

Zoning and Identification of Environmental Characteristics Affecting Soil Organic Carbon Storage in Gonbad Paired-Watershed

Behnaz Attaeian^{1*}  | Ali Baderestani¹ | Saied Khosrowbeigi² |
Mohammad Mehdi Artimani³

1. Department of Nature Engineering, Faculty of Natural Resources and Environment, Malayer University, Malayer, Iran.
 2. General Department of Natural Resources of Markazi Province, Arak, Iran
 3. General Department of Natural Resources of Hamedan Province, Hamedan, Iran.
- E-mail: b.attaieian@malayeru.ac.ir

Article Info

Article type:
Research Article

Article history:
Received: 22 Jul. 2024
Revised: 01 Nov. 2024
Accepted: 02 Nov. 2024
Published online: 01 Mar. 2025

Keywords:
Ecology,
Random Forest,
Soil Organic Carbon,
Vector Support Machine.

Abstract

Soil organic carbon, a key factor in soil stability and fertility, is considered one of the major environmental challenges in the context of climate change. The aim of this study was to determine the zonation of soil organic carbon in the Gonbad paired watershed, Hamedan Province. In this research, meteorological, soil science, erosion, and sedimentation data from the Gonbad watershed were used, including information from 49 soil profiles in the 0–15 cm soil layer. After data collection, normality tests (Shapiro-Wilk α test < 0.05) and variance homogeneity tests were conducted. The relationship between independent variables and organic carbon content was analyzed using Pearson's linear correlation in SAS software. Additionally, to identify the most influential independent variables, multivariate analysis and principal component analysis (PCA) were performed using XLStat 2.1 software. To determine the distribution and quantity of soil organic carbon in the Gonbad representative watershed, modeling was conducted using machine learning algorithms, including the support vector machine (SVM) and random forest (RF) models, in R software. The results showed that 78.18% of soil organic carbon variations depended on four components. Clay content and nitrogen percentage were identified as the most influential variables, with the first component (clay content) explaining 34% of the variations and the second component (nitrogen) accounting for 18%. According to the results from the implementation of the SVM and RF models, the SVM model, with a CE factor of 0.86 and an RMSE of 0.05 in the test stage, proved to be the most accurate model in this study.

Cite this article: Attaeian, B., Baderestani, A., Khosrowbeigi, S., Artimani, M.M. (2025). Zoning and Identification of Environmental Characteristics Affecting Soil Organic Carbon Storage in Gonbad Paired-Watershed. *Journal of Range & Watershed Management*, 78 (1), 1-16. DOI: <http://doi.org/10.22059/jrwm.2024.362517.1716>



پهنه‌بندی و شناسایی ویژگی‌های محیطی موثر بر ذخیره کربن آلی خاک در حوضه زوجی گنبد

بهناز عطائیان^{۱*} | علی بادرستانی^۱ | سعید خسروبیگی^۲ | محمد مهدی آرتیمانی^۳

۱. گروه مهندسی طبیعت، دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست، دانشگاه ملایر، ملایر، ایران

۲. اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان مرکزی، اراک، ایران

۳. اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری استان همدان، همدان، ایران

رایانامه: b.attaieian@malayeru.ac.ir

اطلاعات مقاله

چکیده

نوع مقاله:

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۵/۰۱

تاریخ بازنگری: ۱۴۰۳/۰۸/۱۱

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۸/۱۲

تاریخ انتشار: ۱۴۰۳/۱۲/۱۱

کلیدواژه‌ها:

اکولوژی،

جنگل تصادفی،

کربن آلی خاک،

ماشین پشتیبان بردار.

کربن آلی خاک به عنوان عامل کلیدی در پایداری و حاصل‌خیزی خاک به عنوان یکی از چالش‌های مهم محیط زیستی در مقوله تغییرات اقلیمی بشمار می‌آید. هدف از این تحقیق، پهنه‌بندی کربن آلی خاک در حوضه آبخیز زوجی گنبد استان همدان می‌باشد. در این تحقیق از اطلاعات مطالعه هواشناسی، خاکشناسی و فرسایش و رسوب حوضه آبخیز معرف گنبد، شامل اطلاعات ۴۹ خاکرخ در لایه ۰-۱۵ سانتی‌متری خاک استفاده شد. پس از جمع‌آوری اطلاعات ابتدا آزمون‌های نرمالیتی (آزمون شپرو - ویلک $\alpha < 0.05$)، همگنی واریانس و سپس ارتباط بین متغیرهای مستقل و کربن آلی با استفاده از همبستگی خطی پیرسون در نرم‌افزار SAS انجام شد. همچنین تعیین موثرترین متغیر مستقل با استفاده از تجزیه چند متغیره تجزیه و تحلیل عاملی PCA در نرم‌افزار Xistat 2.1 استفاده شد. به منظور تعیین پراکنش و مقدار کربن آلی خاک در حوضه آبخیز معرف گنبد از مدل‌سازی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین بردار پشتیبان SVM و جنگل تصادفی RF در نرم‌افزار R استفاده شد. نتایج نشان داد که ۷۸/۱۸ درصد از تغییرات کربن آلی خاک به چهار مؤلفه وابسته است. درصد رس و نیتروژن به عنوان تاثیرگذارترین متغیرها، بر مقدار کربن آلی خاک انتخاب شدند، به طوری که مؤلفه اول درصد رس ۳۴ درصد و مؤلفه دوم نیتروژن ۱۸ درصد تغییرات را در بردارند. با توجه به نتایج حاصل از اجرای مدل‌های ماشین پشتیبان بردار و جنگل تصادفی، مدل ماشین پشتیبان بردار با میزان ضریب کارایی ۰/۸۶ میزان خطای ۰/۰۵ در مرحله آزمون، مدل دقیق‌تری در این مطالعه می‌باشد.

استناد: عطائیان؛ بهناز؛ بادرستانی؛ علی، خسروبیگی؛ سعید، آرتیمانی؛ محمد مهدی (۱۴۰۴). پهنه‌بندی و شناسایی ویژگی‌های محیطی موثر بر ذخیره کربن آلی خاک در حوضه زوجی گنبد.

نشریه مرتع و آبخیزداری، ۷۸(۱)، ۱-۱۶.

DOI: <http://10.22059/jrwm.2024.362517.1716>



© نویسندگان.

ناشر: انتشارات دانشگاه تهران.

