

## بررسی داده‌های سنجش از دور به منظور پیش‌بینی کربن آلی خاک با استفاده از روش‌های آماری و شبکه عصبی مصنوعی مهین ساعدپناه<sup>۱\*</sup>، مرضیه رئیسی<sup>۲</sup>

\*۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد آلودگی محیط زیست، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه کردستان

۲- کارشناس محیط زیست، شرکت محیط زیست ESG، ملبورن، استرالیا

\* ایمیل نویسنده مسئول: mahin3921@gmail.com

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۲/۲۵

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۲/۰۸

### چکیده

این پژوهش با هدف بررسی داده‌های سنجش از دور و ارزیابی قابلیت شبکه عصبی مصنوعی در برآورد کربن آلی خاک در پارک‌های جنگلی آبیرو و توس نوذر شهر سنندج انجام گرفت. در منطقه مورد مطالعه از ۱۲۰ نقطه در عمق ۳۰-۰ سانتی‌متری نمونه خاک تهیه گردید و کربن آلی خاک به روش والکی-بلاک در آزمایشگاه تعیین شد. پارامترهای ورودی شبکه عصبی مصنوعی (مجموعه داده‌های سنجش از دور) برای تمامی نقاط نمونه‌برداری از تصویر ماهواره‌ای لندست ۸ استخراج گردید. بررسی مجموعه داده‌های سنجش از دور بر اساس دو روش آماری معنی‌داری ضریب همبستگی و رگرسیون خطی گام به گام انجام شد. شبکه عصبی مصنوعی MLP جهت برآورد کربن آلی خاک به کار رفت. اعتبارسنجی مدل شبکه عصبی با استفاده از سه پارامتر ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین قدر مطلق خطا ارزیابی شد. نتایج حاکی از آن است که استفاده از تمامی پتانسیل محدوده طیف الکترومغناطیسی (باند‌های مادون قرمز نزدیک، مادون قرمز کوتاه و حرارتی) می‌تواند در بهبود دقت برآورد کربن آلی خاک مؤثر باشد. همچنین نتایج نشان داد که کمترین میزان خطا در مرحله آموزش (۰/۰۰۱) مربوط به روش رگرسیون خطی گام به گام و بیشترین میزان خطا (۰/۰۳۶) مربوط به تعداد ثابت پارامترهای ورودی بود. به علاوه شبکه عصبی مصنوعی MLP نشان داد که از قابلیت بالایی در تعمیم داده‌های آزمایش به سایر مناطق برخوردار است.

### کلمات کلیدی

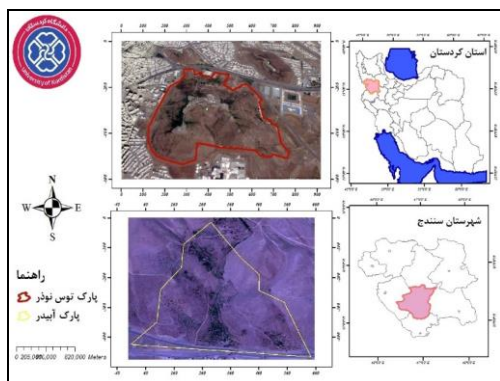
"کربن آلی خاک"، "پارامترهای ورودی"، "سنجش از دور"، "شبکه عصبی مصنوعی"

