کو-کریجینگ و وزن‌دهی فاصله معکوس و همچنین روش شبکه عصبی مصنوعی برای بررسی تغییرپذیری مکانی بافت خاک تحت تاثیر کاربری اراضی و ارتفاع استفاده گردید.

مواد و روش‌ها: نمونه‌های خاک به صورت تصادفی مرکب به تعداد ۲۴۹ نقطه از عمق ۱۵-۰ سانتی‌متر شرق استان مازندران تهیه گردید. برای آزمون نرمال‌سازی داده‌ها از آزمون کولموگوروف-اسمیرنوف در محیط نرم‌افزاری SPSS 28 و Develve 4 استفاده شد. با محاسبه خطای میانگین (ME) و باقیمانده میانگین مجذور خطا (RMSE) بهترین روش انتخاب گردید. داده‌های هر پارامتر ابتدا با استفاده از روش تبدیل لگاریتمی و سپس با استفاده از روش باکس-کاکس نرمال، و واریوگرام پارامترها ترسیم گردید. بهترین مدل برای مقادیر شن، رس و سیلت، مدل نمایی انتخاب گردید.

یافته‌ها: اگرچه بین مقادیر درصد رس در کاربری‌های مختلف تفاوت معنی‌دار وجود نداشت، بین مقادیر درصد شن و سیلت تفاوت معنی‌دار وجود داشت، به‌گونه‌ای که بیشترین درصد شن به ترتیب در کاربری‌های مرتع، جنگل، زراعی، بایر و باغ بوده، و بیشترین درصد سیلت به ترتیب در کاربری‌های باغ، زراعی، جنگل، بایر و مرتع یافت گردید. علاوه بر کاربری‌های متنوع اراضی، ارتفاع (۲۰- متر الی بیش از ۵۰۰ متر) نیز به صورت معنی‌دار بر بافت خاک مؤثر بوده است.

نتیجه‌گیری: طبق نتایج، روش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش‌های زمین‌آمار کریجینگ، کو-کریجینگ و روش وزن‌دهی فاصله معکوس در تخمین بافت خاک، مناسب‌تر عمل کرده است. پیشنهاد می‌گردد: (۱) این مطالعات در سایر نقاط استان نیز انجام شود، (۲) از سایر روش‌های هوش مصنوعی (AIM) نیز برای پهنه‌بندی خصوصیات خاک استفاده شود، (۳) از نمونه‌برداری منظم در این گونه مطالعات در صورت امکان استفاده شود، (۴) از نقشه‌های به‌دست آمده به‌عنوان پایه‌ای برای تغییرات بافت خاک در استان استفاده گردد.

واژه‌های کلیدی: اجزای بافت خاک، زمین آمار، کو-کریجینگ، مدل نمایی، واریوگرام

مقدمه

خاک از منابع مهم در تولید غذا، اصلاح تغییرات اقلیمی، حفاظت محیط زیست و تولید انرژی‌های موسوم به سوخت‌های زیستی به‌شمار می‌رود (۳۱). یکی از ویژگی‌های خاک تغییرپذیری زمانی و مکانی می‌باشد، عوامل مختلفی، که در طول زمان و مکان متغیرند، در فرآیندهای تشکیل خاک دخیل بوده و تشکیل خواص خاک تحت‌تاثیر آن‌ها می‌باشد. همچنین خصوصیات خاک دارای همبستگی مکانی و متقابل هستند (۱۹، ۱۵). هزینه‌های زیاد تهیه و تجزیه نمونه‌های خاک و غیرقابل دسترس بودن برخی نقاط مورد مطالعه، استفاده از روش‌های غیرمستقیم جهت برآورد خصوصیات خاک همچون بافت خاک را اجتناب‌ناپذیر می‌نماید. نمونه‌ای از این روش‌های غیرمستقیم استفاده از فاکتورهای توپوگرافی، پوشش گیاهی، دما، بارش و نیز مدل رقومی ارتفاع (DEM) در فرآیند مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، روش‌های درون‌یابی (IPM) همچون انواع کریجینگ معمولی (SK/OK) و روش وزن‌دهی فاصله معکوس (IDW) می‌باشد. استفاده از این مدل‌ها، روشی آسان، سریع، قابل‌اعتماد و غیرمخرب برای پیش‌بینی خصوصیات مختلف خاک محسوب می‌شود (۱۶، ۲).

ایجاد روش‌هایی که از کم‌ترین تعداد نمونه و آنالیز خاک برای به‌دقت رساندن وقت و هزینه، جهت تهیه نقشه‌های بافت

خاک استفاده می‌کنند، امری ضروری است. روش‌های زمین‌آمار و شبکه‌های عصبی مصنوعی، جزو روش‌های پیشرفته برای تهیه نقشه‌های پهنه‌بندی می‌باشد (۲۰).

رایج‌ترین روش‌های درون‌یابی در تحقیقات کشاورزی روش کریجینگ و وزن‌دهی فاصله معکوس می‌باشد. دست‌یابی به تغییرات مکانی بافت خاک در کاربری‌های متنوع اراضی، کمک زیادی در تفسیر و شبیه‌سازی رفتار اکوسیستم‌های خاک در مواجهه با تغییرات اقلیمی و زیست محیطی خواهد نمود (۱۳). توزیع مکانی بافت خاک تابعی از عوامل فیزیکی و یا نحوه کاربری اراضی می‌باشد، در نتیجه داشتن تکنیک‌های مناسب برای بررسی مکانی بافت خاک و نیز تغییرات مرتبط، امری ضروری می‌باشد. روش کریجینگ یکی از متداول‌ترین روش‌های مورد استفاده از بین تکنیک‌های تصادفی می‌باشد، این روش در پیش‌بینی خواص خاک از جمله بافت خاک در مقایسه با روش‌های درون‌یابی خطی برتر می‌باشد (۲۷).

IDW، وزن‌دهی بر پایه عکس فاصله تا نقطه تخمین است. به‌عبارت دیگر، وزن‌دهی بیشتر به نزدیک‌ترین نمونه‌ها و وزن‌دهی کمتر به دورترین نمونه‌ها اختصاص می‌یابد. این روش‌ها تهیه نمونه متراکم را کاهش داده و از این طریق تا حد زیادی در هزینه و وقت صرفه‌جویی خواهد شد (۲۴).

تقی‌زاده و همکاران (۳۲)، به قیاس دو روش بر مبنای شبکه عصبی پیچشی (CNN) و جنگل تصادفی (RF) در

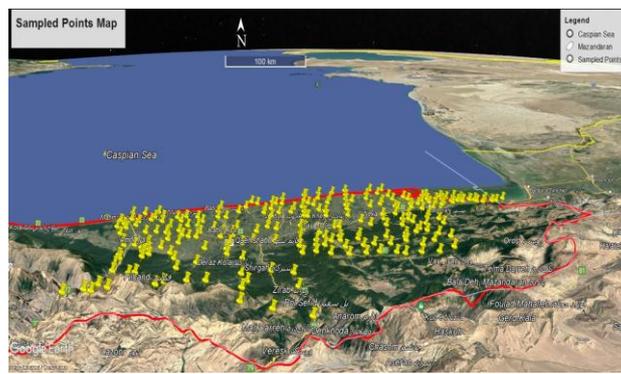
با توجه به این که، مطالعه اجزای بافت بر مبنای شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) و نیز روش‌های درون‌یابی (IPMs) در شرق استان مازندران تا کنون انجام نشده است و نیز با در نظر گرفتن اهمیت پیش‌بینی خصوصیات بافت خاک برای ارائه روش‌های مؤثرتر، که سبب افزایش راندمان تولید محصول و همچنین بهبود شرایط زیست محیطی می‌گردد، یافتن و آزمودن روش‌هایی که می‌توانند تغییرات خاک در زمان و مکان را پیش‌بینی نمایند و در وقت و هزینه صرفه جویی نمایند، بسیار مهم می‌باشد. بنابراین، پژوهش حاضر برای بررسی تغییرات بافت خاک با استفاده از روش‌های درون‌یابی و همچنین شبکه عصبی در شرق استان مازندران انجام گردید.