۱. مقدمه

خاک منبعی مهم و با ارزش در ذخیره کربن آلی است که با ذخیره ۱۵۰۰ میلیارد تن کربن نقش قابل توجهی در فرآیند چرخه جهانی کربن هواکره دارد (Khan et al, 2021). از طرفی دیگر کربن آلی خاک یکی از پارامترهای مهم تعیین کننده میزان حاصل خیزی خاک، قابلیت تولید و شاخص مهمی در نشان دادن کیفیت خاک‌های مناطق خشک و نیمه‌خشک است، که در آن مقادیر ورودی کربن ناچیز است. مراتع بعنوان یکی از زیست‌بوم‌های مناطق خشک و نیمه‌خشک، بیش از یک سوم ذخایر کربن زیست‌کره خاکی را شامل می‌شوند (ILRI, 2021). تاثیر ویژگی‌های خاک بر میزان ماده آلی در مناطق نیمه‌خشک با توجه به دمای بالا و کندی تجزیه بقایای گیاهی قابل توجه است. در مناطق استوایی و گرم و مرطوب پوشش گیاهی و کانی‌شناسی مهم‌ترین عوامل کنترل کننده میزان ماده آلی خاک است؛ در حالی که در مناطق نیمه‌خشک ماده آلی بیشتر توسط ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک کنترل می‌شود. بنابراین آگاهی و دانش در مورد توزیع منابع کربن و تغییرات آن برای تشخیص سازوکارهای کنترلی چرخه جهانی کربن و پایداری میزان کربن فعلی در مدیریت این اراضی ارزشمند می‌باشد (Abdolkadir et al, 2020). با بررسی و مرور پیشینه مطالعات در خارج و داخل کشور می‌توان دریافت، که تحقیقات انجام شده برای پیش‌بینی و پهنه‌بندی کربن خاک، در گذشته بیشتر با استفاده از روش‌های آماری انجام شده است. امروزه استفاده از الگوریتم‌های یادگیری برای پیش‌بینی و پهنه‌بندی کربن خاک مورد تاکید هستند. لاهوتی^۱ و همکاران (۲۰۱۷) به پهنه‌بندی کربن آلی خاک با استفاده از روش‌های زمین‌آماری و شبکه عصبی مصنوعی در استان کهگیلویه و بویراحمد پرداختند. پهنه‌بندی حاصل از روش MLP با توجه به دقت بالای آن و مدنظر قرار دادن عوامل زمینی، خاکی و اقلیمی، می‌تواند به عنوان یک نقشه مبنای برای بیان وضعیت فعلی کربن آلی در منطقه معرفی گردد. کمالی و صادقی پور^۲ (۲۰۱۸) به بررسی تاثیر برخی عوامل محیطی بر میزان ذخیره کربن خاک در منطقه هشتگرد البرز پرداختند. نتایج به دست آمده نشان داد که از میان عوامل محیطی مورد بررسی به ترتیب هدایت الکتریکی و درصد شن به عنوان مولفه اصلی اول ۷۸/۲۵۰ درصد و سیلت به عنوان مولفه اصلی دوم ۱۴/۰۸۵ درصد و رس به عنوان مولفه اصلی سوم ۵/۵۰۱ درصد و در مجموع از میان عوامل مورد بررسی ۸۳۶/۹۷ درصد از میزان تغییرات ذخیره کربن خاک در هشتگرد را توجیه می‌کند. ترکمانی^۳ و همکاران (۲۰۱۸) به تعیین توزیع مکانی کربن آلی خاک و عوامل مؤثر بر آن با استفاده از مدل جنگل تصادفی در حوضه آبخیز راونگ میناب پرداختند. در مجموع نتایج بیانگر آن است که توزیع مکانی کربن آلی خاک از تغییرپذیری مکانی زیادی برخوردار است. محمودزاده^۴ و همکاران (۲۰۱۹) به پیش‌بینی کربن آلی خاک در شهرستان کامیاران، استان کردستان پرداختند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی نتیجه بهتری نسبت به رگرسیون خطی چند متغیره داشته است. فتح‌العلومی^۵ و همکاران (۲۰۱۹) به مدل‌سازی تغییرات کربن آلی خاک با استفاده از ماشین یادگیری جنگل تصادفی در حوضه آبخیز بالیخلی‌چای اردبیل پرداختند. مقدار R^2 در سه مدل مذکور به ترتیب ۰/۵۱، ۰/۶۲ و ۰/۷۵ و مقدار RMSE به ترتیب ۰/۸۸، ۰/۶۷ و ۰/۵۷ بود، که نشان‌دهنده کارایی مناسب مدل سوم است. روستا^۶ و همکاران (۲۰۲۰) به مقایسه میزان ذخیره کربن و نیتروژن خاک در دشت گربایگان فسا در دو وضعیت پخش سیلاب و بدون پخش سیلاب پرداختند. پخش سیلاب بر این عرصه‌ها، ارزش اقتصادی ذخیره کربن و نیتروژن را به ترتیب به میزان ۵۹/۵۳، ۰/۴۸، ۷۵/۴۶ و ۵۲/۴۳ درصد افزایش داد. جعفری^۷ و همکاران (۲۰۲۱) در بررسی رابطه تغییرات مکانی ترسیب کربن خاک با عناصر اقلیمی دما و بارش در سال‌های اخیر در منطقه آهنگران به این نتیجه رسیدند که مقدار کربن کل ذخیره برای مراتع ۴/۴۸ تن درهکتار و این مقدار در کشاورزی سطح پایین‌تری دارد و به مقدار ۴/۳۶ تن در هکتار می‌رسد. در کل کلیه شاخص‌ها نشان‌دهنده اثر زراعت بر تضعیف ذخیره کربن در تمام مراحل دارد. بون^۸ و همکاران (۲۰۱۸)، در مناطق نیمه‌خشک سودان با استفاده از مدل قرن (Century) ترسیب فعلی و آتی کربن آلی را به عنوان یک فرآیند منتج از مدیریت

1 Lahoti

2 Kamali & Sadeghipour

3 Torkamani

4 Mahmoodzadeh

5 Fathalolomi

6 Rousta

7 Jafari

8 Boone

زمین و اقلیم در طول دوره زمانی سال ۲۰۰۰ تا ۲۱۰۰ برای زمین‌های کشاورزی، علفزارها و ساواناها مدل‌سازی نمودند. تقی‌زاده مهرجردی^۱ و همکاران (۲۰۲۰) به پیش‌بینی فضایی محتوای کربن آلی خاک با مدل‌های یادگیری ماشین در ایران پرداختند و الگوریتم جنگل تصادفی را برای پیش‌بینی فضایی محتوای کربن آلی خاک منطقه مناسب دانستند. بنک^۲ و همکاران (۲۰۲۰) به پیش‌بینی هدایت الکتریکی خاک و محتوای کربن آلی توسط ماشین یادگیری در ایالت ویکتوریا، استرالیا پرداختند. نتایج آنها نشان داد که ماشین پشتیبان بردار نسبت به جنگل تصادفی برای پیش‌بینی هدایت الکتریکی و ذخیره کربن آلی خاک منطقه مورد مطالعه مناسب‌تر است. ژائو^۳ و همکاران (۲۰۲۲) به پیش‌بینی ذخیره کربن آلی کل بر اساس الگوریتم‌های یادگیری ماشین پرداختند. نتایج آن‌ها نشان داد که ماشین پشتیبان بردار نسبت به شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی محتوای کربن آلی مناسب‌تر است. خاموشی^۴ و همکاران (۲۰۲۳) تهیه نقشه رقومی کربن آلی ذخیره شده در خاک با استفاده از روش‌های یادگیری ماشینی را انجام دادند. نتایج اعتبارسنجی نشان داد که استفاده از مدل QRF ضریب تعیین بالاتری نسبت به مدل RF دارد. با توجه به نتایج اهمیت نسبی متغیرهای محیطی، پارامترهای مدل رقومی ارتفاع و عمق دره نسبت به سایر متغیرها در مدلسازی فضایی SOCS اهمیت بیشتری دارند. به طور کلی، پیشنهاد می‌شود که در فرآیند مدلسازی ویژگی‌های ثانویه خاک، به بررسی مدل‌های هیبریدی پرداخته شود. حجتی^۵ و همکاران (۲۰۲۳) به برآورد ترسیب کربن و تنفس خاک جنگل با استفاده از مدل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین در جنگل‌های شرق استان مازندران پرداختند. نتایج نشان داد که مدل جنگل تصادفی (RMSE= ۱۰/۴۷) و (R²= ۰/۸۲) و ماشین بردار پشتیبان (RMSE= ۰/۷۷) و (R²= ۰/۹۰) به ترتیب بالاترین عملکرد در برآورد ترسیب کربن و تنفس خاک داشت. متغیر رطوبت خاک در برآورد ترسیب کربن (مدل جنگل تصادفی) و تنفس خاک (مدل ماشین بردار پشتیبان) دارای بالاترین اهمیت نسبی بود. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده می‌توان با داشتن زی‌توده روی-زمین درختان و ویژگی‌های اولیه خاک، مقدار ترسیب کربن و تنفس خاک را در جنگل با دقت مناسب برآورد کرد.

خاک، از مهم‌ترین اجزای این زیست‌بوم‌ها، در مقیاس جهانی سومین منبع ذخیره کربن است و در توازن جهانی کربن و ترسیب مجدد آن نقش به‌سزایی دارد. در یک حوزه آبخیز، عوامل بسیاری مانند توپوگرافی، کاربری اراضی، بافت خاک، مدیریت اراضی و پوشش گیاهی، تغییرات مکانی کربن آلی را در مقیاس‌های مختلف کنترل می‌کنند. بنابراین شناسایی پارامتر موثر، پیش‌بینی و پهنه‌بندی کربن خاک به عنوان مرحله ضروری برای مدیریت آبخیز و خاک شناخته شده است. لذا در مطالعه حاضر از روش ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی در تهیه نقشه پهنه‌بندی کربن آلی خاک در حوزه آبخیز زوجی گنبد استفاده شد.