### ۱- مقدمه

خاک حاصل می‌شود، لازم است به ازای طول موجی مشخص و با استفاده از روش‌های آماری مناسب، مقدار کربن آلی خاک را تعیین کرد (Conforti et al., 2015). مطالعات اولیه سنجش از دور برای مدلسازی کربن آلی خاک نشان داد که به طور کلی در اثر افزایش کربن آلی خاک، مقدار انعکاس طیف الکترومغناطیس در محدوده نور مرئی، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز طول موج کوتاه کاهش می‌یابد. با این وجود پژوهش‌های کمتری در زمینه مدلسازی کربن آلی خاک با استفاده از این داده‌ها انجام شده است (Dharumarajan et al., 2017). تصاویر ماهواره‌ای به عنوان یکی از منابع اطلاعاتی مکانی نسبت به سایر منابع متداول (نقشه‌ها و عکس‌های هوایی) دارای برتری‌های متنوعی از جمله پوشش وسیع و تکراری، کاهش حجم عملیات میدانی، کاهش هزینه و همچنین به هنگام بودن اطلاعات است (مهدوی و فلاح شمسی، ۱۳۹۱). لذا روش‌های نوین دورسنجی تصاویر ماهواره‌ای و استفاده از شاخص‌های طیفی مبتنی بر بازتاب طیفی پدیده‌ها، می‌توانند نتایج رضایت بخش و مطلوبی ارائه دهند. در مطالعه‌ای که توسط Marchetti و همکاران در سال ۲۰۱۰ در مناطق مرکزی و جنوبی ایتالیا انجام گرفت از شاخص‌های رطوبت توپوگرافی، رس، اندازه دانه و تفاضل نرمال شده پوشش گیاهی با استفاده از روش کریجینگ رگرسیونی جهت برآورد میزان ماده آلی خاک و تهیه نقشه آن استفاده نمودند. نتایج نشان داد که استفاده از این روش، برآورد قابل اعتمادی از میزان ماده آلی در منطقه مورد مطالعه ارائه می‌دهد. Coull و Aitkenhead (۲۰۱۶) در اسکاتلند،

خاک بخش مهم و حساس کره زمین است که دارای نقش‌های متعددی از جمله محیط رشد گیاهان، فعالیت موجودات زنده، منبع تأمین غذای انسان‌ها و حیوانات و ذخیره آب است (Akumu et al., 2015). مدیریت بوم‌سازگان خاک برای اهداف مختلف، مستلزم شناخت خصوصیات و فرایندهای آن است. کربن آلی خاک از خصوصیات مهم خاک محسوب می‌شود که بسیاری از فعالیت‌های فیزیکی، شیمیایی و زیستی آن را تحت تأثیر قرار می‌دهد (Gholizadeh et al., 2018). به علاوه توزیع کربن آلی خاک تحت تأثیر عوامل مختلفی مانند نوع خاک، آب و هوا، زمین، هیدرولوژی، کاربری اراضی، زمین‌شناسی و غیره تغییر می‌کند (Fang et al., 2012). از آن جا که روش‌های مرسوم میدانی برای نظارت بر کربن آلی خاک وقت‌گیر و پرهزینه است، پژوهشگران اجرای رویکردهای جایگزین را که می‌توانند در شرایط مختلف مورد استفاده قرار گیرند بررسی کردند. یکی از این رویکردهای جایگزین، تکنیک‌های سنجش از دور است که به عنوان روشی سریع و مقرون به صرفه برای برآورد خصوصیات مختلف خاک از جمله کربن آلی خاک معرفی شده است (لطفی و همکاران، ۱۳۹۹). بازتاب طیفی خاک با خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک (اندازه ذرات، زبری سطح، ماده آلی و رطوبت خاک) ارتباط دارد. بنابراین می‌توان از داده‌های سنجش از دور برای تخمین کربن آلی خاک استفاده کرد (Wu et al., 2018). از آنجا که بازتاب طیفی خاک بر اساس برهمکنش پیچیده هر یک از اجزاء

غرب به کوه‌های آیدر بزرگ و پلاک نوره و عنبربزان محدود می‌گردد. پارک جنگلی توس نوذر با مساحت ۸۱۰۴۲۶ مترمربع در سال ۱۳۵۶ احداث شده است. این پارک جنگلی با وضعیت خاص توپوگرافی خود در نزدیکی مرکز شهر سنندج در حاشیه یکی از ورودی‌های اصلی شهر که محور همدان- سنندج می‌باشد، قرار دارد. این تپه با مساحت کل ۷۸ هکتار، دارای ۲۶ هکتار مساحت زراعی و ۵۲ هکتار محدوده مورد نظر پارک توس نوذر می‌باشد که با کاشت درختان متنوع به صورت پارک جنگلی در دامنه‌های تپه توسعه یافته است. ارتفاع متوسط منطقه ۱۵۱۷ متر از سطح دریاست و با مختصات ۳۵ درجه و ۱۸ دقیقه و ۱۸/۹ ثانیه طول شمالی و ۴۷ درجه و ۵۳ ثانیه عرض شرقی در جوار دو تپه جنگلی لاله و کشاورز واقع شده است. محدوده مورد مطالعه در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل ۱- محدوده مورد مطالعه

