Archive of SID

نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک
جلد بیست و چهارم، شماره دوم، ۱۳۹۶
http://jwsc.gau.ac.ir

ارائه پروتکل محاسباتی و شبیه‌سازی برای پایش مقادیر ذخایر کربن آلی خاک با استفاده از شاخص‌های تنوع زیستی گیاهی (مطالعه موردی: پارک جنگلی نور)

*علی‌اصغر واحدی[1] و روح‌اله مقصودی[2]

[1]دکتری جنگلداری، مؤسسه تحقیقات جنگل‌ها و مراتع کشور، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران،
[2]مربی گروه مهندسی کامپیوتر، واحد محمودآباد، دانشگاه آزاد اسلامی، محمودآباد، ایران

تاریخ دریافت: ۹۵/۱۰/۱۵ ؛ تاریخ پذیرش: ۹۶/٤/۲۷

چکیده

سابقه و هدف: با توجه به پدیده گرمایش زمین به‌عنوان یکی از بزرگ‌ترین چالش زیست‌محیطی عصر حاضر و اهمیت حفاظت و انباشت هرچه بیش‌تر موجودی کربن در خاک، پایش کارآمد مخازن کربن آلی خاک در زیست‌بوم‌های جنگلی می‌تواند راه‌کاری مناسب برای بررسی مدیریت مطلوب زیست‌بوم‌های مذکور و تغییرات پارامترهای اقلیمی در رابطه با روند تغییرات ذخایر کربن خاک محسوب شود. از این‌رو، یک سند رویکرد جامع با قابلیت اطمینان زیاد برای ایجاد مدل‌های پیش‌بینی ذخایر کربن آلی خاک با حداکثر دقت مورد نیاز است. با استفاده از مدل‌های پیش‌بینی مزبور شامل متغیرهای توصیفی با قابلیت اندازه‌گیری آسان و با حداقل هزینه، کنترل حفاظتی متناسب با تغییرات مقادیر موجودی کربن در سطوح مختلف لایه‌های خاک برای بخش‌های اجرایی مدیریت امکان‌پذیر است.

مواد و روش‌ها: پژوهش حاضر در پارک جنگلی نور که به‌عنوان بزرگ‌ترین جنگل‌های جلگه‌ای شمال کشور محسوب می‌شود صورت گرفت. برای انجام پایش بهینه تغییرات ذخایر کربن آلی خاک در جنگل مذکور، ۲۵ قطعه‌نمونه ٤۰۰ مترمربعی با طرح بلوک‌های کامل تصادفی در توده‌های توسکا – انجیلی، پلت – انجیلی و اوجا – ممرز برای اندازه‌گیری مشخصه‌های کمی به‌منظور محاسبه شاخص‌های تنوع زیستی و فاکتور کربن خاک (در دو عمق آلی: ۲۰-۰ و معدنی: ٤۰-۲۰ سانتی‌متر) در نظر گرفته شد. در مجموع ۷۵ قطعه‌نمونه در منطقه مورد مطالعه ثبت و برداشت شدند. در هر قطعه‌نمونه، چهار ریز قطعات با سطح یک مترمربع در مرکز و چهار گوشه قطعه‌نمونه برای اندازه‌گیری پوشش‌های کف جنگل و برداشت نمونه‌های خاک جانمایی شدند. بررسی شاخص‌های تنوع زیستی گیاهی در اوایل فصل تابستان و اجرای نمونه‌برداری خاک با استفاده از ابزار اُگر در اوایل فصل پاییز صورت گرفت. روش‌های محاسباتی تحلیل رگرسیون و تکنیک شبیه‌سازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای انجام مطالعه حاضر استفاده شدند. برای تحلیل‌های محاسباتی از روش‌های سنتی مبتنی بر رگرسیون به روش تخمین منحنی و رگرسیون خطی چندگانه و برای پیشبرد تحلیل‌های شبکه عصبی مصنوعی از الگوریتم پس‌انتشار خطا با ساختار پروسپترون چندلایه استفاده شد.

* مسئول مکاتبه: ali.vahedi60@gmail.com

www.SID.ir

Archive of SID

یافته‌ها: نتایج نشان داد که رگرسیون خطی چندگانه شامل انواع شاخص‌های تنوع زیستی به‌عنوان عوامل توصیفی همبسته با مقادیر موجودی کربن آلی خاک در عمق‌های مختلف بر مبنای شاخص‌های اعتبارسنجی از جمله ضریب اطلاعات آکاییک و فاکتور تورم واریانس ($VIF<۱۰$) دارای اعتبار محاسباتی بوده ولی دارای دقت قابل‌ملاحظه‌ای نمی‌باشد. در تحلیل غیرخطی، مدل منحنی (کرو) شامل فراوانی پوشش علفی به‌عنوان مدل بهینه پیش‌بینی مقادیر ذخایر کربن عمق آلی خاک محسوب شده و مدل تبدیلی لگاریتم تابع توانی ($CF=۱/۰۰$) با احتساب غلبه گونه‌ای درختی (D)، فراوانی (Abundance) و یکنواختی (J') پوشش علفی به‌عنوان بهترین مدل پیش‌بینی مقادیر ذخایر کربن عمق معدنی خاک محسوب شدند. تکنیک شبیه‌سازی با استفاده از الگوریتم پس‌انتشار خطا نشان داد که خروجی بهینه برای پیش‌بینی مقادیر ذخایر کربن عمق آلی خاک با ماتریس ورودی Abundance و J' دارای طراحی توپولوژی یک لایه پنهان و ۱۵ نورون حاوی تابع Tan-sigmoid می‌باشد. همچنین، نتایج نشان داد که توپولوژی مدل بهینه پیش‌بینی مقادیر ذخایر کربن لایه معدنی خاک با اضافه شدن مقادیر شاخص D به ماتریس مزبور دارای دولایه پنهان و ۳۵ نورون است.

نتیجه‌گیری: نوع روابط ریاضی (ساختار توابع) بین شاخص‌های تنوع زیستی و ذخایر کربن خاک در منطقه مورد مطالعه صرف‌نظر از قطعیت ارتباط اکولوژیکی و بیولوژیکی بین آن‌ها دارای پیچیدگی زیاد و محدودیت‌های محاسباتی (خودهمبستگی بین متغیرهای عامل) است. از این‌رو، با توجه به یافته‌های حاصل از پژوهش حاضر می‌توان بیان کرد که کاربرد تکنیک شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند بهترین جایگزین مدل‌های کلاسیک برای پیش‌بینی متغیر پاسخ در منطقه مورد مطالعه معرفی شود. در این خصوص، همانند پارامترهای محاسباتی مدل‌های کلاسیک، توپولوژی هر مدل در شبکه عصبی مصنوعی تعیین‌کننده معماری شبکه و دقت پیش‌بینی مقادیر موجودی کربن در عمق‌های مختلف آلی و معدنی خاک می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: تنوع زیستی گیاهی، تحلیل رگرسیون، شبکه عصبی مصنوعی، کربن خاک

مقدمه

در زیست‌بوم‌های طبیعی جنگل، خاک به‌عنوان بزرگ‌ترین مخازن کربن آلی در رابطه با کاهش انتشار کربن اتمسفری نقش عمده‌ای دارد. علاوه بر آن، میزان موجودی کربن خاک تأثیر عمده‌ای بر پایداری ساختمان خاک، افزایش ذخایر غذایی خاک، حاصلخیزی خاک و روند بیولوژیکی آن دارد (۸ و ۱۵). بنابراین داشتن اطلاعاتی دقیق و جامع در رابطه با موجودی کربن در خاک و پویایی مقادیر آن یکی از مهم‌ترین فاکتورها برای مدیریت بهینه جنگل برای اهداف مختلف از جمله افزایش سطح حوضچه‌های کربن آلی[1] محسوب می‌شود. ولی اندازه‌گیری و پایش تغییرات مقادیر موجودی کربن خاک به‌دلیل تغییرپذیری زیاد آن در قسمت‌های مختلف خاک به‌خصوص در لایه‌های عمودی خاک بسیار دشوار، هزینه‌بردار و در برخی موارد ناممکن است. در این رابطه یک پروتکل جامع با قابلیت اطمینان بالا برای ایجاد مدل‌های پیش‌بینی ذخایر کربن آلی خاک با حداکثر دقت باید ارائه شود (۱۷). در مدل‌های مزبور با استفاده از متغیرهای توصیفی با قابلیت اندازه‌گیری آسان می‌توان کنترل و پایش بهینه‌ای در رابطه با تغییرات موجودی کربن در سطوح متفاوت و لایه‌های