۲. مواد و روش‌ها

۲-۱. منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه حوزه آبخیز معرف گنبد که در شهرستان همدان واقع شده است. این حوضه شامل مدیریت قرق و اجرای عملیات آبخیزداری (زیرحوضه نمونه) و چرای آزاد (زیرحوضه شاهد) است. میانگین بارندگی ۲۲۵ میلی‌متر دارای اقلیم خشک تا نیمه‌خشک می‌باشد. ۷۱٪ از بارندگی‌ها در ماه‌های دی و بهمن اتفاق می‌افتد. حداکثر بارش ۲۴ ساعته در این حوضه ۴۷ میلی‌متر است (شکل ۱).

۲-۲. روش تحقیق

در این تحقیق از اطلاعات مطالعه هواشناسی، خاکشناسی و فرسایش و رسوب حوزه آبخیز معرف گنبد، شامل اطلاعات ۴۹ خاکرخ در لایه ۰-۱۵ سانتی‌متری خاک استفاده شد (اداره کل منابع طبیعی استان همدان، ۲۰۱۹). بر اساس گزارش موجود نمونه‌های خاک ابتدا

1 TaghizadeMehrerjedi

2 Benke

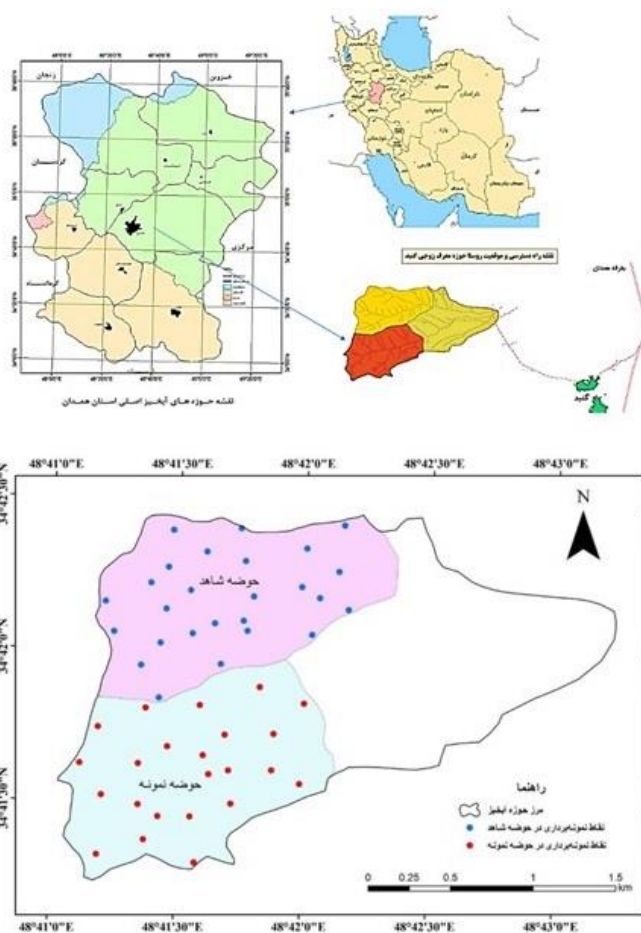
3 Zhao

4 Khamoshi

5 Hojjati

6 General Department of Natural Resources of Hamedan province

در هوای آزاد خشک گردید و بعد از خرد نمودن کلوخه‌ها، جدا کردن ریشه‌ها، سنگ و سایر ناخالصی‌ها، آسیاب و از الک ۲ میلی‌متری عبور داده شد (هرناندز^۱ و همکاران، ۲۰۰۴). تجزیه‌های آزمایشگاهی نمونه‌های خاک شامل موارد ذیل به شرح زیر مطالعه گردید: وزن مخصوص ظاهری به روش استوانه (بلیک و هارتج^۲، ۱۹۸۶). اسیدیته و هدایت الکتریکی آن‌ها پس از تهیه گل اشباع، با دستگاه pH و EC متر اندازه‌گیری شدند. مقادیر فراوانی نسبی اندازه ذرات خاک به روش هیدرومتری و ماده آلی و کربن آلی با استفاده از روش سرد و بر مبنای اکسیداسیون کربن آلی به کمک بی‌کربنات پتاسیم در محیط کاملاً اسیدی (H₂SO₄) اندازه‌گیری شد (الیسون^۳، ۱۹۷۵).



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه و نقاط نمونه‌برداری

در این مطالعه، پس از جمع‌آوری اطلاعات ابتدا آزمون‌های نرم‌الیتی (آزمون شپرو - ویلک $\alpha < 0.05$)، همگنی واریانس و سپس ارتباط بین متغیرهای مستقل و کربن آلی با استفاده از همبستگی خطی پیرسون در نرم‌افزار SAS انجام شد. همچنین تعیین موثرترین متغیر مستقل با استفاده از تجزیه چند متغیره تجزیه و تحلیل عاملی PCA در نرم‌افزار Xistat 2.1 استفاده شد. به منظور تعیین پراکنش و مقدار کربن آلی خاک در حوزه آبخیز معرف گنبد از مدل‌سازی با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین بردار پشتیبان SVM و جنگل تصادفی

¹ Hernandez

² Blake & Hartge

³ Alisson

RF در نرم‌افزار R استفاده شد. در یک مدل رگرسیونی SVM لازم است، وابستگی تابعی متغیر وابسته y به مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل x تخمین زده شود. فرض بر این است که مانند دیگر مسائل رگرسیونی، رابطه بین متغیرهای وابسته و مستقل توسط یک تابع معین f به علاوه یک مقدار اضافی نویز مشخص شود.

$$y = f(x) + \text{Noise} \quad \text{رابطه (۱)}$$

بنابراین موضوع اصلی، پیدا کردن تابع f است که بتواند به صورت صحیح، موارد جدیدی را که SVM تاکنون تجربه نکرده است پیش‌بینی کند (لکزیان و همکاران، ۲۰۱۲). به منظور کاهش این نوسانات و کاهش واریانس برآورد، روش جنگل تصادفی پیشنهاد شده است. جنگل تصادفی با استفاده از مجموعه‌ای از درخت‌ها با در نظر گرفتن n داده مشاهده‌ای مستقل ساخته می‌شود (لکزیان و همکاران، ۲۰۱۲).

$$(Y, X), i = 1, \dots, n \quad \text{رابطه (۲)}$$

این روش ترکیبی از چندین درخت تصمیم است که در ساخت آن چندین نمونه بوت استرپ^۱ از داده‌ها شرکت دارند و در ساخت هر درخت به طور تصادفی تعدادی از متغیرهای ورودی شرکت می‌کنند. قبل از ارائه داده‌ها به مدل‌ها باید آن‌ها نرمال شوند. زیرا وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود. در برنامه نوشته شده در نرم‌افزار R برای انجام این تحقیق دستوری نوشته شد، که داده‌ها را بین ۰/۱ تا ۰/۹ نرمال کند (لکزیان و همکاران، ۲۰۱۲). در این تحقیق برای عمل نرمال‌سازی از رابطه (۳) استفاده شد:

$$x_i = \frac{z_i - z_{i(\min)}}{z_{i(\max)} - z_{i(\min)}} \quad \text{رابطه (۳)}$$

که در آن z_i برابر با وزن پیکسل مورد نظر، $z_{i(\min)}$ برابر با کمترین وزن عامل مورد نظر، $z_{i(\max)}$ برابر با بیشترین وزن عامل مورد نظر و x_i برابر با وزن نرمال شده عامل مورد نظر است. به منظور ارزیابی نتایج جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان از نمایه‌های آماری ضریب تبیین^۲ (R^2)، ریشه دوم میانگین مربعات خطا^۳ (RMSE) و ضریب کارایی ناش-ساتکلیف^۴ (CE) استفاده گردید. حد پایین ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) صفر بوده و مقدار RMSE بیانگر این است که مقادیر پیش‌بینی شده چقدر از مقادیر مشاهده شده انحراف دارد. مقدار ضریب ناش-ساتکلیف (CE) بین منفی بی‌نهایت و یک قرار دارد و مقدار آن هرچه به یک نزدیک‌تر باشد، نشان‌گر کارایی بالای مدل در پیش‌بینی است. بعد مشخص شدن بهترین مدل جنگل تصادفی و ماشین بردار پشتیبان خروجی که از این مدل‌ها بدست می‌آید (لکزیان و همکاران، ۲۰۱۲).