مواد و روش‌ها منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه، با وسعت تقریبی ۹۵۴۵ کیلومتر مربع، در شرق استان مازندران با مختصات جغرافیایی بین ۵۲ درجه و ۲۱ دقیقه تا ۵۳ درجه و ۴۸ دقیقه طول شرقی و ۳۶ درجه و ۲۵ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۴۵ دقیقه عرض شمالی واقع گردیده است. ارتفاع متوسط منطقه ۲۷- الی بیش از ۵۰۰ متر (ASL)، متوسط دمای سالانه (MAT) در حدود ۱۵ درجه سانتیگراد و متوسط بارش سالانه (MAP) حدود ۷۹۰ میلی‌متر در سال، رژیم رطوبتی (SMR) غالب منطقه زریک و رژیم حرارتی خاک (STR) آن ترمیک می‌باشد (۱۱). کاربری‌های غالب منطقه شامل مرتع، جنگل (طبیعی و مصنوعی)، اراضی زراعی و کشاورزی، باغات و اراضی شهری و مسکونی و اراضی بایر می‌باشد (۱۷، ۱۱).

بررسی اجزای بافت پرداختند که عمل کرد بهتر CNN محرز شد. همچنین آاندان و همکاران (۳)، لی و همکاران (۲۲) و سیدمحمدی و همکاران (۳۰) با استفاده از روش‌های عصبی، درون‌یابی ساده و نیز منطق فازی (FL) به بررسی اجزای بافت و PSD اقدام کردند که دارای نتایج مناسبی بوده است. شبکه عصبی مصنوعی یک روش شبیه سازی می‌باشد، که از مطالعه سیستم مغز و شبکه عصبی موجودات زنده الهام گرفته است. این مدل با تجزیه و تحلیل داده‌های ورودی و نتایج نظیر آن‌ها ارتباطی منطقی بین داده‌ها برقرار می‌کند، که ممکن است غیر خطی و نامشخص باشد. با استفاده از این ارتباط منطقی، شبکه‌های عصبی فرآیند شبیه‌سازی را برای موارد احتمالی مشابه انجام می‌دهد. این شبکه‌ها معمولاً به صورت لایه لایه و منظم ایجاد می‌گردند. در حقیقت، روش شبکه عصبی یک سامانه موازی پردازش گر نتایج پراکنده است، که برای حل مسائلی استفاده می‌گردد، که فرمول حل آن‌ها ناشناخته است و مدل علت و معلول یا برای آن‌ها وجود ندارد و یا ابهام قابل ملاحظه‌ای در آن دیده می‌شود (۲۸).

پیچیدگی عوارض زمین به دلیل ماهیت مکانی سه بعدی و حتی گاه چهار بعدی (به دلیل وابستگی به زمان) باعث گردیده تا سنجش و پایش عوارض زمین با شیوه سنتی، که محدود به یک یا دو بعد است، جای خود را به نمایش‌های سه بعدی و مشتقات مختلف آن با استفاده از مدل های ارتفاع رقومی بدهد (۸، ۲۱). فن‌آوری‌های سامانه موقعیت‌یاب جهانی (GPS) و GIS ظرفیت پردازش تجزیه و تحلیل عوارض زمین را ارتقاء داده و باعث به‌وجود آمدن نتایج مبنایی شده، که امکان تهیه مدل ارتفاع رقومی دقیق و استخراج متغیرهای کمکی در مقیاس‌های مناسب را برای محققین فراهم نموده است (۳۳).



شکل ۱- موقعیت نقاط نمونه‌برداری در شرق استان مازندران

Figure 1. The location of sampled points in the east of Mazandaran province

موقعیت‌یاب جهانی (GPS) ثبت شد. نمونه‌ها پس از هوا خشک گردیدن و عبور از الک دو میلی‌متر، برای خصوصیات مختلف فیزیکی و شیمیایی در آزمایشگاه آنالیز گردیدند. در شکل ۱ موقعیت نقاط تهیه نمونه مشخص گردیده است. همچنین، اجزای بافت خاک نقاط نمونه‌برداری شده به روش هیدرومتری (۶) تعیین گردید.

تهیه نمونه‌های خاک و عملیات آزمایشگاهی

در این مطالعه، نمونه‌ها با روش تصادفی مرکب تهیه گردیدند. مجموع ۲۴۹ نمونه خاک مرکب (عمق ۱۵-۰ سانتی‌متر سطح خاک) از منطقه مورد مطالعه با در نظر گرفتن کاربری اراضی، محل نمونه و توپوگرافی تهیه گردید. نمونه‌ها از مناطق با کاربری‌های مختلف شامل مرتع، اراضی زراعی، جنگل، باغ و زمین بایر تهیه گردیدند. طول و عرض جغرافیایی و ارتفاع هر یک از نمونه‌ها با دستگاه سیستم

نرمال سازی داده‌ها

به صورت نرمال درآورد (۳۳). برای این منظور، در این مطالعه برای نرمال سازی داده‌های مذکور از دو روش لگاریتمی و روش باکس-کاکس (box-cox) استفاده گردید (جدول ۱). برای انجام آنالیزهای آمار در این مطالعه از نرم افزار آماری SPSS 28 و برای آنالیزهای زمین آمار از نرم افزار GS^+ استفاده گردید.

برای تست نرمال سازی داده‌ها از آزمون کولموگروف-اسمیرنوف در محیط نرم افزاری SPSS 28 و Develve 4 استفاده شد. اگرچه در بسیاری از محاسبات و تخمین‌های آمار شرط نرمال بودن داده‌ها مبنای آنالیزها می‌باشد، ولی در عمل ممکن است فرض نرمال بودن داده‌ها برقرار نباشد. در این صورت می‌توان با استفاده از روش‌های تبدیل، توزیع داده‌ها را

جدول ۱- تست کولموگروف - اسمیرنوف برای فاکتورهای مورد مطالعه در شرق استان مازندران

Table 1. Kolmogorov-Smirnov test for the experimental factors in the east of Mazandaran