1- Organic carbon sink

www.SID.ir

Archive of SID

مختلف خاک داشت. ویژگی‌های گونه‌های مختلف درختان و انواع پوشش‌های گیاهی به‌عنوان اجزاء اصلی زیست‌بوم‌های جنگلی در آشیان‌های مختلف اکولوژیکی و فیزیولوژیکی، اثرات بارزی بر روی مقادیر وزن ذخایر کربن خاک دارند (۷ و ۹). از مهم‌ترین ویژگی‌های بوم‌شناسی پوشش‌های گیاهی می‌توان به تنوع زیستی گیاهی اشاره کرد که شامل تنوع، گوناگونی، ساختار جمعیت، الگوی فراوانی و پراکنش گیاهان بوده و طبق مفاد کنفرانس محیط زیست توسعه سازمان ملل متحد به‌عنوان یک شاخص پایداری در ارتباط با فرآیندهای بوم‌شناسی در اکوسیستم‌های طبیعی محسوب می‌شود (۱ و ۱۲). از طرفی انتشار کربن اتمسفری نقش مستقیمی در رابطه با تغییرات اقلیم داشته و با توجه به این‌که اقلیم مهم‌ترین عامل توزیع گیاهان بوده و اکثر تقسیم‌بندی‌های اقلیمی نیز بر اساس نوع گیاهان و ویژگی‌های آن‌ها صورت گرفته است، در پژوهش حاضر شاخص‌های تنوع زیستی پوشش گیاهی در قالب متغیرهای توصیفی برای فرایند مدل‌سازی و پایش بهینه ذخایر کربن آلی خاک در پارک جنگلی نور مدنظر قرار گرفت.

در پژوهش حاضر برای پیش‌بینی و برآورد واقعی ذخایر کربن آلی خاک پارک جنگلی نور در رابطه با تغییرات تنوع زیستی گیاهی از روش محاسباتی مبتنی بر تحلیل رگرسیون و از سیستم شبیه‌سازی هوش مصنوعی استفاده شد. در ارتباط با پژوهش حاضر پژوهش‌های مشابه با اهداف مختلف در زیست‌بوم‌های متنوع و در زمینه‌های گوناگون صورت گرفته است که از جمله آن می‌توان به مطالعات فودی و همکاران (۲۰۰۳) در رابطه با پیش‌بینی مقادیر زی‌توده گیاهی در جنگل‌های استوایی، تث و همکاران (۲۰۰۸) برای پیش‌بینی ویژگی‌های مؤثر خاک با احتساب ارتباط خاک- گیاه، علیجانپور شلمانی و همکاران (۲۰۱۱) در رابطه با تخمین پایداری خاکدانه‌ها در جنگل‌های شمال، سرمدیان و همکاران (۲۰۱۱) برای پیش‌بینی برخی از ویژگی‌های خاک، تیریاکی و آیدین (۲۰۱٤) در رابطه با پیش‌بینی مقاومت فشاری چوب درختان، مقیمی و همکاران (۲۰۱۵) در ارتباط با شبیه‌سازی تأثیرگذاری عوامل توپوگرافیک بر مقادیر کربن آلی خاک و بسیاری از موارد دیگر اشاره کرد که از تحلیل محاسباتی رگرسیون و تکنیک شبکه عصبی مصنوعی استفاده کرده‌اند (٤، ١٤، ٢٠، ١٨ و ١٩). در واقع، جمع‌بندی نهایی از همه پژوهش‌های مورد اشاره نشان داد که شبکه عصبی قابلیت بیش‌تری را برای برآورد ویژگی‌های مورد مطالعه داشته است. کلیات اصلی پژوهش‌های مذکور بیان داشت که یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی متغیرهای پاسخ در زمینه بیولوژیکی در مقایسه با تحلیل‌های کلاسیک رگرسیون، عدم تأثیر همبستگی بین متغیرهای توصیفی (اکولوژیکی و محیطی) و تصحیح روابط مذکور در روند شبیه‌سازی و پیش‌بینی متغیرهای پاسخ با حداکثر دقت با توجه به روابط پیچیده بین آن‌ها بوده است.

با توجه به نقش و اهمیت موجودی کربن در عمق‌های آلی (لایه‌های فوقانی خاک: ۲۰-۰ سانتی‌متری عمق خاک) و معدنی (لایه‌های زیرین خاک: ٤٠-۲۰ سانتی‌متری عمق خاک) خاک، پژوهش حاضر به‌دنبال این بوده است که آیا می‌توان بر مبنای روابط بیولوژیکی و بوم‌شناسی بین مشخصه‌های خاک و پوشش‌های گیاهی با استفاده از شاخص‌های تنوع زیستی تغییرات مقادیر وزنی ذخایر کربن آلی خاک را با بیش‌ترین دقت و حداکثر قطعیت پیش‌بینی نمود؟ علاوه بر آن، هدف از مقایسه تحلیلی محاسباتی رگرسیون و شبیه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی این است که بر مبنای میزان همبستگی بین شاخص‌های تنوع زیستی گیاهی و ذخایر کربن خاک، پروتکل

www.SID.ir

Archive of SID

مناسب با حداکثر قطعیت برای پایش بهینه موجودی کربن در پارک جنگلی نور معرفی نماید. در واقع با استفاده از انتخاب بهینه رویکرد مدنظر و مدل‌های حاصل از اجرای آن می‌توان در خصوص روند تغییرات زیستی خاک، پایداری ساختمان خاک، ذخایر غذایی، حاصل‌خیزی خاک و به‌تبع تغییرات پارامترهای اقلیمی ناشی از جذب و انتشار کربن خاک در سطح منطقه مورد مطالعه به اطلاعات مناسب در زمینه نحوه مدیریت حفاظتی جنگل‌های مذکور دست یافت.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه: جنگل مورد مطالعه در استان مازندران واقع در منطقه تمیشان نور واقع می‌باشد. مساحت پارک جنگلی حدود ۳۶۰۰ هکتار بوده و بین ′۸ °۵۲ تا ′۲ °۵۳ طول جغرافیایی و ′۳۲ °۳۶ تا ′۳۶ °۳۶ عرض جغرافیایی استقرار دارد. بافت خاک لوم‌رسی است که زهکشی آن به‌علت سنگین بودن بافت خاک و خلل و فرج کم به‌کندی صورت می‌گیرد (۲). محدوده مورد مطالعه در سه تیپ توده‌ای مختلف با ترکیب توسکا- انجیلی (*Alnus glatinosa- Parrotia caspica*)، پلت- انجیلی (*Acer velutinum - Parrotia caspica*) و اوجا - ممرز (*Ulmus glabra – Carpinus betulus*) صورت گرفت. پارک جنگلی نور در قالب جنگل جلگه‌ای بدون عوارض فیزیوگرافی و غالباً مسطح بوده و ارتفاع آن نیز در اکثر مناطق رویشگاه پایین‌تر از سطح دریای آزاد می‌باشد. میانگین بارندگی سالیانه منطقه، ۱۰۹۷ میلی‌متر؛ میانگین کم‌ترین درجه حرارت سردترین ماه سال (دی)، ۳/۷ درجه سانتی‌گراد و میانگین بیش‌ترین درجه حرارت گرم‌ترین ماه سال (خرداد)، ۳۰ درجه سانتی‌گراد گزارش شده است (۲).

روش تحقیق: سه تیپ توده توسکا- انجیلی (AI)، پلت- انجیلی (MI) و اوجا- ممرز (EH) با استفاده از نقشه‌های پوشش گیاهی منطقه، جنگل گردشی و با استفاده از همراهی کارشناسان مجرب برای انجام پژوهش حاضر انتخاب شدند. برای دریافت اطلاعات، نمونه‌برداری به روش طرح بلوک‌های کامل تصادفی صورت گرفت. در تیپ‌های مذکور به‌طور تصادفی، ۵ قطعه نمونه با سطح ۴۰۰ مترمربع پیاده شد. با توجه به تکرار هر یک از تیپ‌های موجود در مجموع ۷۵ قطعه‌نمونه در جنگل مورد مطالعه پیاده‌سازی شد که در واقع ۲۵ قطعه‌نمونه نماینده هر توده مزبور بود. در سطح هر قطعه‌نمونه، قطر تاج درختان به روش عینی[1] اندازه‌گیری شدند (۱۳). برای اندازه‌گیری پوشش علفی ریز قطعه‌نمونه‌های یک متر مربعی در مرکز و چهار گوشه قطعه‌نمونه اصلی جانمایی شدند. میزان پوشش هر یک از گونه‌های علفی کف جنگل به روش ذهنی[2] در هر ریز قطعه‌نمونه به‌دست آمد (۱۳). به‌دلیل پوشش بسیار ناچیز اشکوب درختچه‌ای آن هم با ثبت حضور یک درختچه سرخ ولیک (*Crataegus microphylla* C. Koch) فقط در دو ریز قطعه‌نمونه از کل قطعات‌نمونه موجود از مقادیر کمی آن برای محاسبات شاخص‌های تنوع زیستی صرف‌نظر شد. برای انجام نمونه‌برداری خاک در مرکز هر ریز قطعه‌نمونه پس از کنار زدن همه لاشبرگ‌ها و پوشش مواد آلی روی خاک با استفاده از اُگر از اعماق ۲۰-۰ سانتی‌متری در قالب لایه فوقانی یا عمق آلی خاک و ۴۰-۲۰ سانتی‌متری در قالب عمق معدنی خاک حفر شده و نمونه‌های خاک برداشت شدند. اندازه‌گیری کمیت‌های پوشش گیاهی در اوایل فصل تابستان و نمونه‌برداری خاک در اوایل فصل پاییز انجام شد. در روش‌های آزمایشگاهی برای محاسبه