۳. یافته‌های پژوهش

۳-۱. نتایج آمار توصیفی و نرمال بودن

نتایج آمار توصیفی متغیرهای فیزیکی شیمیایی اندازه‌گیری شده و آزمون نرمالیتی در جداول (۱ و ۲) ارائه شده است. همانطور که در جدول ۱ دیده می‌شود میانگین کربن آلی خاک در این منطقه حدود یک درصد است که نشان‌دهنده پایین بودن میزان کربن آلی خاک می‌باشد. بیشترین ضریب تغییرات مربوط به کربنات کلسیم (۱۰۰ درصد) می‌باشد که بر اساس طبقه‌بندی ویلدینگ و درس^۵ (۱۹۸۳) در گروه متغیرهای

1 Bootstrap

2 Determination Coefficient

3 Root Mean Square Error

4 Nash-Sutcliffe Coefficient

5 Wilding & Dress

با حداکثر تغییرپذیری طبقه‌بندی می‌شود. بالا بودن ضریب تغییرات کربنات کلسیم بیانگر وجود تغییرات مکانی بسیار زیاد این متغیر در حوزه مورد مطالعه می‌باشد. ضریب تغییرات برای متغیرهای درصد رس، پتاسیم قابل جذب، درصد شیب و منیزیم زیر ۵۰ درصد است که نشان‌دهنده تغییرپذیری زیاد این متغیرها می‌باشد. متغیرهای اسیدیته خاک، نیتروژن، پوشش گیاهی، ارتفاع از سطح دریا و فسفر دارای تغییرپذیری کمتر از ۱۵ درصد بوده بنابراین این متغیرها در گروه متغیرهای با حداقل تغییرپذیری طبقه‌بندی می‌شوند. نتایج همچنین حاکی از این بود که تغییرات ارتفاع در پلات‌های نمونه‌برداری بین ۲۱۸۴ تا ۲۵۳۲ متر و تغییرات شیب بین ۵۰ تا ۱۲۰ درصد می‌باشد (جدول ۱).

جدول ۱. آمار توصیفی عوامل اندازه‌گیری شده و درصد کربن آلی خاک و محیطی

متغیرها	میانگین	میانه	انحراف معیار	کمینه	بیشینه	ضریب تغییرات (%)
هدایت الکتریکی	۰/۵	۰/۵	۰/۱	۰/۲	۰/۷	۲۰
اسیدیته	۷/۴	۷/۵	۰/۲	۶/۹	۷/۹	۲/۷
کربنات کلسیم (درصد)	۴/۱	۲/۵	۴/۱	۰/۵	۱۶	۱۰۰
فسفر قابل جذب (ppm)	۲۲/۵	۲۳	۴	۱۱	۳۰/۵	۱۷/۷
پتاسیم قابل جذب (ppm)	۲۵۱/۹	۲۵۳/۱	۸۸/۱	۱۰۰/۴	۴۳۵/۱	۳۴/۹
کربن آلی (درصد)	۱/۱	۱/۲	۰/۳	۰/۵	۱/۵	۲۷/۳
نیتروژن (درصد)	۰/۲	۰/۲	۰/۰۱	۰/۱	۲/۰	۵
کلسیم (میلی گرم بر لیتر)	۱/۷	۱/۶	۰/۴	۱	۲/۸	۲۳/۵
منیزیم (میلی گرم بر لیتر)	۱/۱	۱/۲	۰/۳	۰/۴	۱/۶	۲۷/۲
رس (درصد)	۲۰	۲۰	۷/۲	۵	۳۲	۳۶
سیلت (درصد)	۳۴/۶	۳۳/۲	۷	۱۳/۲	۴۸/۲	۲۰/۲
شن (درصد)	۴۵/۸	۴۶/۸	۱۰/۳	۲۹/۸	۷۶/۸	۲۲/۵
درصد پوشش گیاهی	۶۲/۲۸	۵۸/۰۴	۴/۲	۳۸.۱۲۹	۷۵.۱۳۶	۶/۷
درصد شیب	۸۵	۹۰	۲۶/۲	۱۲۰	۵۰	۳۰/۸
ارتفاع از سطح دریا (متر)	۲۳۰۲	۲۳۴۶	۴۸	۲۱۸۴	۲۵۳۲	۲

همچنین بر اساس نتایج حاصل بررسی نرمالیتی و با توجه به مقادیر p value گزارش شده، داده‌های مربوط به تمامی متغیرهای مورد بررسی نرمال هستند (جدول ۲).

جدول ۲. آزمون نرمال بودن داده‌ها به روش آزمون شپرو - ویلک متغیر کربن آلی خاک و خصوصیات خاک

متغیر	p value
هدایت الکتریکی	۰/۵۲
اسیدیته	۰/۸۹
کربنات کلسیم (درصد)	۰/۶۱
فسفر قابل جذب (ppm)	۰/۲۱
پتاسیم قابل جذب (ppm)	۰/۳۹
کربن آلی (درصد)	۰/۵۷
نیتروژن (درصد)	۰/۵۷
کلسیم (میلی گرم بر لیتر)	۰/۲۳
منیزیم (میلی گرم بر لیتر)	۰/۱۵
رس (درصد)	۰/۱۲
سیلت (درصد)	۰/۲۰
شن (درصد)	۰/۱۸
درصد پوشش گیاهی	۰/۲۴
درصد شیب	۰/۳۸
ارتفاع از سطح دریا (متر)	۰/۷۴

۲-۳. سنجش واقعی بودن داده های تحقیق

تصادفی بودن داده‌ها نشان می‌دهد که نمونه‌های انتخاب شده معرف جامعه است. بنابراین برای سنجش تصادفی و واقعی بودن داده‌ها از آزمون ران یا گردش^۱ استفاده شد، که سطح معناداری آن کمتر از ۰/۰۵ است و نشان‌دهنده واقعی و تصادفی بودن نمونه‌های تحقیق است و نتایج آن را می‌توان به کل جامعه تعمیم داد.

جدول ۳. شناسایی واقعی بودن داده‌های تحقیق

	Run test
۲/۲۴	ارزش آزمون
۲۸	تعداد گردش
-۳۹/۸۴	Z
۰/۰۰۴	سطح معناداری

۳-۳. نتایج آزمون همگنی واریانس‌ها

برای سنجش همگنی واریانس داده‌ها از آزمون لون استفاده شد، که سطح معناداری آن کمتر از ۰/۰۵ است و نشان‌دهنده همگنی واریانس نمونه‌های تحقیق است.

جدول ۴. آزمون همگنی واریانس‌ها

۱۸/۳۲	ارزش آزمون
۲۲	درجه آزادی
۰/۰۰۲۸	سطح معناداری

۳-۴. تعیین مهم‌ترین عوامل مؤثر بر کربن آلی خاک

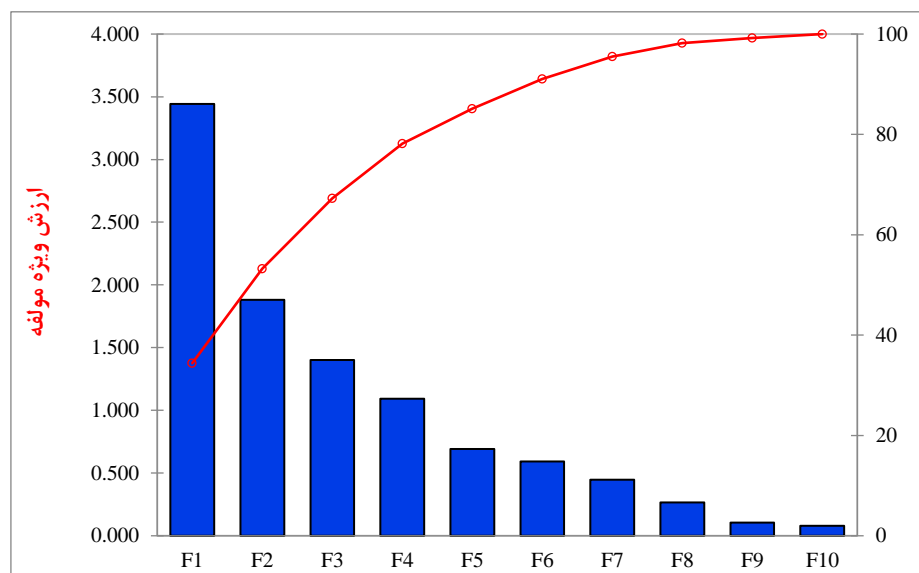
به‌منظور تعیین مهم‌ترین عوامل مؤثر بر کربن آلی خاک از تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) استفاده شد. نتایج خروجی انجام این تحلیل در جدول‌های (۵) و (۶) و شکل‌های (۲) و (۳) ارائه شده است. با توجه به جدول (۵) و شکل (۵) مشاهده می‌شود که ۷۸/۱۸ از تغییرات کربن آلی خاک بر به چهار مؤلفه وابسته است به‌طوری که مؤلفه اول ۳۴ درصد و مؤلفه دوم ۱۸ درصد تغییرات را در بردارد.