داده‌های خام			
شاخص	چولگی	کشیدگی	K-Sp
شن	۱/۱۳۰	۱/۳۹۴	۰/۰۰۰
رس	۰/۵۸۲	-۰/۱۰۶	۰/۰۱۷
سیلت	-۰/۵۷۱	۱/۳۷۰	۰/۰۰۴
تبدیل لگاریتمی			
چولگی	کشیدگی	K-SP	
-۰/۷۷۷	۰/۳۷۵	۰/۰۰۰	
-۰/۹۲۶	۱/۲۰۷	۰/۰۰۰	
-۲/۹۱۸	۱۵/۶۷۹	۰/۰۰۰	
تبدیل باکس کاکس			
λ^a	چولگی	کشیدگی	K-Sp
۰/۳۵	-۰/۰۳۳	-۰/۲۷۳	۰/۰۲
۰/۵۰	-۰/۰۵۲	-۰/۴۸۴	۰/۰۵۵
۱/۵۲	۰/۰۳۰	۰/۷۳۴	۰/۲۰۰

تجزیه و تحلیل زمین آمار

بر خلاف روش‌های آمار کلاسیک، روش‌های زمین آمار ضمن بررسی همبستگی مکانی بین مقادیر یک متغیر در یک ناحیه از کارایی بیشتری برای تجزیه و تحلیل توزیع بافت خاک برخوردار می‌باشند. روش‌های زمین آمار با در نظر گرفتن مولفه‌های تغییرپذیر ساختاری و تصادفی قادر به مدل سازی مناسب زمانی و مکانی جهت توصیف متغیر ناحیه‌ای هستند.

اساس این روش‌ها تخمین مقدار نامعلوم متغیر مکانی به عنوان یک عدد تصادفی با یک توزیع احتمالاتی مشخص در نقطه دلخواه از منطقه مورد مطالعه است (۱۲). به منظور درون‌یابی فاکتورهای اندازه‌گیری (بافت خاک) در زمین آمار از سه روش کریجینگ، کوکریجینگ و وزن‌دهی معکوس فاصله استفاده شد. کریجینگ بررسی وجود ساختار مکانی در بین داده‌ها توسط آنالیز واریوگرام به عنوان اولین گام در استفاده از روش کریجینگ می‌باشد، بدین منظور اقدام به ترسیم واریوگرام با استفاده از داده‌های نرمال گردید. برای ترسیم واریوگرام به هر یک از ابعاد مکان و زمان، مدل‌های خطی، کروی، گوسی و نمایی برازش گردید، و مقادیر اثر قطعه‌ای، حد آستانه و دامنه تأثیر در نرم افزار GS^+ محاسبه و ترسیم شد. در این روش ۲۰ درصد داده‌ها که شامل حداقل و حداکثر داده‌ها بود انتخاب و به‌عنوان داده‌های آزمون استفاده شد، و سپس ۸۰ درصد باقیمانده برای مدلسازی به نرم افزار GS^+ داده شد. بعد از آن به‌منظور تعیین بهترین روش درون‌یابی داده‌های بافت خاک، ابتدا از تابع نیم تغییرنا جهت نشان دادن تغییرات یک متغیر با در نظر گرفتن فاصله استفاده شد.

مقایسه میانگین داده‌ها در پنج استفاده مختلف زمین شامل اراضی زراعی، باغ، جنگل، مرتع و بایر در نرم افزار statistixs 9 انجام گرفت. مقایسه میانگین این فاکتورها در استفاده‌های مختلف از زمین می‌تواند در تحلیل پراکنش و تأثیر هر یک از کاربری‌ها بر متغیرهای مورد مطالعه تأثیرگذار باشد. مقایسه میانگین داده‌ها در ارتفاع‌های مختلف نیز در نرم افزار Statistixs 9 انجام گرفت. بدین منظور منطقه مورد مطالعه به چهار محدوده ارتفاعی ۲۰- تا ۰، ۰ تا ۱۰۰، ۱۰۰ تا ۵۰۰ و بیشتر از ۵۰۰ متر تقسیم بندی شد و سپس با توجه به تعداد داده‌هایی که در این محدوده‌ها قرار دارند، مقایسه میانگین داده‌ها انجام گرفت. مقایسه میانگین این فاکتورها در ارتفاع‌های مختلف می‌تواند، در تحلیل پراکنش و تأثیر هر یک از ارتفاع‌ها بر غلظت متغیرهای مورد مطالعه تأثیرگذار باشد. برای ترسیم واریوگرام، مدل‌های کروی، گوسی، نمایی و خطی برازش داده شد و مقادیر اثر قطعه‌ای، حد آستانه و دامنه تأثیر در نرم افزار GS^+ محاسبه و ترسیم، و نقشه‌ها در محیط Arc GIS رسم شد. لازم به ذکر است، دامنه تأثیر نشان دهنده حداکثر فاصله ایست، که یک متغیر دارای وابستگی مکانی است و در خارج از آن متغیر مورد نظر فاقد وابستگی مکانی می‌شود. نسبت همبستگی $(C0/(C+C0))$ معمولاً به صورت درصد بیان می‌شود و چنانچه این نسبت کمتر از ۲۵ درصد شود وابستگی مکانی قوی می‌باشد، بین ۲۵ تا ۷۵ درصد متوسط، و اگر بیشتر از ۷۵ درصد باشد، وابستگی مکانی ضعیف می‌باشد (۴).

در فرم بسته قابل نمایش است، و مشتق گرفتن از آن ساده می‌باشد. دو نوع شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) و شبکه‌های تابع شعاع مدار (RBF) وجود دارد، که در این مطالعه از MLP استفاده شد. MLP و RBF که در پیش‌بینی استفاده می‌شوند، به گونه‌ای عمل می‌کنند، که نتایج پیش‌بینی حاصل از مدل می‌تواند با مقادیر متغیر هدف مقایسه شود. این دو مدل تابعی از پیش‌بینی کننده‌ها (که از آن‌ها به عنوان متغیرهای مستقل یا ورودی یاد می‌گردد) است، که خطای پیش‌بینی متغیرهای هدف (خروجی‌ها) را حداقل می‌کند. MLP یک مدل پیش‌بینی کننده برای یک یا چند متغیر وابسته (هدف) بر اساس مقادیر متغیرهای پیش‌بینی کننده فراهم می‌کند. یک MLP می‌تواند یک یا دو لایه پنهان با تعداد واحد (گره) در هر لایه داشته باشد. در این مطالعه برای پیش‌بینی بافت خاک، MLP با دو لایه پنهان، حاوی ۳۰ نورون در لایه اول و ۱۰ نورون در لایه دوم به عنوان بهترین ساختار برای پیش‌بینی بافت خاک بدست آمد (۳۲،۲۰،۱۰).

نتایج و بحث

بررسی نرمال بودن توزیع خصوصیات خاک و توصیف آماری داده‌های خاک

در این مطالعه بررسی نرمال بودن توزیع پارامترهای بافت خاک با استفاده از آزمون Kolmogorov-Smirnov انجام گردید، که تمامی پارامترها از روش تبدیل باکس کاکس در محیط نرم افزاری Develve نرمال شدند. و چولگی این پارامترها بین -۱ و +۱ قرار گرفت (۱۷). براساس نتایج بدست آمده از جدول ۲، بیشترین چولگی و ضریب تغییرات توسط شن حاصل گردید. دلیل بالا بودن چولگی را می‌توان به عواملی نظیر نحوه تهیه نمونه، تعداد نمونه‌های برداشت شده، ویژگی‌های ذاتی متغیر و شرایط محیطی ارتباط داد. ضریب تغییرات سیلت زیر ۵۰ درصد می‌باشد، که نشان‌دهنده عدم وجود تغییرات خیلی زیاد این متغیر در منطقه مورد مطالعه می‌باشد. ضریب تغییرات تابع عوامل ذاتی و همچنین اثر متقابل عوامل مختلف، مانند مصرف کود و وضعیت زهکشی خاک می‌باشد (۷،۱۸).