#### • نمونه‌برداری و اندازه‌گیری کربن آلی خاک

قبل از نمونه‌برداری، بر اساس مشاهدات صورت گرفته از مناطق مورد مطالعه، وسعت مناطق و همچنین تراکم متوسط درختان در مناطق، ۸۴ پلات دائمی با اندازه ۵۰×۲۰ متر به صورت تصادفی در مناطق مستقر شد. در داخل پلات‌های دائمی، پلات‌های موقتی به وسعت یک متر مربع برای نمونه‌برداری از خاک مستقر گردید. نمونه‌برداری خاک از ۱۲۰ نقطه به صورت تصادفی در محدوده مورد مطالعه و از عمق ۰-۳۰ سانتی‌متر انجام گرفت و موقعیت نقاط نمونه‌برداری توسط سیستم موقعیت‌یابی جهانی ثبت شد. در نهایت کلیه نمونه‌های برداشت شده جهت اندازه‌گیری کربن آلی به آزمایشگاه منتقل شد. کربن آلی موجود در خاک از روش والکی-بلاک تعیین شد. در این روش ۰/۱ تا ۲ گرم خاک کوبیده شده از الک نیم میلی‌متری عبور داده شد. سپس خاک به ارلن مایر ۵۰۰ میلی‌لیتری انتقال داده شده و با استفاده از پیت به آن ۱۰ میلی‌لیتر دی کرومات پتاسیم یک نرمال اضافه و به آرامی تکان داده شد تا ذرات در محلول پراکنده شوند. ۲۰ میلی‌لیتر اسید سولفوریک غلیظ سریع و به طور مستقیم به محلول اضافه و بلافاصله به آرامی تکان داده شد تا خاک با مواد مخلوط شود. محلول به مدت نیم ساعت به حال خود رها شده و سپس ۱۰۰ میلی‌لیتر آب مقطر به آن اضافه شد. بعد از سرد شدن ۱۰ قطره معرف ارتوفناترولین در محلول ریخته شده و با فرو آمونیوم سولفات تیتیر گردید. در انتهای تیتراسیون رنگ نمونه سبز کدر است که با چند قطره اضافی فروآمونیم سولفات به رنگ قرمز در می‌آید. سپس با استفاده از رابطه (۱) درصد کربن آلی خاک محاسبه گردید (Walkley- Black, 1934):