جدول ۵. مقادیر ویژه و درصد واریانس محورها در تحلیل PCA

محور	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰	۱۱
مقدار ویژه	۳/۴۴	۱/۸۸	۱/۴۰	۰/۰۹	۰/۶۹	۰/۵۹	۰/۴۵	۰/۲۸	۰/۱۰	۰/۰۸	۳/۴۴
درصد واریانس	۳۴/۴۲	۱۸/۸۲	۱۴/۰۰	۱۰/۹۴	۶/۹۱	۵/۹۳	۴/۴۷	۰/۶۶	۰/۰۵	۰/۷۹	۳۴/۴۲
واریانس تجمعی	۳۴/۴۲	۵۳/۲۴	۶۷/۲۴	۷۸/۱۸	۸۵/۰۹	۹۱/۰۳	۹۵/۵۰	۹۸/۱۷	۹۹/۲۱	۱۰۰/۰۰	۳۴/۴۲

نتایج حاصل از بررسی همبستگی متغیرهای حاکی با محورهای PCA حاکی از این بود که مؤلفه اول رابطه مستقیمی با متغیرهای هدایت الکتریکی (۰/۷۹۳)، کربنات کلیسم (۰/۷۷۴) و فسفر قابل جذب (۰/۷۲۳) دارد. مؤلفه اول اساساً شامل متغیرهایی است که با خصوصیات شیمیایی خاک در ارتباط هستند. مؤلفه دوم بیشترین همبستگی را با ارتفاع (۰/۷۶۰) داشته و این مؤلفه اساساً شامل متغیرهایی

است که با ویژگی‌های محیطی ارتباط دارد. مولفه سوم با کربن آلی (۰/۷۴۲) و مولفه چهارم با سیلت (۰/۶۷۰) دارای بیشترین همبستگی بودند. به‌طور کلی مولفه‌های سوم و چهارم به‌ترتیب با متغیرهای مربوط به برخی از عناصر غذایی و بافت خاک ارتباط داشتند (جدول ۶).



شکل ۲. مقادیر ویژه و درصد واریانس محورها در تحلیل PCA

جدول ۶. همبستگی متغیرهای خاک با محورهای PCA

متغیر	F1	F2	F3	F4
هدایت الکتریکی	۰/۷۹۳	۰/۰۰۵	۰/۰۰۸	۰/۱۳۷
اسیدیته	۰/۶۹۴	۰/۰۱۹	۰/۰۵۵	۰/۰۰۶
کربنات کلسیم (درصد)	۰/۷۷۴	۰/۰۲۴	۰/۰۱۵	۰/۰۰۶
فسفر قابل جذب (ppm)	۰/۷۲۳	۰/۰۳۳	۰/۰۳۴	۰/۱۲۱
پتاسیم قابل جذب (ppm)	۰/۱۷۰	۰/۱۱۴	۰/۰۸۷	۰/۵۰۶
کربن آلی (درصد)	۰/۱۲۶	۰/۱۹۱	۰/۷۴۲	۰/۰۲۸
نیتروژن (درصد)	۰/۴۲۳	۰/۰۰۹	۰/۰۰۱	۰/۱۷۹
کلسیم (میلی گرم بر لیتر)	۰/۱۲۱	۰/۶۸	۰/۰۶۶	۰/۰۳۷
منیزیم (میلی گرم بر لیتر)	۰/۰۴۱	۰/۰۰۲	۰/۳۹۲	۰/۰۷۱
رس (درصد)	۰/۰۱۷	۰/۷۱۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۱
سیلت (درصد)	۰/۰۲۸	۰/۶۸۱	۰/۰۰۲	۰/۶۷
درصد پوشش گیاهی	۰/۱۹	۰/۵۳	۰/۱۲	۰/۲۹
شیب	۰/۲۸	۰/۴۳	۰/۳۸	۰/۲۴
ارتفاع	۰/۲۰	۰/۷۶	۰/۴	۰/۳۵

۳-۵. آزمون همبستگی عناصر خاک

جدول (۷) و شکل (۳) نتایج همبستگی بین صفات فیزیکی، شیمیایی خاک در منطقه مورد مطالعه با استفاده از آزمون پیرسون را نشان می‌دهد. بر اساس این نتایج مشخص شد که بین درصد رس و درصد نیتروژن با درصد کربن آلی خاک رابطه مستقیم وجود دارد.

جدول ۷. نتایج همبستگی بین صفات فیزیکی و شیمیایی خاک

متغیرها	هدایت الکتریکی	اسیدیته	کربنات کلسیم	فسفر قابل جذب	پتاسیم قابل جذب	کربن آلی	نیترژن	کلسیم	منیزیم	رس	سیلت	هدایت الکتریکی
هدایت الکتریکی	۱											
اسیدیته	۰/۰۹	۱										
کربنات کلسیم (درصد)	۰/۲۵	۰/۶۳	۱									
فسفر قابل جذب (پی پی ام)	-۰/۱۵	-۰/۵۴	-۰/۲۰	۱								
پتاسیم قابل جذب (پی پی ام)	۰/۰۷	-۰/۳۸	-۰/۱۹	۰/۶۰	۱							
کربن آلی (درصد)	۰/۲۱	۰/۰۳	۰/۱۷	-۰/۳۹	-۰/۰۲	۱						
نیترژن (درصد)	۰/۲۱	۰/۰۳	۰/۱۷	-۰/۳۹	-۰/۰۲	۰/۸۹	۱					
کلسیم (میلی گرم بر لیتر)	۰/۰۶	۰/۴۰	۰/۴۵	-۰/۲۸	۰/۰۱	۰/۲۸	۰/۲۷	۱				
منیزیم (میلی گرم بر لیتر)	۰/۰۷	۰/۲۴	۰/۲۷	-۰/۳۷	-۰/۳۰	۰/۳۲	۰/۳۲	۰/۴۰	۱			
رس (درصد)	-۰/۰۶	۰/۲۳	۰/۱۸	-۰/۰۱	۰/۰۸	۰/۹۱	-۰/۰۱	۰/۴۳	-۰/۰۴	۱		
سیلت (درصد)	-۰/۱۳	-۰/۱۵	-۰/۳۵	۰/۲۴	۰/۵۹	-۰/۰۵	-۰/۰۶	-۰/۰۱	۰/۰۸	۰/۰۸	۱	
هدایت الکتریکی	۰/۱۵	-۰/۰۶	۰/۱۰	-۰/۱۴	-۰/۴۵	-۰/۰۳	-۰/۰۲	-۰/۲۳	۰/۳۲	-۰/۶۸	-۰/۷۶	۱

۳-۶. مدل سازی با ماشین بردار پشتیبان^۱

در تحقیق حاضر به منظور انجام مدل سازی با ماشین بردار پشتیبان از چهار تابع خطی، چندجمله‌ای، تانژانت هیپربولیک و شعاعی که متداولترین توابع در مطالعات گذشته است، استفاده شد. به همین منظور ابتدا مقادیر بهینه پارامترهای مورد استفاده تعیین و پس از ایجاد مدل‌ها، مناسب‌ترین تابع انتخاب می‌شود. در انتخاب مقادیر بهینه پارامترها سعی می‌شود که مدل با استفاده از این مقادیر کم‌ترین خطا در مرحله آزمون باشد. جدول (۸) نتایج حاصل از انتخاب مقادیر بهینه پارامترهای مورد بررسی را نشان می‌دهد. بر این اساس مقادیر بهینه برای پارامترهای c ، Γ و به ترتیب برابر با ۸۴، ۰/۵۵ و ۴/۸ می‌باشد. با توجه به اینکه این پارامترها نقش اساسی در عملکرد ماشین بردار پشتیبان دارند. بنابراین تعیین مقادیر بهینه آن‌ها بسیار حائز اهمیت می‌باشد. بهینه بودن مقادیر هر یک از این پارامترها به ایجاد مرز مناسب برای طبقه‌بندی کمک می‌کند. جدول (۹) نمایه‌های آماری حاصل از اجرای مدل سازی ماشین بردار پشتیبان را نشان می‌دهد.