مقایسه میانگین اجزای بافت خاک در اراضی با کاربری‌های متفاوت

جدول ۳ مقایسه میانگین بافت خاک را در پنج استفاده اراضی زراعی، باغ، جنگل، مرتع، بایر و کل حوزه نشان می‌دهد. طبق نتایج بدست آمده از این جدول اگرچه بین مقادیر درصد رس در استفاده‌های مختلف تفاوت معنی‌دار وجود نداشت، بین مقادیر درصد شن و سیلت تفاوت معنی‌دار وجود داشت، صورتی‌که بیشترین درصد شن به ترتیب در اراضی مرتع، جنگل، زراعی، بایر و باغ بوده و بیشترین درصد سیلت به ترتیب در اراضی باغ، زراعی، جنگل، بایر و مرتع یافت گردید. نتایج به‌دست آمده از جدول ۳ نشان داد، که تفاوت معنی‌دار بین میزان رس در استفاده‌های مختلف وجود نداشت. تغییر استفاده منجر به تغییر در توزیع اندازه ذرات در استفاده‌های مختلف زمین گردیده است. در اراضی کشاورزی

این تابع عبارت است از متوسط مجذور اختلافات بین دو مشاهده در دو موقعیت مکانی واقع در فضای تهیه نمونه، که توسط آرایه h از هم مجزا شده‌اند (۹،۱۰). (معادله ۱)

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

در این معادله $Z(x_i)$ مقدار متغیر در نقطه x_i و $Z(x_i + h)$ مقدار متغیر در نقطه $x_i + h$ و $N(h)$ جفت نمونه‌های مجزا گردیده توسط h هستند.

کوکرینجینگ: همان‌طور که در آمار کلاسیک نیز روش‌های چند متغیره وجود دارد در زمین آمار نیز می‌توان به روش کوکرینجینگ و طبق ارتباط بین متغیرهای مختلف تخمین زد. در روش کوکرینجینگ، پس از تشکیل ماتریس همبستگی، برای پیش‌بینی خصوصیات خاک (متغیر اولیه) از متغیر کمکی استفاده گردید، که دارای بیشترین ضریب همبستگی با متغیر مورد نظر، و همچنین دارای ارتباط فیزیکی با متغیر اولیه بود.

وزن‌دهی معکوس فاصله: در این روش برای هر کدام از نقاط، بر طبق فاصله بین آن نقطه تا موقعیت نقطه مجهول وزن مشخص در نظر گرفته می‌شود، سپس وزن‌های لحاظ شده توسط توان‌های وزن‌دهی کنترل می‌شوند، به گونه‌ای که هرچه توان بزرگتر باشد تأثیر نقاط با فاصله بیشتر را از نقطه مورد نظر کاهش می‌دهد (۲۵،۲۴). این روش بر خلاف روش کوکرینجینگ نیازی به واریوگرام و مدل‌سازی آن نداشته و وابسته به مدل نیست. به منظور مقایسه روش‌های مورد استفاده در این پژوهش و انتخاب مناسب‌ترین روش زمین آمار، از تکنیک اعتبارسنجی متقابل استفاده، و سپس اقدام به پهنه‌بندی و تهیه نقشه‌های کوکرینجینگ، کوکرینجینگ و IDW گردید. برای صحت تخمین‌ها بر مبنای حداقل بودن شاخص‌های آمار، خطای میانگین (ME) (معادله ۱)، و میانگین مجذور خطا (RMSE) (معادله ۲) بررسی گردید (۲۵).

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) \quad (\text{رابطه ۲})$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (\text{رابطه ۳})$$

در معادلات بالا y_i ، بافت خاک، \hat{y}_i ، میزان پیش‌بینی گردیده، و n ، تعداد نمونه‌های اعتبارسنجی است.

شبکه عصبی مصنوعی

یک شبکه عصبی می‌تواند بازه وسیعی از مدل‌های آمار را بدون نیاز به فرض رابطه مشخص بین متغیرهای وابسته و مستقل، تخمین بزند. در عوض، نوع رابطه حین فرآیند یاد گرفتن مشخص می‌گردد. برای ایجاد مدل شبکه عصبی از نرم‌افزار SPSS 18 استفاده شد. برای این‌که خروجی خاصی تولید گردد از تابع تبدیل سیگموئید، یعنی پرکاربردترین تابع تبدیل در ANN استفاده گردید. از دلایل عمده استفاده از این تابع این است، که تقریباً خطی، افزایشی و مشتق‌پذیر بوده و

میزان شن در محدوده ارتفاعی ۲۰- تا ۰ و بیش تر از ۵۰۰ متر با محدوده ارتفاعی ۰ تا ۱۰۰ و ۱۰۰ تا ۵۰۰ متر اختلاف معنی دار وجود داشت. بیشترین میزان شن در محدوده ارتفاعی (۰ تا ۲۰m) می باشد. در محدوده های ارتفاعی مختلف بین میزان رس و سیلت اختلاف معنی دار وجود داشت، که بیشترین و کمترین میزان رس به ترتیب در محدوده ارتفاعی ۱۰۰ تا ۵۰۰ متر و بیش تر از ۵۰۰ متر می باشد. دلیل آن شستشو و انتقال رس از ارتفاعات بالاتر به پایین تر و در نتیجه بر جای ماندن ذرات درشت تر در ارتفاعات بالاتر، و یا فرسایش ذرات ریزتر شسته گردیده از اراضی بالادست و رسوب یافته در پایین دست می باشد، که باعث افزایش میزان رس در پایین دست شده است. مقادیر سیلت در دو محدوده ارتفاعی ۰ تا ۱۰۰ متر و ۱۰۰ تا ۵۰۰ متر با مقادیر سیلت در محدوده ارتفاعی ۲۰- تا ۰ متر و بیشتر از ۵۰۰ متر دارای اختلاف معنی دار می باشد، که کمترین میزان سیلت در ارتفاعات پایین تر می باشد. تحقیقات مختلف مشخص نموده، که بافت خاک بصورت مؤثرتری تحت تاثیر ارتفاع (ریز اقلیم) از سطح زمین، در مقایسه با شیب زمین می باشد (۱۸،۷).

با کاهش ماده آلی خاک و همچنین شکسته شدن خاکدانه ها بر اثر عملیات خاک ورزی، خاکدانه ها به خاکدانه های ریزتر تبدیل می شوند و مستعد فرسایش خواهند بود (۱۰). تحقیقات (۳۵) Tellen and Yerina نیز مشخص نمود، که با تغییر استفاده زمین از جنگل به زمین زراعی میزان شن افزایش و میزان سیلت کاهش یافت، که علت اصلی آن فرسایش خاک بوده است (۳۵).