$$\%OC = M \times 0.39 \times [V_1 - V_2/S] \quad (1)$$

برای پیش‌بینی مقدار ماده آلی و وزن مخصوص ظاهری در عمق‌های مختلف خاک از شبکه‌های عصبی مصنوعی و متغیرهای اقلیمی، توپوگرافی، زمین‌شناسی، پوشش اراضی و نوع خاک به عنوان ورودی مدل استفاده نمودند. نتایج نشان داد که ۷۹/۸ درصد تغییرات کربن و ۷۷/۹ درصد تغییرات وزن مخصوص ظاهری را می‌توان با این متغیرها پیش‌بینی کرد. مطالعه Kumar و همکاران (۲۰۱۸) در پیش‌بینی توزیع کربن آلی خاک با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای در حوزه آبخیز ساریسکاتیگر نشان داد که داده‌های سنجش از دور پتانسیل بالایی در برآورد کربن آلی خاک در مقیاس وسیع دارد. شبکه‌های عصبی نوعی مدل‌سازی ساده از سیستم‌های عصبی واقعی هستند که کاربرد فراوانی در حل مسائل مختلف در علوم دارند. حوزه کاربرد این شبکه‌ها آن چنان گسترده است که از کاربردهای طبقه‌بندی گرفته تا کاربردهایی نظیر درون‌یابی، تخمین و آشکارسازی را شامل می‌شوند. مزیت این شبکه‌ها توانایی بالا در کنار سهولت استفاده از آن‌ها می‌باشد (بروکی میلان و همکاران، ۱۳۹۶). مهمترین موضوع در مدل‌های شبکه عصبی، انتخاب ورودی‌های مناسب به مدل برای رسیدن به خروجی‌های مد نظر است. علاوه بر آن، ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی و چگونگی انتخاب ارتباط بین نورون‌ها و وزنی که هر نورون به خود اختصاص خواهد داد، از اهمیت بالایی برخوردار است (Leij et al., 2002). شبکه‌های عصبی در مطالعات زیادی به عنوان تابع تخمین به کار گرفته شده‌اند. اخیراً، مطالعات متعددی نشان داده‌اند که داده‌های سنجش از دور با بخش‌های مختلف خاک ارتباط معنی‌داری دارند (Chagas et al., 2016; Wang et al., 2015; Liao et al., 2013). با این حال مطالعات در مورد استفاده از داده‌های سنجش از دور برای پیش‌بینی کربن آلی خاک در پارک‌های جنگلی شهری محدود است. بررسی منابع نشان می‌دهد که برای مدل‌سازی کربن آلی خاک با استفاده از شبکه‌های عصبی، بدون به کارگیری روش‌های آماری پیش پردازش پارامترهای ورودی، با استفاده از روش آزمون و خطا، از میان ترکیبات محدود بررسی شده بهترین ترکیب انتخاب می‌شود. بنابراین فقدان یک روش قاعده‌مند برای یافتن بهترین ترکیب از میان پارامترهای مختلف احساس می‌شود. هدف از پژوهش حاضر، بررسی داده‌های سنجش از دور با استفاده از روش‌های آماری و ارزیابی قابلیت شبکه عصبی مصنوعی در برآورد کربن آلی خاک است.

#### ۲- روش انجام تحقیق

##### • محدوده مورد مطالعه

شهر سنندج، مرکز استان کردستان با مساحت ۶۳۶۸۸ هکتار در غرب ایران و در بخش جنوبی استان کردستان قرار دارد. مختصات جغرافیایی سنندج در موقعیت ۳۵ درجه و ۱۴ دقیقه عرض شمالی و ۴۶ درجه طول شرقی از نصف النهار گرینویچ قرار دارد و ارتفاع آن از سطح دریا بین ۱۴۵۰ تا ۱۵۳۸ متر در نقاط مختلف شهر متغیر است. از جنگل‌های شهری سنندج می‌توان به پارک‌های جنگلی آیدر و توس نوذر اشاره کرد. پارک جنگلی آیدر با وسعت تقریبی ۱۵۵۵ هکتار در جنوب غربی شهر سنندج بین (۴۶ درجه و ۵۵ دقیقه تا ۴۶ درجه و ۵۹ دقیقه) طول شرقی و (۳۵ درجه و ۱۵ دقیقه تا ۳۵ درجه و ۱۹ دقیقه) عرض شمالی واقع شده است. ارتفاع متوسط منطقه ۲۰۷۳ متر از سطح دریاست. این منطقه از شمال به شهر سنندج و پادگان ۲۸ پیاده و از جنوب به ارتفاعات و روستای حسن‌آباد و از شرق به پالک قرادیان و خانقاه و از

که بیشترین همبستگی را با متغیر وابسته دارد انتخاب می‌شود. دومین متغیری که وارد تحلیل می‌شود متغیری است که پس از تفکیک متغیر مقدم بر آن موجب بیشترین افزایش در مقدار ضریب تعیین می‌شود. در این روش ورود متغیرها به مدل، یک به یک و تا زمانی ادامه می‌یابد که معنی‌داری متغیر به ۰/۹۵ برسد. مراحل رگرسیون خطی گام به گام و تعیین معنی‌داری ضریب همبستگی در نرم‌افزار SPSS نسخه ۲۲ صورت گرفت.