1- Objective method
2- Subjective method

www.SID.ir

Archive of SID

جرم مخصوص ظاهری خاک به روش کلوخه بر حسب گرم بر سانتی‌مترمکعب و برای تعیین درصد کربن آلی از روش والکی و بلاک استفاده شد (۲۱).

تجزیه و تحلیل داده‌ها

ذخایر کربن خاک و تنوع زیستی گیاهی: به‌منظور محاسبه ذخایر وزنی مخازن کربن آلی خاک در جنگل مورد مطالعه، از رابطه زیر استفاده شد (۲۲):

$$SOC = \sum_{i=1}^{n} C_i \times D_i \times (\rho_i - R_i) \qquad (1)$$

که در آن، C_i درصد کربن آلی مربوط به هر عمق خاک، D_i ضخامت هر یک از عمق‌های خاک بر حسب سانتی‌متر، P_i و R_i به‌ترتیب جرم مخصوص ظاهری خاک و سنگریزه‌های (و ریزچوب‌های) بیش از ۲ میلی‌متر در مقیاس حجمی ثابت بر حسب گرم بر سانتی‌مترمکعب هستند. در واقع SOC موجودی وزنی ظرفیت کربن آلی خاک می‌باشد که بر حسب تن در هکتار برآورد می‌شود. با توجه به این‌که ضریب کربن خاک به‌طور مستقیم اندازه‌گیری شد از این‌رو، به‌جای استفاده از حاصل‌ضرب شاخص بمیلن[1] و ماده آلی خاک از ضریب کربن به‌دست آمده در رابطه فوق استفاده شد.

در پژوهش حاضر تنوع زیستی گیاهی بر مبنای رایج‌ترین شاخص‌های تنوع گونه‌ای گیاهی مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. شاخص‌های کاربردی در این پژوهش شامل فراوانی *Abundance* (۱۳)، تنوع شانون وینر H' (۱۳)؛ شاخص غنای گونه‌ای SR (۱۳)؛ یکنواختی پایلو J' (۱۳)؛ و غلبه گونه‌ای D (۱۳) بودند. نرمال بودن مشاهدات با استفاده از آزمون کولوموگرف اسمیرنوف و همگنی داده‌ها با استفاده از آزمون لون مورد بررسی قرار گرفت. همبستگی بین ذخایر کربن آلی خاک و شاخص‌های تنوع زیستی با استفاده از ضریب همبستگی پیرسون تعیین شد.

تحلیل محاسباتی رگرسیون: در پژوهش حاضر برای مدل‌سازی ذخایر وزنی کربن آلی خاک در جنگل مورد مطالعه از تحلیل‌های محاسباتی مبتنی بر رگرسیون به روش تخمین منحنی و رگرسیون خطی چندگانه استفاده شد. در این رابطه، با توجه به ماهیت داده‌های برداشت شده اعم از متغیرهای توصیفی و پاسخ مورد مطالعه از انواع تحلیل‌های رگرسیون رتبه‌ای، لجستیک و پروبیت صرف‌نظر شد. با توجه به این‌که امکان دارد بین متغیرهای مستقل همبستگی وجود داشته باشد از این‌رو برای تعیین اعتبار مدل و قطعیت پاسخ پیش‌بینی‌شده از آزمون هم‌خطی استفاده شده و مقدار عددی فاکتور تورم واریانس (VIF <۱۰) مدنظر قرار گرفته می‌شود (۳). در تحلیل‌های محاسباتی رگرسیون برای مواردی که مقادیر حداکثر فاکتور تورم واریانس بیش‌تر از ۱۰ باشد ($VIF_{max} \geq 10$) در این‌صورت مدل حاصل شده دارای اعتبار و قطعیت محاسباتی نبوده و از روند تحلیلی حذف می‌شود (۳). برای انتخاب بهترین مدل با بیش‌ترین قطعیت و دقت برآوردی برای تحلیل محاسباتی مذکور از مقادیر عددی شاخص‌هایی همچون میانگین مربعات باقی‌مانده‌ها (RMS)، اشتباه معیار تخمین (SEE)، ضریب تبیین (R^2)، ضریب تبیین تعدیل‌یافته ($Adj.R^2$) و ضریب اطلاعات آکاییک (AIC) استفاده شد (۳). برای انجام مدل‌سازی و تبیین تحلیل‌های محاسباتی رگرسیون از نرم‌افزار SPSS نسخه ۲۳ استفاده شد.

1- Bemmelen index

www.SID.ir

Archive of SID

تحلیل شبیه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی: برای روند شبیه‌سازی با استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی از الگوریتم پس‌انتشار خطا با ساختار پروسپترون چندلایه استفاده شد. در ابتدا همه داده‌های مربوط به لایه‌های ورودی و خروجی با استفاده از رابطه زیر استاندارد شدند تا دامنه متغیرها بر مبنای عملکرد تکنیک شبکه عصبی مصنوعی بین صفر و یک تعریف شوند (۱۶):

$$X_n = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \qquad (۲)$$

که در آن، X_n داده‌های استاندارد شده، x_{min} حداقل مقدار عددی داده‌ها و x_{max} حداکثر مقدار عددی داده‌های موجود می‌باشد. همه داده‌ها با ترکیب مختلف در قالب ماتریس ورودی برای تحلیل شبیه‌سازی مورد استفاده قرار گرفتند. در این رابطه بر اساس تفکیک لایه‌های ورودی و مشاهدات در قالب متغیر پاسخ، معماری شبکه بر اساس تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نورون طراحی شد. نورون‌های عصبی مذکور برای اجرای فرآیند شبیه‌سازی شامل توابع انتقالی لجستیک سیگموئیدی (Log-sigmoid) و تانژانت سیگموئیدی (Tan-sigmoid) بودند. برای ارائه خروجی‌های حاصل از شبیه‌سازی شبکه به تناسب داده‌ها، ۶۰ درصد از سهم داده‌ها برای آموزش، ۲۰ درصد برای اعتبار و ۲۰ درصد نیز برای آزمون داده‌ها قرار گرفت. قبل از الگوریتم آموزش پس از طراحی توپولوژی شبکه و وزن‌دهی اولیه بر اساس شاخص همبستگی، ضریب تبیین و میانگین مربعات خطای حاصل از برازش آزمون داده‌ها، خروجی بهینه حاصل از شبکه عصبی مصنوعی انتخاب می‌شود. برای مقایسه نتایج حاصل از مدل‌سازی مبنی بر تحلیل رگرسیون و شبیه‌سازی‌های مرتبط با تکنیک شبکه عصبی مصنوعی از شاخص‌های اشتباه معیار تخمین برازش بین مشاهدات و مقادیر پیش‌بینی‌شده و ریشه میانگین مربعات خطای بین مشاهدات و مقادیر پیش‌بینی‌شده استفاده شد. برای اجرای روند شبیه‌سازی با استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی از نرم‌افزار متلب (MATLAB) نسخه ۲۰۱۱ استفاده شد.

نتایج و بحث

ترکیب پوشش گیاهی منطقه مورد مطالعه: جدول زیر لیست همه پوشش‌های گیاهی در منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد. گونه‌های درختی زبان‌گنجشک، لرگ، سفیدپلت، بلندمازو و انجیر به‌عنوان گونه‌های همراه در تیپ‌های مختلف می‌باشند که با تراکم مختلفی حضور دارند (جدول ۱).