مقایسه میانگین اجزای بافت در کل حوزه و ارتفاع های مختلف

جدول ۳ مقایسه میانگین درصد شن، رس و سیلت را در چهار محدوده ارتفاعی ۲۰- تا ۰ ، ۰ تا ۱۰۰ ، ۱۰۰ تا ۵۰۰ و بیشتر از ۵۰۰ متر نشان می دهد. طبق نتایج به دست آمده از این جدول بین مقادیر پارامترها در محدوده های ارتفاعی مورد نظر اختلاف معنی دار وجود دارد. بیشترین درصد شن مربوط به محدوده ارتفاعی ۲۰- تا ۰ متر و کمترین آن در محدوده ارتفاعی ۱۰۰ تا ۵۰۰ متر می باشد. بیشترین درصد رس در محدوده ارتفاعی ۵۰۰ تا ۱۰۰۰ متر و کمترین آن در محدوده ارتفاعی بیشتر از ۵۰۰ متر می باشد. بیشترین درصد سیلت به ترتیب در محدوده ارتفاعی ۰ تا ۱۰۰ ، ۱۰۰ تا ۵۰۰ ، بیشتر از ۵۰۰ و ۲۰- تا ۰ متر می باشد. بر طبق نتایج بدست آمده بین

جدول ۳- مقایسه میانگین اجزای بافت (%) در کل حوزه بر اساس کاربری و ارتفاع

Table 3. The mean comparison of texture affected by land use and elevation

کاربری						
پارامتر	کل حوزه	زراعی	باغ	جنگل	مرتع	بایر
شن	۲۴/۶۷	۲۵/۲۰ ^{ab}	۲۱/۲۵ ^b	۲۷/۸۳ ^a	۳۳/۹۶ ^c	۲۲/۴۰ ^{ab}
رس	۲۱/۴۵	۲۱/۰۴ ^a	۲۲/۱۳ ^a	۲۰/۲۹ ^a	۲۳/۰۵ ^a	۲۶/۹۶ ^a
سیلت	۵۴/۱۲	۵۵/۳۳ ^{ab}	۵۷/۶۰ ^b	۵۲/۸۱ ^a	۴۴/۲۲ ^c	۵۱/۶۲ ^{ab}
تعداد	۲۴۹	۱۰۲	۵۱	۶۴	۲۱	۱۱
ارتفاع (m)						
کل حوزه	کل حوزه	۰-۲۰	۰-۱۰۰	۱۰۰-۵۰۰	>۵۰۰	
شن	۲۴/۶۷	۳۶/۴۹ ^a	۲۲/۱۸ ^b	۲۱/۵۱ ^b	۳۴/۱۰ ^a	
رس	۲۱/۴۵	۲۲/۹۴ ^{ab}	۲۱/۸۹ ^{ab}	۲۳/۳۷ ^a	۱۸/۳۸ ^b	
سیلت	۵۴/۱۲	۴۱/۵۷ ^c	۵۶/۹۳ ^a	۵۶/۰۴ ^a	۴۹/۶۷ ^b	
تعداد	۲۴۹	۴۰	۹۷	۵۶	۵۶	

واریوگرام برای تعریف متغیر ناحیه ای استفاده می شود (۱۴). به این منظور، برای تحلیل و بررسی پیوستگی مکانی متغیر مورد نظر، ابتدا از طریق داده های نرمال شده، واریوگرام ترسیم و محاسبه شد. پارامترهای نیم تغییرنمای فاکتورها مطالعه، و از بین مدل های نیم تغییرنمای برازش گردیده، بهترین مدل برای هر فاکتور برگزیده شد (جدول ۴).

برازش نیم تغییرنما برای خصوصیات خاک

در روش کریجینگ به منظور تخمین مقادیر یک متغیر در نقاط مجهول، ابتدا باید پیوستگی مکانی داده ها کنترل و در صورت وجود آن، برآورد در ناحیه با بیشترین همبستگی بین داده ها، صورت گیرد. در این روش از ابزارهای مختلف نظیر H-scatter، واریوگرام، تابع همبستگی، تابع کوواریانس و

جدول ۴- برازش نیم تغییرنمای اجزای بافت

Table 4. Semivariogram parameters of soil texture

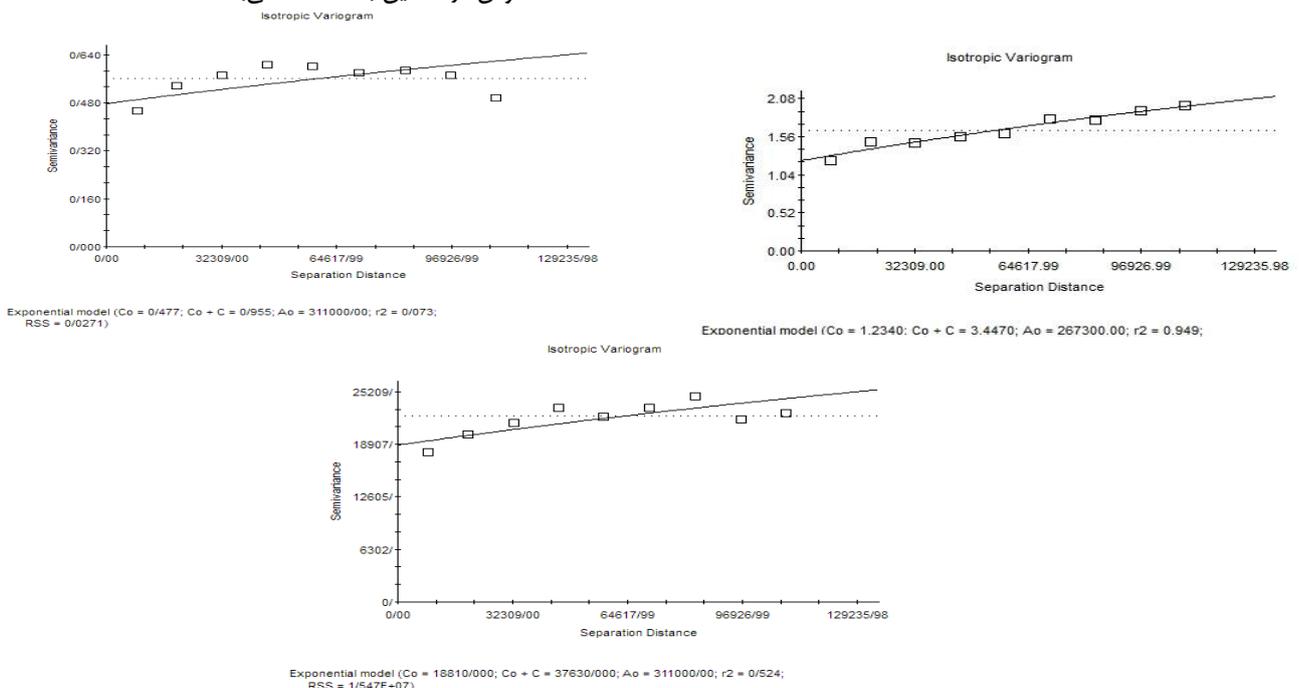
پارامتر	مدل	Nugget C0	Sill C+C0	نسبت %C0/(C+C0)	RSS	R ²	دامنه (m)
شن	نمایی	۰/۴۷۷	۰/۹۵۵	۰/۵۰۱	۰/۰۲۷۱	۰/۷۳	۳۱۱۰۰۰
رس	نمایی	۱/۲۳۴	۳/۴۴۷	۰/۶۴۲	۰/۰۲۳۴	۰/۹۴۹	۲۶۷۳۰۰
سیلت	نمایی	۱۸۸۱۰	۳۷۶۳۰	۰/۵۰۰	۱/۵۴۷	۰/۵۲۴	۳۱۱۰۰۰