#### • مجموعه داده‌های سنجش از دور

در پژوهش حاضر از تصویر لندست ۸ در گذر ۱۶۷ و ردیف ۳۵، مربوط به تاریخ ۳ سپتامبر ۲۰۱۸ (۱۲ شهریور ۱۳۹۷) استفاده شد. از آنجایی که این تصاویر به صورت ژئورفرنس شده در اختیار کاربران قرار می‌گیرد، تصاویر از نظر عملیات پیش پردازش یعنی تصحیح هندسی، اتمسفریک و رادیومتریک بررسی شدند. از محیط نرم‌افزار ENVI نسخه ۵/۳ و Arc GIS نسخه ۱۰/۵ جهت پیش پردازش تصویر و محاسبات مورد نیاز استفاده شد. در پژوهش حاضر مجموعه داده‌های سنجش از دور (پارامترهای ورودی شبکه عصبی مصنوعی) به شرح زیر می‌باشد:

- ۱- ارزش رقومی باندهای طیفی (باندهای ۷-۱ ماهواره لندست ۸).
- ۲- شاخص‌های حرارتی: الف- دمای درخشندگی با استفاده از ضرایب کالیبراسیون سنجنده از رابطه (۳) به دست آمد (Allen et al., 2010):

$$T = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{L_\lambda} + 1\right)} \quad (3)$$

که در آن  $L_\lambda$  تابش طیفی در بالای اتمسفر در سنجنده،  $K_1$  ضریب کالیبراسیون بر حسب کلونین (۷۷۷/۸۹) برای باند ۱۰ و ۴۸۰/۸۹ برای باند ۱۱،  $K_2$  ضریب کالیبراسیون بر حسب کلونین (۱۳۲۱/۰۸) برای باند ۱۰ و ۱۲۰۱/۱۴ (ب- دمای سطح زمین (الگوریتم سیال) با استفاده از اطلاعات مربوط به باندهای حرارتی ماهواره لندست ۸ بر اساس رابطه (۴) برآورد شد (Allen et al., 2002):

$$T_s = \frac{k_2}{\ln\left(\frac{\epsilon_{NB} \times k_1}{R_c} + 1\right)} \quad (4)$$

که در آن  $k_1$  و  $k_2$  به ترتیب برابر ۴۸۰/۸۹ و ۱۲۰۱/۱۴ می‌باشند.  $R_c$  رادیانس حرارتی تصحیح شده و  $\epsilon_{NB}$  گسیلمندی سطحی کم عرض در قسمت مرئی می‌باشد. رادیانس حرارتی تصحیح شده، رادیانس واقعی گسیل شده از سطح زمین است که برای محاسبه آن نیاز به گسیلمندی در باند حرارتی می‌باشد (رابطه ۵) (Allen et al., 2002):

$$R_c = \frac{L_\lambda - R_p}{\tau_{NB}} - (1 - \epsilon_{NB})R_{sky} \quad (5)$$

که در آن  $L_\lambda$  رادیانس طیفی در بالای اتمسفر،  $R_p$  رادیانس مسیر در باند حرارتی،  $\tau_{NB}$  قابلیت عبور اتمسفری در باند حرارتی،  $\epsilon_{NB}$  گسیلمندی سطحی کم عرض و  $R_{sky}$  تابش آسمان صاف در باند حرارتی می‌باشد.

که در آن  $M$  نرمالیده فروآمونوم سولفات،  $V_1$  فروآمونوم سولفات مصرفی برای بالانک (میلی‌لیتر)،  $V_2$  فروآمونوم سولفات مصرفی برای نمونه (میلی‌لیتر) و  $S$  وزن خاک خشک شده در هوای آزاد (گرم) می‌باشد.

#### • شبکه عصبی مصنوعی با ساختار پرسپترون چند لایه

شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، رایج‌ترین مدل شبکه عصبی است. این شبکه جزء شبکه‌های عصبی پیش‌خور می‌باشد. متداول‌ترین الگوریتم یادگیری این شبکه‌ها، الگوریتم پس انتشار خطا است. در شبکه‌های پیش‌خور، نورون‌ها در لایه‌هایی که در لایه اول (ورودی)، شروع و به لایه خروجی ختم می‌شوند، آرایش می‌یابند. همچنین در این نوع شبکه، چندین لایه پنهان نیز وجود داشته و هر لایه دارای یک یا چندین نورون می‌باشد. بین نورون‌های لایه‌های مختلف اتصالاتی وجود دارد که هر کدام وزنی دارند. طی فرایند آموزش، این وزن‌ها و مقادیر ثابتی که با آن‌ها جمع می‌شود و در اصطلاح بایاس نامیده می‌شود، به طور پی در پی تغییر می‌کنند تا خطای بین مقادیر تخمین زده شده و مقادیر واقعی به حداقل مقدار خود برسد. برای انتقال خروجی‌های هر لایه به لایه‌های بعدی از توابع محرک استفاده می‌شود. توابع محرک انواع مختلفی دارند که از معروف‌ترین آن‌ها تابع خطی، لگجستیک، سیگموئید و تانژانت هیپربولیک را می‌توان نام برد (Chio et al., 2004). برای نرمال کردن داده‌ها از رابطه (۲) استفاده شد (عرب عامری و همکاران، ۱۳۹۵).