مدل‌سازی کلاسیک[1] برای پایش بهینه ذخایر کربن خاک: نتایج آزمون همبستگی پیرسون نشان داد که ارتباط معنی‌داری بین ذخایر وزنی کربن آلی خاک در عمق‌های مختلف و شاخص‌های تنوع زیستی گیاهی وجود ندارد (جدول ۲). در واقع فقط بین شاخص غلبه گونه‌ای و ظرفیت کربن آلی در عمق دوم خاک همبستگی معنی‌دار (r=۰/۷۸) مشاهده شد (جدول ۲).

1- Traditional modeling

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۱- لیست گونه‌های گیاهی تیپ‌های مورد مطالعه در پارک جنگلی نور.

Table 1. List of plant species in the studied areas of Nour Forest Park.

گونه Species	نام علمی Scientific name	گونه Species	نام علمی Scientific name
دم‌اسبی	*Equisetum palustre* L.	سرخ ولیک	*Crataegus microphylla* C. Koch
النا	*Oplismenus undulatifolius*P. Beau	توسکای قشلاقی	*Alnus glatinosa* L.
کارکس	*Carex sylvatica* Huds.	انجیلی	*Parrotia persica* CA May.
سرخس نر	*Dryopteris filix-mass* (L.) Schott.	پلت	*Acer velutinum* Bioss.
بنفشه	*Viola odorata* L.	ممرز	*Carpinus betulus* L.
آقطی	*Sambucus ebulus* L.	اوجا	*Ulmus minor* subsp. minor
افسونگر شب	*Circaea lutetiana* L.	زبان‌گنجشک	*Fraxinus excelsior* L.
علف روسی	*Glycyrrhiza glabra* L.	لرگ	*Pterocarya fraxinifolia* Lam.
تریاق برافراشته	*Vincetoxicum scandens* Sommier & Levier.	سفیدپلت	*Populus caspica* L.
نعناء چمنی	*Prunella vulgaris* L.	بلوط بلندمازو	*Quercus castaneifolia* CA May.
پونه	*Mentha aquatica* L.	انجیر	*Ficus carica* L.
چمن جنگلی	*Poa nemoralis* L.		
مریم‌گلی	*Salvia glutinisa* L.		
سرخس بسفایج	*Polypodium vulgar* L.		
عشقه	*Hedera pastuchovii* Woron ex. Grossh.		
ترشک	*Rumex sanguineus* L.		
ازملک	*Smilax excels* L.		

جدول ۲- نتایج همبستگی پیرسون بین ذخایر کربن آلی خاک و شاخص‌های تنوع زیستی پوشش درختی.

Table 2. The results of correlation between soil organic carbon sink and tree layer species diversity indices.

	فراوانی Abundance	تنوع شانون Shannon diversity	غنای گونه‌ای Species richness	یکنواختی پایلو Pilou evenness	غلبه گونه‌ای Species dominance
ظرفیت وزنی ذخایر کربن آلی خاک (۲۰-۰ سانتی‌متر) Soil carbon pool weight (0-20 cm)	0.171^{ns}	0.231^{ns}	-0.108^{ns}	0.201^{ns}	0.363^{ns}
ظرفیت وزنی ذخایر کربن آلی خاک (۴۰-۲۰ سانتی‌متر) Soil carbon pool weight (20-40 cm)	0.059^{ns}	0.168^{ns}	0.223^{ns}	0.428^{ns}	0.783**

www.SID.ir

Archive of SID

نتایج آزمون همبستگی پیرسون نشان داد که ارتباط معنی‌داری بین ظرفیت وزنی ذخایر کربن عمق‌های آلی و معدنی خاک با شاخص فراوانی و با شاخص یکنواختی پوشش علفی وجود دارد (جدول ۳). کربی و پتوین (۲۰۰۷) بیان کردند که عدم ارتباط معنی‌دار بین برخی از شاخص‌های تنوع زیستی گیاهی و مقادیر ذخایر کربن خاک در زیست‌بوم‌های طبیعی جنگل می‌تواند به‌دلیل تغییرپذیری زیاد موجودی کربن در عمق‌های مختلف خاک باشد (۱۱). ارائه این تفسیر می‌تواند منطبق با نتایج به‌دست آمده از میزان همبستگی بین شاخص‌های مذکور و مقادیر ذخایر کربن در عمق‌های مختلف خاک در منطقه مورد مطالعه باشد (جدول‌های ۲ و ۳). البته قطعیت این نتیجه‌گیری باید با وسعت هرچه بیش‌تر نمونه‌برداری و تعداد جانمایی زیادتر قطعات نمونه در سطوح وسیعی از جنگل مورد مطالعه به منسه ظهور برسد. در نتایج پژوهش حاضر اگرچه همبستگی بارزی بین شاخص‌های تنوع زیستی و ذخایر کربن در عمق‌های مختلف خاک وجود نداشت؛ ولی این نکته نیز دارای اهمیت است که بر مبنای فرضیه آشیان مکمل[1]، توده‌های جنگلی که دارای تنوع زیستی زیادی هستند دارای احتمال زیادتری از حضور گونه‌هایی از درختان در اشکوب‌های مختلف می‌باشند که به‌نوعی (بر اساس خصوصیات اکوفیزیولوژیکی و بیولوژیکی) بر میزان تغیرات ذخایر کربن خاک تأثیر به‌سزایی دارند (۱۱).

جدول ۳- نتایج همبستگی پیرسون بین ذخایر کربن آلی خاک و شاخص‌های تنوع زیستی پوشش علفی.

Table 3. The results of correlation between soil organic carbon sink and herb layer species diversity indices.

	فراوانی Abundance	تنوع شانون Shannon diversity	غنای گونه‌ای Species richness	یکنواختی پایلو Pilou evenness	غلبه گونه‌ای Species dominance
ظرفیت وزنی ذخایر کربن آلی خاک (۲۰-۰ سانتی‌متر) Soil carbon pool weight (0-20 cm)	0.673 **	0.489 ns	0.197 ns	0.539 *	0.436 ns
ظرفیت وزنی ذخایر کربن آلی خاک (٤۰-۲۰ سانتی‌متر) Soil carbon pool weight (20-40 cm)	0.685 **	0.471 ns	0.468 ns	0.586 *	0.491 ns

جدول ٤ نتایج تحلیل محاسباتی همه توابع غیرخطی بر حسب یک متغیر را نشان می‌دهد. همان‌طورکه در نتایج مشاهده می‌شود همه مدل‌های برازش‌یافته بر حسب غلبه گونه‌ای پوشش درختی، فراوانی و یکنواختی پوشش علفی صورت گرفته است. نتایج حاصل نشان داد که مدل کرو[2] (مدل منحنی) شامل فراوانی پوشش علفی به‌عنوان متغیر توصیفی با احتساب تقریباً ٥٤ درصد از تغییرات واریانس دارای بیش‌ترین دقت پیش‌بینی مقادیر وزنی ذخایر کربن لایه فوقانی خاک در عمق ۲۰-۰ سانتی‌متر می‌باشد (AIC= -٤٦٧/١، SEE=۰/۰٤). همچنین، نتایج نشان داد که مدل توانی و مدل نمایی با ٦۰ درصد تغییرات واریانس دارای بیش‌ترین دقت پیش‌بینی مقادیر وزنی ذخایر کربن آلی خاک در عمق ٤۰-۲۰ سانتی‌متری محسوب می‌شود (جدول ٤).

1- Niche-complementary hypothesis
2- S-curve regression model

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ٤- نتایج تحلیلی مدل‌های غیرخطی برای پیش‌بینی ذخایر کربن اعماق آلی (٢٠-٠ سانتی‌متر) و معدنی خاک (٤٠-٢٠ سانتی‌متر).

Table 4. The results of analyses for non-linear regression functions for monitoring soil carbon stock in different soil layers.