در شکل ۲ مدل مناسب واریوگرام برای هر پارامتر انتخاب گردیده است. نتایج بدست آمده از نمودارهای مدل‌های برازش داده شده بر نیم تغییرنمای تجربی متغیرهای مختلف خاک نشان می‌دهد، که متغیرها با اثر قطعه‌ای پایین دارای دامنه تأثیر بالا، و سطح مناسب از ساختار مکانی هستند. ساختار مکانی قوی در یک متغیر می‌تواند ناشی از اثر عوامل ذاتی خاک باشد (۵). ضریب تبیین بالا و مجموع مربعات پایین تأیید دیگر بر برازش مناسب مدل‌ها بر نیم تغییرنمای تجربی متغیرها بوده است. اثرات تغییرپذیری ویژگی‌های خاک ممکن است تحت تأثیر فاکتورهای داخلی مانند فاکتورهای تشکیل خاک و فاکتورهای خارجی مانند کوددهی و نحوه استفاده از زمین باشد. غالباً وابستگی مکانی قوی در اثر فرآیندهای داخلی و وابستگی‌های مکانی ضعیف در اثر فرآیندهای خارجی حاصل می‌گردد. لذا فرآیندهای داخلی مانند خصوصیات ذاتی خاک تأثیر بیشتری روی تغییرپذیری چنین متغیرهایی در منطقه داشته است (۱۸). دامنه تأثیر ویژگی‌های مختلف خاک، تابعی از مقیاس مورد مطالعه، فاصله نمونه‌برداری و موقعیت سیمای اراضی می‌باشد. دامنه تأثیر بزرگتر دال بر ساختار مکانی گسترده‌تر، پراکنش پیرایشی‌تر (همراه با روند) و در حقیقت پیوستگی مکانی بیشتر در مقادیر متغیر مورد نظر می‌باشد. هرچه دامنه گسترده‌تر باشد به تعداد نمونه کمتری جهت تعیین نقاط نمونه‌برداری نشده نیاز است (۳۳، ۱۰، ۱۰).

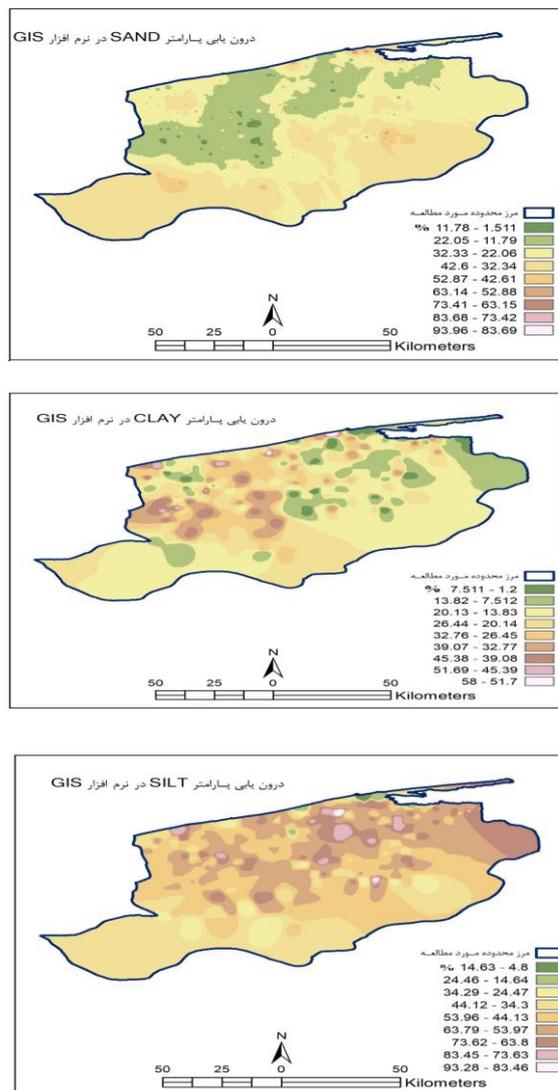
نتیجه‌گیری کلی

از نتایج بدست آمده از این مطالعه توانایی بالای روش شبکه عصبی مصنوعی (ANNs) نسبت به روش‌های زمین‌آمار (IPMs) کریجینگ، کوکریجینگ و وزن‌دهی فاصله معکوس در تخمین بافت خاک می‌باشد.

بر اساس شکل‌های ۲ و ۳، بهترین مدل نیم‌تغییرنما برای شن، رس و سیلت مدل نمایی با R^2 به ترتیب برابر با ۰/۰۷۳، ۰/۹۴۹ و ۰/۵۲۴ بود. یکی از پارامترهای تغییرنما، اثر قطعه‌ای است. اثر قطعه‌ای یک قسمت از واریانس است، که در نتیجه عواملی مانند تغییرات مشخصه مورد بررسی در فواصل کمتر از کوتاه‌ترین فاصله نمونه‌برداری، خطاهای اندازه‌گیری، خطای نمونه برداری و آزمایشگاهی و دیگر تغییرات غیرقابل پیش‌بینی حاصل می‌گردد (۳۵، ۳۴). طبق نتایج بدست آمده از جدول ۴ بالاترین اثر قطعه‌ای برای سیلت می‌باشد و بقیه پارامترهای مورد مطالعه دارای اثر قطعه‌ای کوچکی می‌باشند. دامنه تأثیر نشان دهنده حداکثر فاصله ایست، که یک متغیر دارای وابستگی مکانی است و در خارج از آن متغیر مورد نظر فاقد وابستگی مکانی می‌شود. نسبت همبستگی $(C0/(C+C0))$ معمولاً به صورت درصد بیان می‌شود و چنانچه این نسبت کمتر از ۲۵ درصد شود وابستگی مکانی قوی می‌باشد، بین ۲۵ تا ۷۵ درصد متوسط، و اگر بیشتر از ۷۵ درصد باشد، وابستگی مکانی ضعیف می‌باشد (۴). طبق نتایج بدست آمده از جدول ۴ مقادیر بافت خاک دارای نسبت همبستگی کمتر از ۲۵ درصد می‌باشند، که نشان دهنده وابستگی مکانی قوی در این متغیرها می‌باشد. دامنه تأثیر فاصله‌ای است، که در ماواری آن نمونه‌ها بر هم تأثیری نداشته و آن‌ها را می‌توان مستقل از یکدیگر محسوب نمود (۲)، چنین فاصله‌ای حد همبستگی خصوصیت مورد نظر را مشخص نموده و جزییاتی در رابطه با حداقل فاصله تهیه نمونه ارائه می‌کند. دامنه تأثیر نیم‌تغییرنما برای شن ۳۱۱ کیلومتر، برای رس در حدود ۲۶۷ کیلومتر و برای سیلت ۳۱۱ کیلومتر می‌باشد. تمام دامنه‌های متغیرهای اندازه‌گیری گردیده خاک از ۶۵ کیلومتر بیشتر بودند.