جدول ۸. مقادیر بهینه پارامترهای مورد استفاده در ماشین بردار پشتیبان

مقادیر بهینه پارامترها		
Γ	ϵ	c
۴/۸	۰/۵۵	۸۴

c نرم ثابت و پارامتر منظم‌سازی، ϵ مقدار ثابت مثبت، Γ معرف رفتار مرز تصمیم

نتایج جدول (۹) نشان داد که دقیق‌ترین مدل ماشین پشتیبان بردار با توجه به آماره‌های R^2 (ضریب تبیین)، RMSE (مجذور میانگین مربعات خطا) و CE (ضریب کارایی ناش-ساتکلیف) به ترتیب با مقادیر ۰/۹۴، ۰/۰۵ و ۰/۸۶ در مرحله آزمون، در تابع شعاعی مشاهده شد.

جدول ۹. معیارهای آماری ارزیابی کارایی مدل ماشین بردار پشتیبان

شاخص آماری						نوع تابع
CE		RMSE		R2		
آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	
۰/۸۴	۰/۹۲	۰/۴۵	۰/۰۸	۰/۸۸	۰/۹۴	چندجمله‌ای
۰/۸۲	۰/۹۱	۰/۶۵	۰/۰۷	۰/۹۰	۰/۹۴	خطی
۰/۸۶	۰/۹۷	۰/۰۵	۰/۰۱	۰/۹۴	۰/۹۹	شعاعی
۰/۷۴	۰/۹۰	۰/۳۳	۰/۱۶	۰/۸۶	۰/۸۸	تانژانت هیپربولیک

۳-۷. مدل‌سازی با جنگل تصادفی^۱

به منظور انجام مدل‌سازی جنگل تصادفی برای تعیین گره‌ها از روش سعی و خطا که روش متداولی در کاهش خطا و بهینه شدن مدل است، استفاده شد. جدول (۱۰) نمایه‌های آماری حاصل از اجرای جنگل تصادفی را نشان می‌دهد. نتایج جدول (۱۰) نشان داد که مدل‌سازی جنگل تصادفی با ۲۴ گره دارای میزان ضریب کارایی ناش-ساتکلیف ۰/۷۰ میزان خطای ۰/۴۴ در مرحله آزمون می‌باشد.

جدول ۱۰. معیارهای آماری ارزیابی کارایی مدل جنگل تصادفی

شاخص آماری						تعداد گره
CE		RMSE		R2		
آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	
۰/۷۰	۰/۸۴	۰/۴۴	۰/۱۸	۰/۸۰	۰/۸۶	۱۸

۳-۸. تهیه نقشه نهایی پهنه‌بندی مقدار کربن آلی خاک

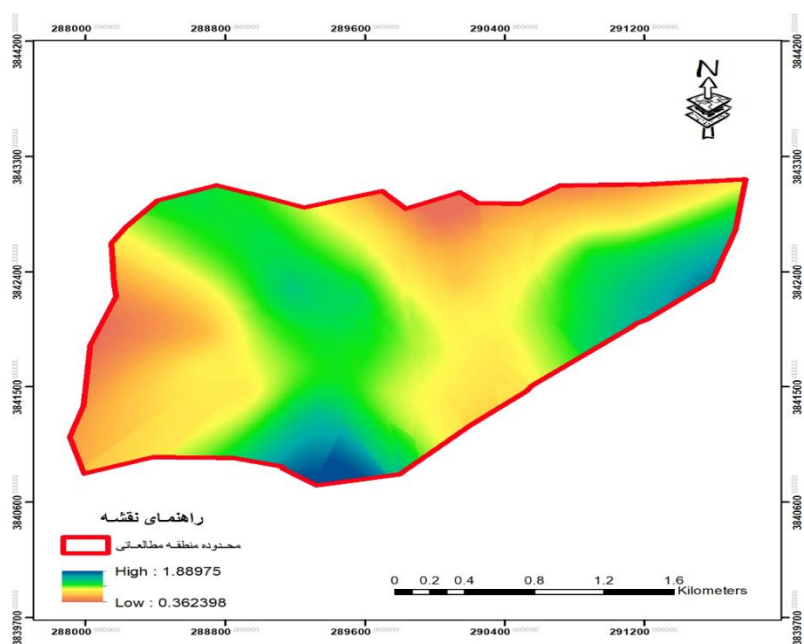
با توجه به مواردی که آورده شد بعد از مشخص کردن بهترین مدل که ماشین پشتیبان بردار در تابع شعاعی با میزان ضریب کارایی ناش-ساتکلیف ۰/۸۶ میزان خطای ۰/۰۵ در مرحله آزمون می‌باشد، برای هر پیکسل مقدار تعیین کرد. با انتقال مقادیر به‌دست‌آمده از مدل و انتقال این مقادیر به نرم‌افزار Arc GIS، می‌توان نقشه پهنه‌بندی درصد کربن آلی خاک مشخص نمود. شکل (۳) نقشه پهنه‌بندی با استفاده از نتایج مقادیر به‌دست‌آمده از ماشین پشتیبان بردار با تابع شعاعی می‌باشد. با توجه به شکل (۴) بیشترین مقدار کربن آلی خاک در قسمت شرقی و مرکزی و کمترین آن در قسمت شمالی و غربی منطقه مطالعاتی می‌باشد.

۳-۹. تعیین مهم‌ترین متغیر تأثیرگذار به مقدار کربن آلی خاک

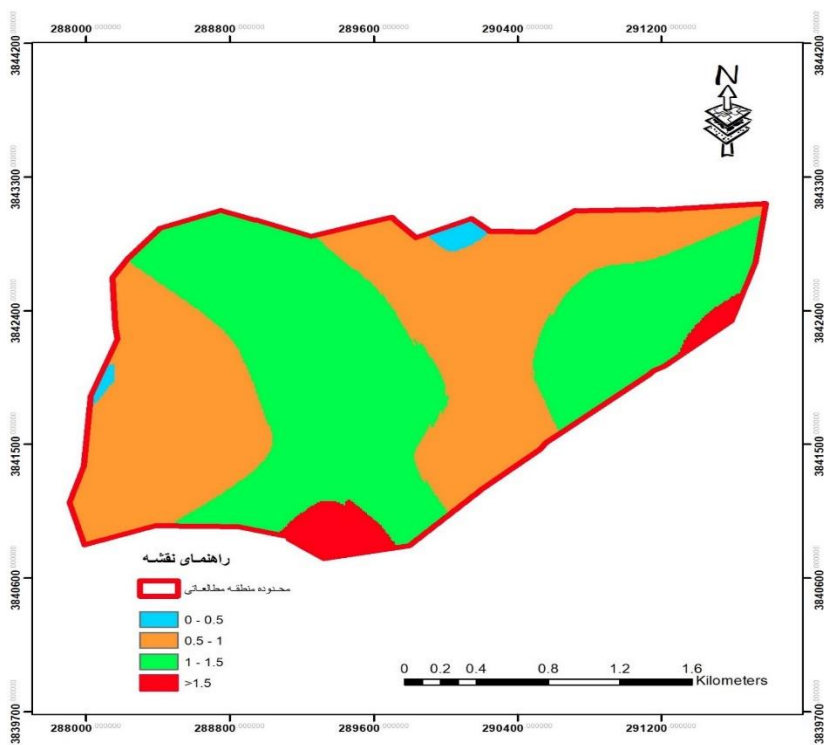
نتایج حاصل از تجزیه هم‌خطی^۲ بین متغیرهای مستقل در جدول (۱۱) نشان داده شده است. بر اساس نتایج به‌دست‌آمده مشاهده می‌گردد که متغیرهای مستقل انتخاب شده دارای هم‌خطی پایینی (کوچک‌تر از ۵) می‌باشند؛ بنابراین ۱۵ متغیر مستقل شناسایی شده جهت تعیین مهم‌ترین متغیر تأثیرگذار به مقدار درصد کربن آلی خاک استفاده شدند.