	کد No	توابع رگرسیون Regression functions	b_0	b_1	R^2	Adj.R^2	SEE	AIC
موجودی کربن عمق آلی خاک Soil top layer carbon stock	١	$Y_1 = b_0(Abundance)^b$	44.61	0.186	0.522	0.516	0.045	-463.96
	٢	$Y_1 = \exp\left[b_0 + (\frac{b_1}{Abundance})\right]$	3.85	-0.091	0.541	0.537	0.044	-467.11
	٣	$Y_1 = b_0(J')^b$	42.08	0.112	0.368	0.359	0.051	-443.03
	٤	$Y_1 = \exp\left[b_0 + (\frac{b_1}{J'})\right]$	3.79	-0.063	0.421	0.413	0.049	-449.52
موجودی کربن عمق معدنی خاک Soil mineral layer carbon stock	٥	$Y_2 = b_0 \times \exp(b_1 Abundance)$	22.86	0.21	0.464	0.457	0.028	-534.51
	٦	$Y_2 = \exp\left[b_0 + (\frac{b_1}{Abundance})\right]$	3.32	-0.041	0.319	0.311	0.031	-516.98
	٧	$Y_2 = b_0(Abundance)^b$	27.16	0.095	0.399	0.391	0.030	-526.98
	٨	$Y_2 = \exp\left[b_0 + (\frac{b_1}{J'})\right]$	3.29	-0.029	0.268	0.257	0.033	-511.94
	٩	$Y_2 = b_0(J')^b$	26.39	0.058	0.310	0.295	0.032	-515.94
	١٠	$Y_2 = b_0 \times \exp(b_1 J')$	23.91	0.107	0.337	0.325	0.031	-519.09
	١١	$Y_2 = \exp\left[b_0 + (\frac{b_1}{D})\right]$	3.32	-0.008	0.584	0.579	0.025	-553.91
	١٢	$Y_2 = b_0(D)^b$	29.77	0.069	0.603	0.598	0.024	-557.41
	١٣	$Y_2 = b_0 \times \exp(b_1 D)$	23.97	0.531	0.605	0.598	0.024	-557.41

نتایج حاصل از مدل‌سازی بر مبنای تحلیل رگرسیون خطی چندگانه نشان می‌دهد که با توجه به ارتباط معنی‌دار بین شاخص‌های تنوع زیستی و ذخایر کربن خاک در جنگل مورد مطالعه، برآورد ذخایر کربن عمق‌های آلی و معدنی خاک بر اساس ورود متغیرهای مستقل در قالب رگرسیون خطی چندگانه در مدل‌های ١٤، ٢١ و ٢٢ دارای دقت قابل‌ملاحظه‌ای می‌باشد (جدول ٥). در رابطه با تبدیل لگاریتمی مدل‌های غیرخطی بهینه، نتایج به‌دست آمده بر مبنای شاخص‌های اعتبارسنجی بیانگر دقت بیش‌تر برآورد ذخایر وزنی مخازن کربن عمق‌های مختلف خاک می‌باشد (جدول‌های ٤ و ٥). با توجه به نتایج به‌دست آمده، مدل خطی چندگانه حاصل از تبدیل لگاریتمی مدل توانی دارای حداکثر دقت برآوردی ذخایر کربن عمق آلی خاک بوده (AIC= -٤٦٦/٥، SEE=٠/٠٤ و Adj.R^2=٠/٥٤) و مدل ١٨ و ٢٠ به‌ترتیب حاصل از تبدیل لگاریتمی مدل منحنی S و مدل توانی با دقت برآوردی تقریباً یکسان (AIC= -٥٧٨/٢، SEE=٠/٠٢ و Adj.R^2=٠/٧١) دارای بیش‌ترین قطعیت پایش برای ذخایر کربن عمق معدنی خاک در پارک جنگل نور به‌شمار می‌رود (جدول ٥). در همه مدل‌سازی‌های صورت گرفته با توجه به جدول‌های ١ و ٢ نتایج آزمون هم‌خطی ($VIF < ١٠$) نشان داد که در واقع همه مدل‌های مذکور دارای قطعیت اعتبار محاسباتی هستند.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۵- نتایج تحلیلی- محاسباتی توابع مختلف رگرسیون خطی چندگانه برای پیش‌بینی ذخایر کربن عمق‌های مختلف خاک.

Table 5. The results of analyses for multiple-linear regression functions for monitoring soil carbon stock in different soil layers.

	کد No	توابع رگرسیون Regression functions	b_0	b_1	b_2	b_3	R^2	R^2_{Adj}	SEE	CF	VIF	AIC
ذخایر کربن لایه‌های خاک Soil top layer carbon stock	۱٤	$Y_1 = b_0 + b_1 Abundance + b_2 J'$	31.65	19.61	-4.15	-	0.474	0.460	1.88	-	5.11	+98.51
	۱۵	$\ln Y_1 = b_0 + b_1 \ln(Abundance) + b_2 \ln(J')$	3.92	0.271	-0.116	-	0.552	0.540	0.043	1.00	4.53	-466.56
	۱٦	$\ln Y_1 = b_0 + \frac{b_1}{Abundance} + \frac{b_2}{J'}$	3.85	- 0.09	0.006	-	0.543	0.531	0.044	1.00	5.17	-463.94
ذخایر کربن لایه‌های معدنی خاک Soil mineral layer carbon stock	۱۷	$\ln Y_2 = b_0 + b_1 (Abundance) + b_2 (J')$	3.12	0.245	-0.029	-	0.469	0.454	0.027	1.00	5.12	-533.66
	۱۸	$\ln Y_2 = b_0 + b_1 (D) + b_2 (Abundance) + b_3 (J')$	3.14	0.435	0.021	0.056	0.719	0.711	0.020	1.00	7.38	-578.23
	۱۹	$\ln Y_2 = b_0 + \frac{b_1}{D} + \frac{b_2}{Abundance} + \frac{b_3}{J'}$	3.34	-0.007	0.006	-0.015	0.707	0.695	0.021	1.00	5.62	-575.77
	۲۰	$\ln Y_2 = b_0 + b_1 \ln(D) + b_2 \ln(Abundance) + b_3 \ln(J')$	3.39	0.058	0.015	0.028	0.717	0.705	0.020	1.00	6.25	-578.23
	۲۱	$Y_2 = b_0 + b_1 Abundance + b_2 J'$	22.60	6.26	-0.741	-	0.471	0.456	0.712	-	5.12	-47.58
	۲۲	$Y_2 = b_0 + b_1 D + b_2 Abundance + b_3 J'$	31.54	- 3.32	21.31	-4.81	0.477	0.455	1.9	-	7.38	+101.29

www.SID.ir

Archive of SID

با توجه به نتایج حاصل از همبستگی پیرسون، در واقع معنی‌داری ارتباط بین متغیرهای مذکور در پژوهش حاضر به‌صورت خطی تبیین می‌شود. در این خصوص تغییرات واریانس و مقادیر خطای باقی‌مانده‌ها که توسط مدل خطی پوشش داده نمی‌شوند، نادیده گرفته می‌شود. در صورتی‌که روابط اکولوژیکی در یک اکوسیستم طبیعی مانند پارک جنگلی نور به‌صورت بسیار پیچیده بوده و مسلماً این فرضیه بسیار محتمل است که بین همه ویژگی‌های اکولوژیکی منطقه مورد مطالعه صرفاً همبستگی خطی نمی‌تواند معیار ارتباط باشد. از این‌رو در پژوهش حاضر همه رگرسیون‌های غیرخطی در قالب مدل‌های مختلف با استفاده از شاخص‌های مذکور برای پایش ذخایر وزنی کربن عمق‌های آلی و معدنی خاک ارائه شدند. نتایج تحلیلی حاصل از مدل‌سازی‌های محاسباتی رگرسیون دقت قابل‌ملاحظه‌ای را نشان دادند. همان‌طورکه در جداول فوق‌الذکر نشان داده شد مدل منحنی S بر حسب فراوانی پوشش علفی و مدل توانی بر حسب غلبه گونه‌ای لایه درختی به‌ترتیب به‌عنوان بهترین مدل تخمین‌گر برای ذخایر وزنی عمق‌های آلی و معدنی خاک در جنگل مورد مطالعه معرفی شدند. همان‌طور که عنوان شد برای توسعه مدل‌سازی، افزایش متغیرهای مستقل و تعداد پارامترها از مدل رگرسیون خطی چندگانه ($Y = b_0 x_1 + b_1 x_2 + b_2 x_3 + ... + b_k x_n$) برای پیش‌بینی متغیر پاسخ مورد مطالعه استفاده گردید ولی نتایج تحلیلی رگرسیون بر مبنای شاخص‌های اعتبارسنجی نشان داد که مدل مذکور با استفاده از عوامل توصیفی همبسته (غلبه گونه‌ای، فراوانی و یکنواختی) دارای دقت قابل‌توجهی نیستند و به‌عنوان مدل‌های پیشگو نمی‌توانند دارای قطعیت پیش‌بینی و پایش مقادیر موجودی کربن عمق‌های مختلف خاک در پژوهش حاضر محسوب شوند. پژوهش‌های مختلفی در رابطه با پیش‌بینی ویژگی‌های خاک از جمله تخمین تغییرات کربن خاک از تحلیل رگرسیون خطی چندگانه استفاده کردند که در همه موارد مدل‌های ارائه شده دارای اعتبار محاسباتی بودند ولی از لحاظ دقت محاسباتی در قبال مدل‌های شبیه‌سازی‌شده حاصل از شبکه عصبی مصنوعی دارای اختلاف قابل‌ملاحظه‌ای بودند (۱۰، ۱٤، ۱۸ و ۲۰). در پژوهش حاضر، برای افزایش دقت برآوردی متغیر هدف، در ادامه مدل‌سازی هر یک از مدل‌های غیرخطی مرتبط با تحلیل مبتنی بر تخمین منحنی با استفاده از تبدیل لگاریتمی به‌عنوان مدل چندمتغیره در قالب مدل خطی چندگانه برازش یافتند. نتایج حاصل از مدل‌سازی نشان داد که مدل منحنی S بر حسب فراوانی علفی به‌عنوان مدل نهایی برای برآورد ذخایر کربن عمق آلی خاک محسوب شد و افزایش تعداد پارامترها باعث افزایش دقت آن نشد. در صورتی‌که در رابطه با تبدیل لگاریتمی مدل توانی با احتساب چند متغیر مستقل در قالب مدل خطی چندگانه، دقت برآورد ذخایر کربن آلی عمق معدنی خاک افزایش یافت. با توجه به تبدیل لگاریتمی و بازتبدیل نهایی مدل به مقادیر واقعی آن ضریب تصحیح نیز باید مدنظر قرار گیرد که در نهایت می‌توان مدل نهایی پایش موجودی کربن عمق معدنی با استفاده از تحلیل رگرسیون را به‌صورت زیر نشان داد:

$$Y = \left[\exp(۳/۳۹ + ۰/۰۵۸ \ln(D) + ۰/۰۱۵ \ln(Abundance) + ۰/۰۲۸ \ln(J'))\right] \times CF_{\rightarrow ۱/..} \qquad (۳)$$

که در آن، Y مقدار موجودی کربن، D، $Abundance$ و J' به‌ترتیب شاخص غلبه گونه‌ای پوشش درختی، فراوانی و یکنواختی پوشش‌های علفی و CF به‌عنوان فاکتور تصحیح معرفی می‌شوند.

مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی برای پایش بهینه موجودی کربن خاک: جدول ٦ نتایج حاصل از تحلیل شبیه‌سازی با استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد. نتایج نشان داد که مقادیر موجودی کربن عمق‌های آلی و معدنی خاک با معماری‌های متفاوت دقت برآوردی متفاوتی را نشان می‌دهند. مطابق جدول ٦، توپولوژی مربوط به شبیه‌سازی حاصل از مدل A_3 به‌عنوان بهترین معماری

www.SID.ir

Archive of SID

طراحی شده برای پیش‌بینی ذخایر وزنی موجودی کربن لایه رویی خاک (۲۰-۰ سانتی‌متری) می‌باشد (R^2=۰/۸۵۱ ،MSE=۰/۲۰۳). نتایج به‌دست آمده بر حسب همبستگی بین شاخص‌های تنوع زیستی پوشش علفی و عمق آلی خاک حاصل شد. از این‌رو از شاخص‌های فراوانی و یکنواختی پوشش علفی به‌عنوان لایه‌های ورودی استفاده شد. با توجه به مقادیر همبستگی بین شاخص‌های تنوع زیستی و ذخایر وزنی موجودی کربن آلی خاک در پژوهش حاضر برای برآورد هرچه دقیق‌تر ذخایر کربن عمق معدنی خاک از سه لایه ورودی غلبه گونه‌ای پوشش درختی، فراوانی و یکنواختی پوش علفی استفاده شد. نتایج به‌دست آمده پس از سعی و آزمون مختلف بر اساس میانگین مربعات خطا و همبستگی مربوط به آزمون داده‌ها، نشان داد که مدل A_6 با دو لایه پنهان و تعداد ۳۵ نورون عصبی در هر لایه به‌عنوان بهترین مدل شبیه‌ساز برای پیش‌بینی ذخایر کربن آلی لایه معدنی خاک محسوب شده است (جدول ٦). البته نتایج نشان داد که با افزایش لایه‌های پنهان و تغییر در تعداد نورون‌های عصبی در هر لایه دقت برآوردی دستخوش تغییرات شد ولی نتایج بهینه حاصل نشد.

جدول ۷ قطعیت مدل‌های بهینه محاسباتی و شبیه‌سازی و در واقع دقت برآوردی هر مدل را با استفاده از شاخص‌های مربوطه نشان می‌دهد. نتایج نشان داد که مدل‌های بهینه شبیه‌ساز شبکه عصبی مصنوعی دارای دقت بیش‌تری برای پایش بهینه ذخایر وزنی مخازن کربن آلی در عمق‌های مختلف خاک محسوب می‌شوند (جدول ۷).

مقیمی و همکاران (۲۰۱۵) در رابطه با پیش‌بینی مقادیر موجودی کربن خاک با استفاده از رگرسیون خطی چندگانه و شبکه عصبی مصنوعی از عوامل توپوگرافیک استفاده کردند (١٤). دلیل استفاده از عوامل مذکور در مطالعه ایشان عدم تنوع اقلیمی در منطقه (و کم اثر داشتن پوشش گیاهی موجود) بر روی تغییرات کربن آلی خاک مطرح شد و نشان داده شد که شبکه عصبی مصنوعی با احتساب برخی از واحدهای فیزیکی زمین از جمله ارتفاع از سطح دریا با تقریباً ۸۰ درصد ضریب تأثیر دارای بیش‌ترین سهم برای بررسی و پایش تغییرات کربن آلی خاک محسوب می‌شود. در پژوهش حاضر با توجه به عدم تغییرات فیزیکی در جنگل مذکور به‌دلیل هموار بودن مناطق مورد مطالعه صرفاً از تنوع زیستی پوشش گیاهی به‌عنوان مهم‌ترین ویژگی‌های پوشش گیاهی به‌عنوان لایه‌های ورودی برای ارائه راهکار محاسباتی و شبیه‌سازی تغییرات کربن آلی خاک استفاده شد. اندازه‌گیری شاخص‌های تعریف شده تنوع زیستی گیاهی نسبت به ویژگی‌های شیمی خاک آسان‌تر و دارای هزینه بسیار کم‌تری می‌باشد و از این‌رو به‌عنوان متغیرهای مستقل برای برآورد مقادیر وزنی کربن آلی خاک استفاده شدند. هلینگزورث و همکاران (۲۰۰۸) تنوع زیستی و پوشش گیاهی را به‌عنوان مهم‌ترین متغیرهای عامل برای پیش‌بینی ذخایر کربن خاک در یک مقیاس وسیع معرفی کردند و بیان کردند که اندازه‌گیری و محاسبه شاخص‌های گیاهی از نظر هزینه و زمان بسیار به‌صرفه‌تر از اندازه‌گیری مستقیم ویژگی‌های شیمی خاک از جمله تغییرات کربن می‌باشد (۷). البته تث و همکاران (۲۰۰۸) نیز در پژوهش خود در مراتع سولونتزیک مجارستان با استفاده از روابط خاک و گیاه به کمک رگرسیون خطی چندگانه و شبکه عصبی مصنوعی نشان دادند روابط متقابلی بین خصوصیات خاک و پوشش گیاهی وجود دارد و شاخص‌های پوشش گیاهی به‌عنوان عوامل مؤثر برای برآورد همه ویژگی‌های خاک از جمله مقادیر اسیدیته خاک محسوب می‌شوند (۲۰). در پژوهش حاضر، نتایج حاصل از شبیه‌سازی نشان داد که خروجی به‌دست آمده با معماری‌های مختلف دارای دقت برآوردی قابل‌ملاحظه برای ذخایر کربن عمق‌های آلی و معدنی خاک در جنگل مورد مطالعه هستند. بر خلاف تحلیل‌های کلاسیک که مبتنی بر معادلات مطلق آماری رگرسیون بوده و دارای