$$X_n = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (2)$$

که در آن  $X$  مقدار واقعی داده‌ها،  $X_{min}$  حداقل داده‌ها مربوط به پارامتر مورد نظر و  $X_{max}$  حداکثر داده‌ها مربوط به پارامتر مورد نظر هستند. روش ورود داده‌ها بدین گونه بود که به صورت تصادفی ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد داده‌ها برای آزمون شبکه در نظر گرفته شد (Shiozawa and Campbell, 1991). طراحی شبکه عصبی مصنوعی در جعبه ابزار شبکه عصبی در نرم‌افزار متلب نسخه b ۲۰۱۴ انجام گرفت.

#### • روش‌های آماری پیش پردازش پارامترهای ورودی

##### شبکه عصبی مصنوعی

از بررسی معنی‌داری ضریب همبستگی بین ارزش رقومی باندهای طیفی، شاخص‌های حرارتی و شاخص‌های تصویر ماهواره‌ای لندست ۸ با درصد کربن آلی خاک و رگرسیون خطی گام به گام برای پیش پردازش پارامترهای ورودی استفاده شد. زمانی که تعداد عوامل مؤثر بر یک پدیده کم باشد می‌توان با بررسی تمام ترکیبات ممکن و مقایسه خطا در مدل‌های مختلف رگرسیونی بهترین مدل رگرسیونی برای پیش‌بینی آن پدیده را به دست آورد. اما وقتی که تعداد پارامترهای ورودی افزایش یابد ارزیابی تمامی رگرسیون‌های ممکن به حجم محاسبات زیادی نیاز دارد. بنابراین روش‌های مختلفی ایجاد شده است که صرفاً تعداد کمی از مدل‌های رگرسیون زیرمجموعه‌ای از متغیرها را در یک زمان بررسی می‌کنند. این روش‌ها عموماً به روش‌های گام به گام معروف هستند (قبائی سوق و همکاران، ۱۳۸۹). در رگرسیون خطی گام به گام، متغیرها یک به یک وارد مدل می‌شوند. یعنی ابتدا متغیری

### ۳- نتایج

#### • آمار توصیفی کربن آلی خاک

نتایج آمار توصیفی کربن آلی خاک در جدول (۱) خلاصه شده است. میانگین درصد کربن آلی در نمونه‌های برداشت شده ۱/۲۹ به دست آمد. درصد کربن آلی خاک در منطقه مورد مطالعه بین ۰/۵۴ تا ۱/۸۰ متغیر است. این اختلاف تحت تأثیر عامل تغییرپذیری بالای مکانی خصوصیات خاک (اندازه ذرات خاک، وزن مخصوص ظاهری خاک و ضخامت خاک) می‌تواند باشد.

جدول ۱- نتایج آمار توصیفی کربن آلی خاک

پارامتر	درصد کربن آلی خاک
حداقل	۰/۵۴
حداکثر	۱/۸۰
میانگین	۱/۲۹
انحراف معیار	۰/۳۳
ضریب تغییرات (درصد)	۲۵/۵۸

#### • همبستگی بین پارامترهای مورد مطالعه

نتایج همبستگی‌های میان ارزش رقومی باندهای طیفی، شاخص‌های حرارتی و سایر شاخص‌های تصویر ماهواره‌ای لندست ۸ با کربن آلی خاک در جدول (۲) ارائه شده است. نتایج بیان‌گر آن است که درصد کربن آلی خاک با باندهای ۵ و ۶ ماهواره لندست ۸ همبستگی منفی و معنی‌داری نشان داد. بین دمای درخشندگی (باندهای ۱۰ و ۱۱) و دمای سطح زمین با مقدار درصد کربن آلی خاک نیز همبستگی منفی و معنی‌داری وجود دارد. به علاوه بین شاخص‌های آهن و اندازه دانه با مقدار درصد کربن آلی خاک همبستگی منفی و معنی‌داری مشاهده شد.