1 Random forest

2 Linearity analysis



شکل ۳. نقشه پهنه‌بندی درصد کربن آلی خاک در منطقه مورد مطالعه



شکل ۴. نقشه طبقه‌بندی درصد کربن آلی خاک در منطقه مورد مطالعه

جدول ۱۱. نتایج تجزیه هم خطی چندگانه در متغیرهای مستقل

رتبه	VIF	متغیر
۶	۱/۰۱	هدایت الکتریکی
۹	۱/۸۰	اسیدیته
۴	۱/۶۲	کربنات کلسیم (درصد)
۱۰	۱/۶۶	فسفر قابل جذب (ppm)
۳	۲/۶۷	پتاسیم قابل جذب (ppm)
۱۱	۱/۲۶	کربن آلی (درصد)
۳	۱	نیترژن (درصد)
۸	۲/۷۵	کلسیم (میلی گرم بر لیتر)
۷	۱/۸۰	منیزیم (میلی گرم بر لیتر)
۱	۱/۲۸	رس (درصد)
۶	۱/۴۲	سیلت (درصد)
۴	۲/۸۴	درصد پوشش گیاهی
۵	۲/۱۶	شیب
۲	۲/۶۸	ارتفاع

نتایج حاصل از تعیین مهم‌ترین متغیرهای تأثیرگذار در تعیین کربن آلی خاک در مدل‌های مورد استفاده در جدول (۱۱) نشان داده شده است. بر اساس نتایج به دست آمده مشاهده می‌گردد که متغیرهای درصد رس و ارتفاع تأثیر بیشتری نسبت به سایر متغیرها در مدل‌سازی داشته‌اند.

۴. بحث و نتیجه‌گیری

۴-۱. عوامل تأثیرگذار بر مقدار ذخیره کربن خاک

بر اساس نتایج به دست آمده مشاهده می‌گردد که متغیرهای درصد رس و درصد نیترژن تأثیر بیشتری نسبت به سایر متغیرها در مدل‌سازی داشته‌اند. محققین گزارش کردند افزایش درصد رس بر افزایش میزان توان خاک در ذخیره کربن آلی خاک تأثیر قابل توجهی دارد. خاک‌های با بافت ریز نسبت به خاک‌های درشت‌دانه پتانسیل بیشتری در ترسیب کربن و ذخیره آن به صورت بلندمدت دارند (وانگ^۱ و همکاران، ۲۰۱۲). فتحی گردلیدانی و رحیم‌زاده^۲ (۲۰۱۷) با بررسی نقش رس در ذخیره کربن آلی خاک بیان کردند نقش رس در ذخیره کربن آلی خاک بین ۵۰ تا ۹۸ درصد بوده و ذخیره کربن آلی در خاک‌های با میزان رس پایین‌تر به‌طور معنی‌داری کمتر از خاک‌های با میزان رس بالاتر بود. در خاک‌های با مقدار رس کمتر، احتمال شسشوی کاتیون‌ها و آنیون‌ها به آسانی صورت پذیرفته و در نتیجه قدرت یونی و کاتیون‌های چند ظرفیتی که از عوامل مهم نگهداشت آنیون‌های آلی بر سطح رس هستند کاهش می‌یابد. کشاورز^۳ و همکاران (۲۰۱۳) بیان کردند بالا رفتن ذخیره کربن آلی با افزایش مقدار رس در خاک ناشی از دو ساز و کار است. یکی ایجاد پیوند بین سطوح ذرات رس و مواد آلی و در نتیجه کند شدن فرایند تجزیه این مواد و دیگری افزایش پتانسیل تشکیل خاکدانه در خاک‌های با مقدار

1 Wang

2 Fathi Gredelidani & Rahimzadeh

3 Keshavarz

رس بیشتر. چلیسینگر و برنهارت^۱ (۲۰۱۳) نیز معتقدند که کربن آلی خاک با محتوای رس خاک ارتباط دارد. در خاک‌های دارای مقدار رس بیشتر و ذخیره کربن اولیه بیشتر، کربن آلی با افزایش مقدار نیتروژن خاک افزایش یافته و در نتیجه ذخیره کربن آلی نیز در درازمدت زیاد می‌شود (پوسینن^۲ و همکاران ۲۰۰۲). خاک‌های رسی در گردش عناصر، توده میکروبی و بهبود خواص فیزیکی خاک دخالت دارند، که این به نوعی باعث افزایش کربن آلی خاک می‌شود. در برخی مطالعات مشخصه‌های رس خاک و نیتروژن خاک به‌عنوان مهم‌ترین اجزای تاثیرگذار بر ذخیره کربن آلی گزارش شده است. رس خاک با اثرگذاری بر ظرفیت تبادل کاتیونی می‌تواند موجب افزایش حاصلخیزی خاک و در نتیجه رشد بهتر پوشش گیاهی، افزایش تولید لاشبرگ و افزایش مقدار نیتروژن گردد. افزایش مقدار نیتروژن خاک نیز به نوبه خود می‌تواند موجب بهبود ذخیره کربن آلی در خاک گردد (شیدای کرکج^۳ و همکاران، ۲۰۱۷).

۴-۲. مدل‌سازی و پهنه‌بندی مقدار ذخیره کربن خاک

در این پژوهش ارزیابی کارایی مدل‌ها می‌تواند بر اساس نمایه‌های آماری ضریب تبیین (R^2)، ریشه دوم میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب کارایی (CE) انجام پذیرفت. بیشترین ضریب تبیین، کم‌ترین میزان خطا و بیش‌ترین کارایی، بهترین مدل را نشان می‌دهند. با توجه به نتایج حاصل از اجرای مدل‌ها، مدل ماشین پشتیبان بردار با میزان ضریب کارایی ۰/۸۶ میزان خطای ۰/۰۵ در مرحله آزمون دقیق‌ترین مدل در این مطالعه می‌باشد. بر اساس نتایج حاصله تابع منتخب، کرنل تابع پایه شعاعی است که با نتایج (لکزیان^۴ و همکاران، ۲۰۱۲؛ عطائیان^۵ و همکاران، ۲۰۱۴؛ محمودزاده^۶ و همکاران، ۲۰۱۹ و جعفری^۷ و همکاران، ۲۰۱۷) هم‌خوانی دارد. همچنین، در مطالعات مختلف در زمینه‌های محیط‌زیست، نقشه پتانسیل آب زیرزمینی و حساسیت به زمین‌لغزش مشخص شده است که مدل پشتیبان بردار توانایی خوبی در مدل‌سازی و پیش‌بینی این عوامل دارد (نقیبی^۸ و همکاران، ۲۰۱۵). روش‌های آماری و نتایج ماشین یادگیری برتری مدل‌های ماشین یادگیری را در برآورد کربن آلی ذره‌های بیان می‌کند. سایر محققین مانند لکزیان و همکاران (۲۰۱۲)، روستا^۹ و همکاران، (۲۰۲۰)، جعفری و همکاران (۲۰۲۱) و تقی‌زاده مهرجردی^{۱۰} (۲۰۲۰) نیز در مطالعات خود به این موضوع اشاره نموده و این مدل را دارای صحت و دقت بالا معرفی کرده‌اند. علت تفاوت بین عملکرد بهتر شبکه‌های عصبی در مقایسه با روش‌های آماری را می‌توان در قابلیت تخمین و پیش‌بینی ماشین یادگیری برای تقریب غیرخطی با حجم کم داده‌ها جستجو نمود.

نتایج کلی پژوهش نشان می‌دهد که در عرصه‌های طبیعی که مشکلات خاص نمونه‌برداری، هزینه‌های تجزیه نمونه‌ها در سطح زیاد وجود دارد، می‌توان از روش‌های هوش مصنوعی و به کمک داده‌های زودیافت برای تخمین کربن آلی خاک سود جست. با توجه به تحقیق صورت گرفته، برای پیشبرد و تداوم تحقیقاتی درباره پهنه‌بندی کربن آلی خاک پیشنهاد می‌شود، برای بررسی عوامل مؤثر بر کربن آلی خاک غیر از ۱۵ عامل مورد استفاده در این تحقیق، دیگر عوامل تأثیرگذار مانند بارش و دما نیز در نظر گرفته شوند و مورد بررسی و ارزیابی قرار گیرند. همچنین استفاده از روش‌های دیگر هوشمند مانند شبکه عصبی - فازی تطبیقی و الگوریتم‌های فرا ابتکاری مانند الگوریتم ژنتیک و کلونی مورچگان برای پهنه‌بندی کربن خاک پیشنهاد می‌گردد.