شکل ۲- نیم‌تغییرنما و مدل برازش‌شده از بالا به پایین برای اجزای شن، رس و سیلت در شرق استان مازندران
Figure 2. Semivariograms of sand, clay and silt of eastern Mazandaran



شکل ۳- پهنه‌بندی اجزای بافت خاک در شرق استان مازندران
Figure 3. Textural components mapping in the eastern Mazandaran

پهنه‌بندی خصوصیات خاک استفاده شود، ۳) از نمونه‌برداری منظم در این گونه مطالعات در صورت امکان استفاده شود، ۴) از نقشه‌های بدست آمده به عنوان پایه‌ای برای تغییرات بافت خاک در استان استفاده گردد.

تعارض منافع: هیچگونه تعارض منافع توسط نویسندگان وجود ندارد.

تشکر و قدردانی: نویسندگان، از تمامی عوامل، خصوصاً کارشناسان محترم و خبره آزمایشگاه خاکشناسی دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، تقدیر و تشکر می‌نمایند.

با توجه به نتایج حاصله (شکل‌های ۲ و ۳) می‌توان گفت، از اهداف اصلی این مطالعه، بررسی امکان افزایش دقت پهنه‌بندی بافت خاک با استفاده از کریجینگ، کوکریجینگ، روش وزن‌دهی معکوس فاصله و روش شبکه عصبی مصنوعی بوده است. روش شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تغییرات بافت خاک عمل‌کرد بهتری نسبت به روش‌های کریجینگ، کوکریجینگ و وزن‌دهی معکوس فاصله داشت. روش شبکه عصبی با دولایه پنهان بهترین عمل‌کرد برای پهنه‌بندی اجزای بافت خاک را داشته است. پیشنهاد می‌گردد: ۱) این مطالعات در سایر نقاط استان نیز انجام شود، ۲) از سایر روش‌های هوش مصنوعی نیز برای

منابع

1. Afshar, H., M.H. Salehi, J. Mohammadi and A. Mehnatkesh. 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*, 23: 161-172 (In Persian with English abstract).
2. Afzali, A., J. Varvani and R. Jafarnia. 2018. Application of geostatistical analysis for prediction of spatial variations in soil texture (Case study: Farahan Plain, Markazi province) *Sarazmin*, 15: 1-16 (In Persian with English abstract).
3. Anandan, K., R. Shankar and S. Duraisamy. 2021. Convolutional Neural Network approach for the prediction of Soil texture properties. *Indian Journal of Science and Technology*, 14: 190-196.
4. Ayoubi, S.H. and F. Khormali. 2009. Spatial variability of soil surface nutrients using principal component analysis and geostatistics: A case study of Appaipally village, Andhra Pradesh, India. *Isfahan University of Technology-Journal of Crop Production and Processing*, 12: 609-622 (In Persian with English abstract).
5. Bahrami, A., M. Danesh and M. Bahrami. 2022. Studying sand component of soil texture using the spectroscopic method. *Infrared Physics & Technology*, 122: 104056.
6. Bouvoucos, G.J. 1962. Hydrometer Method improved for making particle size analysis of soils. *Agronomy Journal*, 54: 464-465.
7. Dai, W., Y. Li, W. Fu, P. Jiang, K. Zhao, Y. Li and P. Penttinen. 2018. Spatial variability of soil nutrients in forest areas: A case study from subtropical China. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*, 181: 827-835.
8. Dai, L., G. Wang and Y. He. 2021. Assessing soil fractal and sorting characteristics based on geostatistics and modeling approaches in a typical basin of North China plain. *Earth Science Informatics* 14: 819-829.
9. Danesh, M. and H.A. Bahrami. 2022. Modeling of Soil Sand Particles Using Spectroscopy Technology. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, in press.
10. Danesh, M., F. Taghipour, S.M. Emadi and M. Ghajar Sepanlou. 2022. The interpolation methods and neural network to estimate the spatial variability of soil organic matter affected by land use type. *Geocarto International*, in press.
11. Emadi, M., R. Taghizadeh-Mehrjardi, A. Cherati, M. Danesh, A. Mosavi, T. Scholten. 2020. Predicting and mapping of soil organic carbon using machine learning algorithms in Northern Iran. *Remote Sensing*, 12(14): 2234.
12. Farzaneh, P., A.R. Soffianian and F. Moattar. 2011. Spatial distribution of Ni, Cr, Pb, Cu and Co in the surface (Superficial) soil of Hamadan County with geostatistics & GIS. *Human and Environment*, 9: 39-48 (In Persian with English abstract).
13. Green, J.K., S.I. Seneviratne, A.M. Berg, K.L. Findell, S. Hagemann, D.M. Lawrence and P. Gentile. 2019. Large influence of soil moisture on long-term terrestrial carbon uptake. *Nature* 565: 476-479.
14. Isaaks, E.H. and R.M. Srivastava. 1989. *An Introduction to Applied Geostatistics*. Oxford University Press, New York. 561p.
15. Jeanneau, A., T. Herrmann and B. Ostendorf. 2021. Mapping the spatio-temporal variability of hillslope erosion with the G2 model and GIS: A case-study of the South Australian agricultural zone. *Geoderma*, 402: 115350.
16. John, K., I.I. Abraham, N.M. Kebonye, P.C. Agveman, E.O. Ayito and A.S. Kudjo. 2021. Soil organic carbon prediction with terrain derivatives using geostatistics and sequential Gaussian simulation. *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*, 20: 379-389.
17. Kamyabi, S. and K. Abdi. 2020. Detection and analysis of the trend of climate change (precipitation and temperature) within the boundaries of Sari. *Journal of Environmental Science and Technology*, 22: 165-179 (In Persian with English abstract).
18. Khan, M.Z., M.A. Islam, M.S. Amin and M.M.R. Bhuiyan. 2019. Spatial variability and geostatistical analysis of selected soil. *Bangladesh Journal of Scientific and Industrial Research*, 54: 55-38.
19. Khayamim, F. and H. Khademi. 2015. Spatial distribution of soil organic matter in surface soils of three climatic zones in Isfahan province. *Soil Research*, 29: 37-48.
20. Lahooti, P., S.M. Emadi, M.A. Bahmanyar and M. Ghajar Sepanlou. 2019. Soil organic carbon mapping by geostatistics and artificial neural network methods (Kohgiluyeh & Boyer-Ahmad Province). *Journal of Water and Soil*, 32: 1135-1148 (in Persian with English abstract).
21. Lakzian, A., M. Fazeli Sangani, A.R. Astarai and A. Fotovati. 2013. Estimation and mapping soil organic carbon content using terrain analysis (case study: Mashhad, Iran). *Journal of Water and Soil*, 27: 180-192 (in Persian with English abstract).