جدول ۲- ضرایب همبستگی بین ارزش رقومی باندهای طیفی، شاخص‌های حرارتی و شاخص‌های انتخابی با کربن آلی خاک

پارامتر	درصد کربن آلی
باند ۱	-۰/۰۶۴
باند ۲	-۰/۰۸۱
باند ۳	-۰/۱۱۷
باند ۴	-۰/۱۵۵
باند ۵	-۰/۲۸۸**
باند ۶	-۰/۲۶۱**
باند ۷	-۰/۱۵۷
دمای درخشندگی (باند ۱۰)	-۰/۲۶۷**
دمای درخشندگی (باند ۱۱)	-۰/۲۶۵**
دمای سطح زمین	-۰/۲۳۸**
شاخص نرمال شده تفاضل پوشش گیاهی	۰/۰۵۱
شاخص تعدیل خاک پوشش گیاهی	-۰/۱۱۱
شاخص آهن	-۰/۲۲۲*
شاخص رس	۰/۰۴۹
شاخص اندازه دانه	-۰/۲۲۰*

\* همبستگی در سطح ۰/۰۵، \*\* همبستگی در سطح ۰/۰۱

۳- شاخص‌های حاصل از تصویر ماهواره‌ای: الف- شاخص تفاضل نرمال شده پوشش گیاهی: این شاخص بر پایه ارتباط جذب انرژی در محدوده طیفی قرمز توسط کلروفیل و افزایش انعکاس در طیف مادون قرمز نزدیک برای پوشش گیاهی سالم استوار است و از رابطه (۶) به دست آمد (Sobrino et al., 2008). ب- شاخص تعدیل خاک پوشش گیاهی یکی از رایج‌ترین شاخص‌های پوشش گیاهی است که اثر خاک بر خصوصیات بازتابشی را کاهش می‌دهد (رابطه ۷). در این شاخص برای تصحیح زمینه‌های تیره و روشن خاک‌های مختلف از فاکتور  $L$  استفاده می‌شود. مقادیر این فاکتور مابین ۰ و ۱ متغیر است (Koshal, 2010). ج- شاخص آهن به علت وجود فیلوسیلیکات‌های حاوی لیمونیت و تغییر اکسید آهن لیمونیت باعث جذب در باند آبی و بازتاب در باند قرمز می‌شود. ماهیت نسبت باند قرمز به باند آبی به این شاخص اجازه می‌دهد تا اختلاف روشی ناشی از سایه زمین را کاهش دهد (Ducart et al., 2016) (رابطه ۸).

$$NDVI = NIR - R / NIR + R \quad (6)$$

$$SAVI = NIR - R / NIR + R + L (1 + L) \quad (7)$$

$$II = R/B \quad (8)$$

که در آن‌ها  $NIR$  بازتاب باند مادون قرمز نزدیک،  $R$  بازتاب باند قرمز،  $B$  بازتاب باند آبی و  $L$  فاکتور تصحیح اثرات خاک می‌باشد. د- شاخص‌های مرتبط با خصوصیات بافت خاک شامل: شاخص رس که با مقادیر رس خاک (Hengl, 2007) و شاخص اندازه دانه که با مقادیر شن ریز خاک همبستگی دارد (Xiao et al., 2006) به ترتیب با استفاده از روابط (۹) و (۱۰) محاسبه شد:

$$CI = MIR/MIR2 \quad (9)$$

$$GSI = R - B / R + B + G \quad (10)$$

که در آن‌ها  $MIR$  بازتاب باند مادون قرمز نزدیک،  $MIR2$  بازتاب باند مادون قرمز میانی و  $R$ ،  $B$  و  $G$  به ترتیب بیان‌گر بازتاب باندهای قرمز، آبی و سبز می‌باشد.