1 Schlisinger & Bernhardt

2 Pussinen

3 Sheyday Karkaj

4 Lakzian

5 Attaeian

6 Mahmoodzadeh

7 Jafari

8 Naghibi

9 Rousta

10 Taghizade Mehrjerdi

References

- Abdulkadir, A., Mohammed, I., & Daudu, C. K. (2021). Organic Carbon in Tropical Soils: Current Trends and Potential for Carbon Sequestration in Nigerian Cropping Systems. In *Handbook of Climate Change Management: Research, Leadership, Transformation* (pp. 1-23). Cham: Springer International Publishing.
- Allison, L.E. (1975). Wet combustion apparatus and procedure for organic and inorganic carbon in soil. *Soil Science Society America Proceeding*, 24, 36-40.
- Attaeian, B., Farrokhzadeh, B., & Akhzari, D. (1394). *Carbon sequestration potential zoning and study of physiographic factors affecting it in Gonbad watershed*. Master's thesis, Faculty of Natural Resources and Environment, Malayer University. (In Persian).
- Benke, K. K., Norng, S., Robinson, N. J., Chia, K., Rees, D. B., & Hopley, J. (2020). Development of pedotransfer functions by machine learning for prediction of soil electrical conductivity and organic carbon content. *Geoderma*, 366, 114210.
- Blake, G. R., & Hartge, K. H. (1986). Bulk density. P 363-375. *Methods of Soil Analysis: Part, 1*(10.2136).
- Boone, L. E., Kurtz, D. L., & Berston, S. (2019). *Contemporary business*. John Wiley & Sons.
- Fathalolomi, S., Vaezi, A., Alavi Panah, S.K., & Ghorbani, A. (2019). Modeling soil organic carbon changes using remote sensing indicators in the Balikhali watershed of Ardabil tea. *Iran Water and Soil Research*, 51 (9), 2417- 2429. (In Persian).
- Fathi Gerdeldani, A., & Rahimzadeh, B. (2017). The role of clay fraction in retention of dissolved organic carbon in soil. *Water and Soil Science*, 26(4.2), 273-285. (In Persian).
- Gee, G. W., & Bauder, J. W. (1986). Particle-size analysis. *Methods of soil analysis: Part 1 Physical and mineralogical methods*, 5, 383-411.
- Hernandez, R., Koohafkan, P., & Antoine, J. (2004). *Assessing carbon stocks and modelling win-win scenarios of carbon sequestration through land-use changes* (Vol. 1). Food & Agriculture Org.
- Hojati, S. M., Tafazoli, M., Asadian, M., & Baluee, A. (2022). Estimation of carbon sequestration and forest soil respiration using machine learning models in Eastern Forests of Mazandaran Province. *Forest Research and Development*, 8(4), 371-388.
- ILRI, I. (2021). UNEP and ILC. 2021. *Rangelands Atlas. Nairobi Kenya: ILRI For more information on the Atlas please contact: Fiona Flintan, Senior Scientist, ILRI f.flintan@cgiar.org BY CC, 4.*
- Jafari, A., Sefidi, H., & Rahimi, M. (2021). Investigating the relationship between spatial changes of soil carbon deposition with climatic elements of temperature and precipitation in recent years (Ahangan basin study area). *Journal of Climate Change Research*, 3 (12), 1-20. (In Persian).
- Kamali, N., & Sadeghipour, A. (2017). *Investigating the impact of some environmental factors on soil carbon storage (case study: Hashtgerd Alborz)*. The 7th National Conference on Pasture and Pasture Management of Iran. May 18-19, 2018.
- Khamoshi, S. E., Sarmadian, F., & Omid, M. (2023). Predicting and Mapping of Soil Organic Carbon Stock Using Machin Learning Algorithm, *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 53 (11), 2671-2681.
- Keshavarz, P., Zngiabadi, M., & Abbaszadeh, M. (2013). Relationship between soil organic carbon and wheat grain yield as affected by soil clay content and salinity. *Iranian Journal of Soil Research*, 27(3), 359-371.
- Khan, N., Jhariya, M. K., Raj, A., Banerjee, A., & Meena, R. S. (2021). Soil carbon stock and sequestration: implications for climate change adaptation and mitigation. *Ecological intensification of natural resources for sustainable agriculture*, 461-489.
- Lahooti, P., Emadi, L., Bahmanyar, L.U., & Qajar Sepanlu, M. (2017). Zoning of soil organic carbon using geostatistical methods and artificial neural network (Kohgiluyeh and Boyer Ahmad provinces). *Water and Soil*, 32(6), 1135-1148. (In Persian).
- Lekzian, A., Fadeli, M., Astarai, A., & Fatut, A. (2012). Estimation and zoning of soil organic carbon by using land effects analysis (case study: a part of land in Mashhad city). *Water and Soil Journal*, 27 (1), 180-192. (In Persian).
- Mahmoudzadeh, H., Matinfar, H.R., & Taghizadeh Mehrjardi, R. (2019). Digitization of soil organic carbon (case study: Kamiyaran city, Kurdistan province). *Journal of Soil Management and Sustainable Production*, 10 (4), 77-98. (In Persian).
- Naghbi, S. A., Pourghasemi, H. R., Pourtaghi, Z. S., & Rezaei, A. (2015). Groundwater qanat potential mapping using frequency ratio and Shannon's entropy models in the Moghan watershed, Iran. *Earth Science Informatics*, 8, 171-186. (In Persian).
- Pussinen, A. (2002). Stemwood volume increment changes in European forests due to climate change—a simulation study with the EFISCEN model. *Global change biology*. 8(4):304-316.

- Radhika, Y., & Shashi, m. (2009). Atmospheric Temperature Prediction using Support Vector Machines. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 1(1), 55-58.
- Rousta, M. J., Suleimanpour, M., Enayati, M., & Pak Parvar, M. (2020). Comparison of soil carbon and nitrogen storage in Garbaigan Fasa plain in two conditions of flood spreading and without flood spreading. *Watershed Management Research*, 12 (24), 170-181. (In Persian).
- Schlesinger, W. H., & Bernhardt, E. S. (2013). *Biogeochemistry: an analysis of global change*. Waltham, MA.
- Sheyday Karkaj, E., Sepehri, A., Barani, H., & Motamedi, J. (2017). Relationship between Soil Organic Carbon Storage and some Soil Properties in the Pastures of East Azerbaijan. *Journal of Rangeland Research*, 11(2), 125-138. (In Persian).
- Taghizadeh-Mehrjardi, R., Schmidt, K., Amirian-Chakan, A., Rentschler, T., Zeraatpisheh, M., Sarmadian, F., & Scholten, T. (2020). Improving the spatial prediction of soil organic carbon content in two contrasting climatic regions by stacking machine learning models and rescanning covariate space. *Remote Sensing*, 12(7), 1095. (In Persian).
- Torkmani, F., Piri Sahragard, H., Pahlavan Rad, M.R., & Nahtani, M. (2018). Determining the spatial distribution of soil organic carbon and the factors affecting it using the random forest model in Rawang Minab watershed. *Agricultural Engineering (Agricultural Scientific Journal)*, 42(4), 89-104. (In Persian).
- Wang, M., Liao, L., Zhang, X., & Li, Z. (2012). Adsorption of low concentration humic acid from water by palygorskite. *Applied Clay Science*, 67, 164-168.
- Wilding, L. P., & Dress, L. R. (1983). Spatial variability and pedology, P 83-116. *Pedogenesis and soil taxonomy. I. Concepts and interactions*. Elsevier Science Publication of North Holland.
- Zhu, L., Zhou, X., Liu, W., & Kong, Z. (2023). Total organic carbon content logging prediction based on machine learning: A brief review. *Energy Geoscience*, 4(2), 100098.