22. Li, J., H. Wan and S. Shang. 2020. Comparison of interpolation methods for mapping layered soil particle-size fractions and texture in an arid oasis. *Catena*, 190: 104514.
23. Li, C., X. Wang and M. Qin. 2021. Spatial variability of soil nutrients in seasonal rivers: A case study from the Guo River Basin, China. *Plos One*, 16: 0248655 e.
24. Mandal, S., B.U. Choudhury and L. Satpati. 2020. Soil site suitability analysis using geo statistical and visualization techniques for selected winter crops in Sagar Island, India. *Applied Geography*, 122: 102249.
25. Metahni, S., L. Coudert, E. Gloaguen, K. Guemiza, G. Mercier and J.F. Blais. 2019. Comparison of different interpolation methods and sequential Gaussian simulation to estimate volumes of soil contaminated by As, Cr, Cu, PCP and dioxins/furans. *Environmental Pollution*, 252: 409-28 419.
26. Mohammad Asgari, H., M. Jafari, S.K. Alavipanah, S. Farhadi and M. Razmi. 2014. Analysis of spatial variability of soil properties using geostatistics and remote sensing. *Environmental Erosion Research*, 4: 53-71 (In Persian with English abstract).
27. Mohammadi farsani, N., A. Karimi, J. Mohammadi and M. Naderi. 2019. Mapping soil particle size and organic matter distribution in different land uses in Bardeh watershed (Chaharmahal and Bakhtiari Province) using remote sensing and geostatistics techniques. *Soil Research*, 33: 497-510. in Persian with English abstract)
28. Pradhan, P., T. Tingsanchali and S. Shrestha. 2020. Evaluation of soil and water assessment tool and artificial neural network models for hydrologic simulation in different climatic regions of Asia. *Science of the Total Environment*, 701: 134308.
29. Sanaei, A., M. Li and A. Ali. 2019. Topography, grazing, and soil textures control over rangelands' vegetation quantity and quality. *Science of the Total Environment*, 697: 134153.
30. Seyedmohammadi, J., Navidi, M.N. and Esmaeelnejad, L., 2019. Geospatial modeling of surface soil texture of agricultural land using fuzzy logic, geostatistics and GIS techniques. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, 50: 1452-1464.
31. Shokuhifar, Y., A.M. Ghahsareh, K. Shahbazi, M.M. Tehrani and H. Besharati. 2021. Biochar and wheat straw affecting soil chemistry and microbial biomass carbon countrywide. *Biomass Conversion and Biorefinery*, in press.
32. Taghizadeh-Mehrjardi, R., M. Mahdianpari, F. Mohammadimanesh, T. Behrens, N. Toomanian, T. Scholten and K. Schmidt. 2020. Multi-task convolutional neural networks outperformed random forest for mapping soil particle size fractions in central Iran. *Geoderma*, 376: 114552.
33. Tashayo, B., A. Honarbakhsh, M. Akbari and M. Eftekhari. 2020. Land suitability assessment for maize farming using a GIS-AHP method for a semi-arid region, Iran. *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*, 19: 332-338.
34. Taye, M., B. Simane Y.G. Selssie B. Zaitchik and S. Setegn. 2018. Analysis of the spatial variability of soil texture in a tropical highland: the case of the Jema watershed, northwestern highlands of Ethiopia. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 15: 1903.
35. Tellen, V.A. and B.P. Yerima. 2018. Effects of land use change on soil physicochemical properties in selected areas in the North West region of Cameroon. *Environmental Systems Research*, 7: 1-29.
36. Yan, T., W. Zhao, Q. Zhu, F. Xu and Z. Gao. 2021. Spatial distribution characteristics of the soil thickness on different land use types in the Yimeng Mountain Area, China. *Alexandria Engineering Journal*, 60: 511-520.

Investigating Soil Texture Affected by Land Use and Elevation in the East of Mazandaran Province

Fatemeh Taghipour¹, Seyed Mostafa Emadi², Mehdi Ghajar Sepanlou² and Majid Danesh³

-
- 1- Graduated M.Sc. Student Soil Science Department, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran
 2- Associate Professor, Soil Science Department, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran
 3- Assistant Professor, Soil Science Department, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran, (Corresponding author: m.danesh@sanru.ac.ir)
 Received: 22 May, 2022 Accepted: 1 Agusut, 2022
-

Extended Abstract

Introduction and Objective: Some soil properties are spatiotemporally variable. The proper handling of soil as a source of food, improving factor for climate changes and the environment, as well as for the production of fossil fuels, is definitely essential. The spatial and temporal variations of different parameters affect the formation of soil and its characteristics. The high expenses of soil sampling operation and the inaccessibility of some parts, make the use of indirect methods for the prediction of soil properties including texture unavoidable. It is essential to use and establish methods, which minimize the time and expenses of sampling and analysis for soil texture mapping. Geostatistics can suitably investigate and predict soil properties such as texture in a large scale, by reducing time and expenses. Investigating the spatial variability of soil texture under different land uses is helpful for the determination and stimulation of soil ecosystem properties subjected to the different climate and environmental variation. The spatial variability of soil texture is a function of physical parameters and land uses, and accordingly, using suitable techniques for investigating the spatial variability of soil texture is essential. For this purpose, the IPMs and ANNs consisting of Simple-Kriging, Co-Kiriging, IDW and MLPs were used to study the spatial variability of textural components of the eastern Mazandaran.

Material and Methods: In the present research, the study of the spatial variability of soil texture affected by different land uses and elevation at inaccessible places was done by kriging, co-kriging, inverse distance weights (IDW) and also artificial neural network (ANN). Compound soil samples (249) were randomly collected from the 0-15 depth. The precision of each method was determined using mean error (ME) and residual mean square error (RMSE). The data of each parameter were log converted and plotted using the method of normal box-cox and variograms. The comparison of means affected by different land uses including farming, orchard, forest, rangeland and uncultivated as well the elevation was conducted by Statistix 9. The study area consisted of different elevations including -20-0, 0-100, 100-500, and > 500 m. The variograms were plotted by spherical, Gaussian, exponential and linear models, and the amounts of semivariograms were calculated in the GS+ software, and the soil map was plotted by Arc GIS software.

Results: The normalization of data, which indicates the distribution of soil texture, was done by the Kolmogorov-Smirnov test. The coefficient of variation of silt particles, which is affected by soil, fertilization and drainage activities, was less than 50% indicating the rate of variation is not high in the study area. Accordingly, the exponential model was selected as the best fitted one for the prediction of soil texture affected by the experimental treatments. Although the amounts of clay were not significantly affected by different land uses, the amounts of sand and silt were significantly different as the amount of sand was the highest by rangeland, forest, farming, uncultivated and orchard, respectively, and the highest amount of silt was related to the orchard, farming, forest, uncultivated and rangeland. Similar research has also indicated that the change of land use from forest to farming, increases sand and decreases silt, which is due to soil erosion. In addition to different land uses, elevation (-20 - > 500 m) also significantly affected soil texture. The highest rate of sand was related to the -20-0 m elevation. The highest and the least rate of clay was resulted by the 100-500 and > 500 m elevations, respectively, which is due to the leaching and erosion of clay particles from the higher elevation, resulting in the higher rate of sand in higher elevations, and higher rate of clay in the less elevated areas.

Conclusions Among the most important objectives of the present research was to investigate the possibility of predicting soil texture with an acceptable accuracy by kriging, co-kriging, inverse distance weighting and artificial neural network. According to the results, ANNs was the most suitable method for predicting soil texture affected by different land uses and elevation. It is suggested to: 1) examine the tested methods in other places, 2) other artificial methods be also tested for predicting soil texture, 3) if possible, a regular sampling be done in such types of research areas, and 4) the prepared mapping be used as a base for investigating the spatial and temporal variability of soil texture.

Keywords: Co-kriging, exponential model, Geostatistics, soil texture components, Variograms