www.SID.ir

Archive of SID

محدودیت‌های محاسباتی هستند، در مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی محدودیتی در تغییرات معماری شبکه برای رسیدن به حداکثر دقت برآوردی متغیر پاسخ وجود ندارد (۵ و ٦). در واقع، مهم‌ترین معیار برای طراحی معماری و توپولوژی شبکه عصبی مصنوعی، استفاده از تجربیات، سعی و آزمون برای رسیدن به حداکثر دقت برآورد متغیر هدف است طوری‌که بر خلاف تحلیل‌های محاسباتی کلاسیک محدودیتی برای توسعه مدل‌های شبیه‌ساز بر اساس شاخص‌های اعتبارسنجی وجود ندارد (٦). در پژوهش حاضر نیز معماری توپولوژی شبکه برای مدل‌های بهینه ارائه شده منوط به استفاده از روش سعی و آزمون بوده و در واقع تغییرات معماری بر اساس رسیدن به حداکثر دقت پاسخگویی صورت گرفته است. البته همان‌طور که در بخش نتایج مشاهده شد برخی از مدل‌های شبیه‌سازی‌شده حاصل از اجرای تکنیک شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل‌های بهینه دارای شاخص همبستگی بیش‌تری هستند ولی در قالب مدل‌های بهینه معرفی نشدند. در این رابطه، باید بیان کرد که مهم‌ترین معیار برای انتخاب مدل‌های بهینه علاوه بر احتساب ضریب تبیین (R^2) عبارت است از حداقل میانگین مربعات خطای آزمون داده‌ها بانضمام همسانی کاهش آن در ارتباط با آموزش و اعتبار داده‌ها که پس از الگوریتم آموزش مقادیر آن حاصل می‌شود (۵). از این‌رو مدل‌های بهینه با رعایت تمام موازین مربوطه انتخاب شدند. در واقع بر اساس مقادیر ضریب تبیین، میانگین مربعات خطای آزمون داده‌ها و از همه مهم‌تر بر مبنای ریشه میانگین مربعات خطای بین مشاهدات و تخمین‌های حاصل از مدل‌های به‌دست آمده نتایج بیانگر تأیید اعتبار و قطعیت بیش‌تر خروجی‌های بهینه حاصل از شبیه‌سازی تکنیک شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. یکی از مهم‌ترین اصول در رابطه با مدل‌سازی متغیرهای هدف در زیست‌بوم‌های طبیعی نوع ارتباط بیولوژیکی و اکولوژیکی متغیرهای عامل و کمیت‌های وابسته است. با توجه به این‌که مطمئناً متغیرهای همبسته در زیست‌بوم‌های طبیعی جنگل برخلاف آن‌چه که در جدول‌های ۲ و ۳ نشان داده شده، دارای ارتباط خطی نیستند، از این‌رو تبیین نوع همبستگی غیرخطی بین متغیرهای مذکور از جمله ارتباط غیرخطی بین شاخص‌های تنوع زیستی گیاهی و مقادیر موجودی کربن خاک در قالب مدل‌های محاسباتی ضروری است (۱۱). به‌همین منظور در پژوهش حاضر از انواع مدل‌های غیرخطی رگرسیون برای تخمین مقادیر ذخایر کربن خاک با استفاده از شاخص‌های تنوع زیستی گیاهی در قالب متغیرهای عامل استفاده شد. اگرچه نتایج به‌دست آمده حاصل از مدل‌سازی با استفاده از مدل‌های غیرخطی پایه دقت بیش‌تری نسبت به مدل خطی چندگانه را نشان دادند ولی نوع دقیق ارتباط و یا ساختار دقیق توابع ریاضی بین متغیرهای مذکور مجهول است. برای رفع این مشکل، استفاده از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی دارای کارایی قابل‌توجهی است (٦). با توجه به این‌که شبکه عصبی مصنوعی حداقل نظم بین داده‌ها، نوع رابطه و عدم توزیع تقارن بین داده‌ها را پوشش داده و همبستگی بین همه متغیرهای عامل و خودهمبستگی داده‌های به‌دست آمده در جریان نمونه‌برداری تأثیر بارزی در روند شبیه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی ندارد (٦ و ۱۹)، مدل‌های بهینه حاصل از شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل‌های بهینه رگرسیون دارای دقت و قطعیت بیش‌تری بودند. زیرا مدل‌های بهینه شبکه عصبی مصنوعی صرف‌نظر از نوع روابط ریاضی بین شاخص‌های تنوع زیستی و ذخایر کربن خاک نشان دادند که با تغییرات معماری شبکه، نوع ارتباط موجود بین متغیرهای مذکور بدون اثرات معنی‌دار بود و فقط بر مبنای شدت همبستگی بین متغیرهای ورودی و پاسخ مورد مطالعه، دقت مدل افزایش پیدا کرده است.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۶- نتایج تحلیلی شبیه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در رابطه با پیش‌بینی ذخایر کربن عمق‌های مختلف خاک.

Table 6. The results of analyses for artificial neural network application for monitoring soil carbon stock in different soil layers.

	کد No.	ساختار ورودی شبکه Input	معماری شبکه Network architecture	تعداد نورون Number of neuron	تعداد چرخش Epoch	R	R^2	MSE
ذخایر کربن خاک لایه سطحی Soil top layer carbon stock	A_1	$Abundance_{J'} \Rightarrow Y_1$	*Logsig* → *Tansig*	20 – 1	26	0.921	0.848	0.462
	A_2	$Abundance_{J'} \Rightarrow Y_1$	*Tansig* → *Logsig*	25 – 1	17	0.761	0.711	0.221
	A_3	$Abundance_{J'} \Rightarrow Y_1$	*Tansig* → *Tansig*	15 – 1	25	0.923	0.851	0.203
	A_4	$Abundance_{J'} \Rightarrow Y_1$	*Logsig* → *Tansig* → *Tansig*	25 – 20 – 1	20	0.968	0.937	0.253
ذخایر کربن خاک لایه معدنی Soil mineral layer carbon stock	A_5	$D\,Abundance_{J'} \Rightarrow Y_2$	*Logsig* → *Logsig* → *Logsig*	45 – 30 – 1	476	0.943	0.889	0.109
	A_6	$D\,Abundance_{J'} \Rightarrow Y_2$	*Tansig* → *Tansig* → *Tansig*	35 – 35 – 1	121	0.961	0.923	0.072
	A_7	$D\,Abundance_{J'} \Rightarrow Y_2$	*Logsig* → *Logsig* → *Logsig*	35 – 20 – 1	755	0.788	0.621	0.192
	A_8	$D\,Abundance_{J'} \Rightarrow Y_2$	*Logsig* → *Tansig* → *Tansig* → *Tansig*	50 – 30 – 30 – 1	321	0.823	0.677	0.138
	A_9	$D\,Abundance_{J'} \Rightarrow Y_2$	*Tansig* → *Tansig* → *Tansig* → *Logsig*	30 – 25 – 20 – 1	976	0.903	0.815	0.122
	A_{10}	$D\,Abundance_{J'} \Rightarrow Y_2$	*Tansig* → *Logsig* → *Tansig*	30 – 15 – 1	421	0.907	0.822	0.101

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۷- دقت برآورد حاصل از خروجی‌های بهینه مدل‌سازی تحلیل رگرسیون و شبیه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی.

Table 7. Performance criteria used for predicting soil carbon by the regression models and artificial neural network models.

	مدل‌های محاسباتی و شبیه‌ساز مخازن کربن عمق آلی خاک Estimating and simulating models for soil top layer carbon stock				مدل‌های محاسباتی و شبیه‌ساز مخازن کربن عمق معدنی خاک Estimating and simulating models for soil mineral layer carbon stock				
	مدل ۲	مدل ۱۵	مدل A_3	مدل A_4	مدل ۱۲	مدل ۱۳	مدل ۱۸	مدل ۲۰	مدل A_6
R^2	0.508	0.425	0.781	0.543	0.605	0.608	0.723	0.717	0.931
SEE	1.81	1.94	0.962	1.24	0.61	0.59	0.511	0.514	0.421
RMSE	1.21	2.28	0.824	1.07	0.731	0.727	0.638	0.646	0.388

نتیجه‌گیری کلی

نتایج حاصل از همبستگی پیرسون در پژوهش حاضر نشان داد که بین برخی از شاخص‌های تنوع زیستی پوشش‌های گیاهی و ذخایر کربن عمق‌های مختلف خاک همبستگی معنی‌دار وجود دارد. از آن‌جایی‌که همبستگی پیرسون روابط بین متغیرهای همبسته را به‌صورت خطی نشان می‌دهد و به استناد این‌که وجود ارتباط خطی بین عوامل مختلف در زیست‌بوم‌های طبیعی دارای احتمال بسیار کمی است، تبیین روابط دقیق و ساختار توابع بین متغیرهای پاسخ مورد مطالعه و شاخص‌های تنوع زیستی گیاهی در زیست‌بوم‌های طبیعی بسیار مسأله‌ساز است. از این‌رو، در پژوهش حاضر تکنیک شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با تحلیل‌های محاسباتی رگرسیون بدون در نظر گرفتن نوع روابط و محدودیت‌های آماری مورد استفاده قرار گرفت و نتایج حاصل از آن منجر به پیش‌بینی قابل‌ملاحظه مقادیر موجودی کربن خاک با حداکثر قطعیت شده است.

سپاسگزاری

بدین‌وسیله از زحمات مهندس صادق بور، مسئول محترم آزمایشگاه دانشکده منابع طبیعی و علوم دریایی تربیت مدرس نور برای پیشبرد عملیات آزمایشگاهی پژوهش حاضر سپاسگزاری می‌نمائیم.

منابع

1.Alijanpour Shalmani, A., Shabanpour, M., Asadi, H., and Bagheri, F. 2011. Estimation of soil aggregate stability in forests soils of Guilan province by artificial neural networks and regression pedotransfer functions. Water and Soil Science. 3: 153-162. (In Persian)

2.Bakhshi, H., Namiranian, M., Makhdoom, M., and Zahedi, G.H. 2013. Application of fuzzy modeling to assess the impacts of recreation on bulk density as a physical factor (Case study: Nour Forest Park). Iran. J. For. 5: 11-9. (In Persian)

3.Bihamta, M.R., and Chahouki, M.A. 2011. Principle of Statistic for the Natural Resources Science. University of Tehran Press, 3rd Edition, 300p. (In Persian)

4.Foody, G.M., Boyd, D.S., and Cutler, M.E.J. 2003. Predictive relations of tropical forest biomass from Landsat TM data and their transferability between regions. Remote Sensing of Environment. 85: 463-474.

5.Hagan, M.T., Dcmuth, H.B., and Beale, M. 1996. Neural Network design, PWS publishing co, United States of America.

6.Haykin, S. 2008. Neural Networks and learning machines, third edition, Pearson Education, 906p.

www.SID.ir

Archive of SID

7.Hollingsworth, T.N., Schuur, E.A.G., Schuur, F.S., and Walker, M.D. 2008. Plant Community Composition as a Predictor of Regional Soil Carbon Storage in Alaskan Boreal Black Spruce Ecosystems. Ecosystems. 4: 629-642.
8.Jandl, R., Lindner, M., Vesterdal, L., Bauwens, B., Baritz, R., Hagedorn, F., Johnson, D.W., Minkkinen, K., and Byrne, K.A. 2007. How strongly can forest management influence soil carbon sequestration? Geoderma. 137: 253-268.
9.Jimenez, J.J., Lal, R., Leblanc, H.A., and Russo, R.O. 2007. Soil organic carbon pool under native tree plantations in the Caribbean lowlands of Costa Rica. Forest Ecology and Management. 241: 134-144.
10.Kashi, H., Ghorbani, H., Emamgholizadeh, S., and Hashemi, S.A.A. 2013. The Estimation of Soil Cation Exchange Capacity in Disturbed and Undisturbed Soils Using Artificial Neural Networks and Multiple Regressions. J. Water Soil. 3: 472-484.
11.Kirby, K.R., and Potvin, C. 2007. Variation in carbon storage among tree species: Implications for the management of a small-scale carbon sink project. Forest Ecology and Management. 246: 208-221.
12.Mahmoudi, J. 2007. The study of species diversity in plant ecological groups in kelarabad protected forest. Iran. J. Biol. 4: 353-362. (In Persian)
13.Mesdaghi, M. 2006. Plant Ecology. Publication SID-Mashhad. 187p. (In Persian)
14.Moghimi, S., Parvizi, Y., Mahdian, H.M., and Masihabadi, M.H. 2015. Comparison of applying multi linear regression analysis and artificial neural network methods for simulating topographic factors effect on soil organic carbon. Watershed Engineering and Management. 4: 312-322. (In Persian)
15.Nave, L.E., Vance, E.D., Swanston, C.W., and Curtis, P.S. 2010. Harvest impacts on soil carbon storage in temperate forests. Forest Ecology and Management. 259: 857-866.
16.Naghdi, R., and Ghajar, I. 2012. Application of Artificial Neural Network in the Modeling of Skidding Time Prediction. Advanced Materials Research. 3: 3538-3543.
17.Peltoniemi, M., Thürig, E., Ogle, S., Palosuo, T., Schrumpf, M., Wutzler, T., Butterbach-Bahl, K., Chertov, O., Komarov, A., Mikhailov, A., Gärdenäs, A., Perry, C., Liski, J., Smith, P., and Mäkipää, R. 2007. Models in country scale carbon accounting of forest soils. Silva Fennica. 3: 575-602.
18.Sarmadian, F., Taghi-ZadehvMehrjerdi, R., Mohamad-Asgari, H., and Akbarzadeh, A. 2011. Comparison of Neuro-Fuzzy, Artificial Neural Network and Multivariate Regression for Prediction of some Soil Properties (Case Study: Golestan Province). Iran. J. Soil Water Res. 2: 211-220. (In Persian)
19.Tiryaki, S., and Aydin, A. 2014. An artificial neural network model for predicting compression strength of heat treated woods and comparison with a multiple linear regression model. Construction and Building Materials. 62: 102-108.
20.Toth, T., Schaap, M.G., and Molnar, Z. 2008. Utilization of soil–plant interrelations through the use of multiple regression and artificial neural network in order to predict soil properties in hungrian solonetzic grasslands. Cereal Research Communications. 36: 1447-1450.
21.Walkley, A., and Black, I.A. 1934. Estimation of soil organic carbon by the chromic acid titration method. Soil Sci. 37: 29-38.
22.Zhu, B., Wang, X., Fang, W., Piao, S., Shen, H., Zhao, S., and Peng, C. 2010. Altitudinal changes in carbon storage of temperate forests on Mt Changbai, Northeast China. J. Plant Res. 123: 439-452.

www.SID.ir

Archive of SID

Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources

J. of Water and Soil Conservation, Vol. 24(2), 2017
http://jwsc.gau.ac.ir

Providing statistical and simulation protocol for monitoring soil carbon pools using plant biodiversity indices (Case study: Nour Forest Park)

***A.A. Vahedi[1] and R. Maghsoudi[2]**

[1]Ph.D. of Forestry, Research Institute of Forests and Rangelands, Agricultural Research Education and Extension Organization (AREEO), Tehran, Iran, [2]Instructor, Dept. of Computer Engineering, Mahmudabad Branch, Islamic Azad University, Mahmudabad, Iran

Received: 01/04/2017; Accepted: 07/18/2017

Abstract

Background and Objectives: Considering global warming as a prominent challenge in the world and based on increase and protection of soil carbon stock in forest ecosystems, optimum monitoring carbon sequestration in Forests is very efficient to examine an optimal forest management and climate change parameters in association with variation of soil carbon pool. Therefore, a comprehensive protocol is needed for developing models with high certainty in relation to soil organic carbon (SOC) stock. Using the models including comfortably measurable variables with the lowest cost inventory, protective controlling for carbon pool variations at different soil layers in forest ecosystems can be applicable.

Materials and Methods: This research was conducted in Nour Forest Park as a largest plain forest in north of Iran. The number of 25 plots with 400 m^2 was laid out at the three stands (Alder-Ironwood, Maple- ironwood, Elm-Hornbeam) based on randomized complete block design for measuring plant biodiversity indices and sampling soil carbon factor at two different soil depths (0-20 cm and 20-40 cm). Generally, a total of 75 plots were outlined in the forest. Moreover, four micro-plots with area of 1 m^2 were nested in the center and corners of each plot for measuring ground vegetation coverage. Measuring the plant elements and sampling the soils in turns were carried out in summer and early of autumn. Regression analyses as and simulating the outputs by ANN was used for optimum monitoring soil carbon pool.

Results: The results showed that multiple linear regression including the correlated plant diversity indices with the SOC stock in different soil depths were valid for estimating the response variables according to statistical issues such as Akaike information coefficient and variance inflation factor (VIF<10). However, the mentioned model was not a considerable predictor for the SOC stock in comparison with the other models. Considering the non-linear regression functions, S-curve model including *Abundance* of herbal species was the best predictor for SOC at the soil top layer and log-transformed power model including species dominance (*D*) of trees, *Abundance* of and evenness (*J'*) of ground vegetation was a highly accurate model for predicting the SOC at the soil mineral layer. Besides, using back propagation algorithm in the ANN indicated that the SOC stock was predicted with the highest accuracy through introducing matrix of *Abundance* and *J'* with topology of one hidden layer and 15 neurons including function of Tan-sigmoid. Furthermore, the SOC stock in the soil mineral layer was predicted with the highest accuracy by adding layer of *D* to previous matrix input in the network with topology of two hidden layers and 35 neurons in each layer.

Conclusion: Irrespective of ecological and biological interpretations, an accurate type of mathematic relationship (real function) between plant biodiversity indices and the studied response variable is dubious and complicated with marginal certainty and statistical issues such as variance inflation factor. Hence, ANN application can be a best alternative to traditional models for predicting the response variables. Subsequently, like the parameters in the traditional models, the topology of each model in ANN is determining the architecture and efficiency of monitoring the responses in different soil layers.

Keywords: Plant biodiversity, Regression analysis, Artificial neural network, Soil carbon

* Corresponding Author; Email: ali.vahedi60@gmail.com

www.SID.ir

Archive of SID

www.SID.ir