#### • اعتبارسنجی عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی

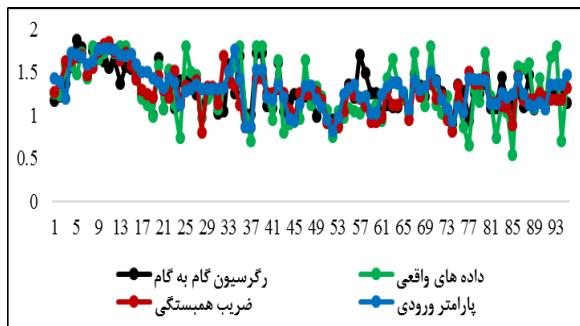
اعتبارسنجی مدل با استفاده از ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین قدر مطلق خطا که به ترتیب از روابط (۱۱)، (۱۲) و (۱۳) محاسبه شدند مورد ارزیابی قرار گرفت.

$$R = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (11)$$

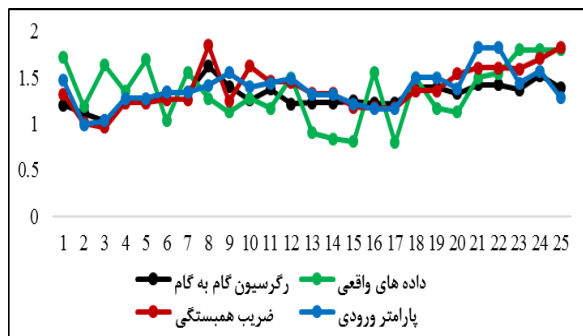
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (12)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i|}{N} \quad (13)$$

که در آن‌ها  $\hat{y}$  مقادیر پیش‌بینی شده،  $y$  مقادیر مشاهده شده،  $\bar{y}$  میانگین مقادیر مشاهده شده و  $N$  تعداد نمونه‌ها است.



شکل ۲- نتایج حاصل از شبیه‌سازی درصد کربن آلی خاک در مرحله آموزش



شکل ۳- نتایج حاصل از شبیه‌سازی درصد کربن آلی خاک در مرحله آزمون

#### ۴- نتیجه‌گیری

نتایج آزمون همبستگی نشان داد که ارزش رقمی باندهای ۵ و ۶ ماهواره لندست ۸، همبستگی منفی و معنی‌داری با کربن آلی خاک دارند. Casa و همکاران (۲۰۱۳) بیان کردند که ناحیه طیف مادون قرمز میانی مهمترین محدوده برای مطالعات خاک می‌باشد و اطلاعات مربوط به ترکیب مواد آلی و معدنی خاک در این محدوده بیشتر است. در مطالعه Barnes و همکاران (۲۰۰۳) بیشترین درجه همبستگی ماده آلی در ناحیه طیف مادون قرمز و مرئی مشاهده شد. از آنجا که شاخص‌های حرارتی بیان‌گر درصد بازتاب نور از سطح یک جسم هستند، بنابراین با رنگ خاک ارتباط مستقیم داشته و از ضریب همبستگی منفی این شاخص‌ها با کربن آلی خاک این گونه بر می‌آید که با افزایش ذخایر کربن آلی خاک، رنگ خاک تیره‌تر شده و این امر کاهش بازتاب طیفی خاک را به همراه دارد (Rossel et al., 2006). مدل رگرسیون نشان داد که دمای درختدگی (باندهای ۱۰ و ۱۱)، نقشی کلیدی در تخمین کربن آلی خاک بازی می‌کند. شاخص دمای درختدگی دارای پتانسیل مناسبی برای تعیین ناهمگونی خاک می‌باشد (Burke et al., 1997). متغیرهای سنجش از دور منبع مهمی برای پیش‌بینی مکانی کربن آلی خاک محسوب می‌شوند (Nabiollahi et al., 2019; Wiesmeier et al., 2012). در پژوهش حاضر نیز می‌توان متغیرهای مذکور را به عنوان متغیرهای کمکی مهم و تأثیرگذار در تبیین کربن آلی خاک معرفی کرد. نتایج نشان دهنده آن است که از بین روش‌های پیش پردازش، رگرسیون خطی گام به گام بهترین عملکرد را ارائه کرده است. Stephenko و همکاران (۲۰۱۷) در پژوهشی با استفاده از روش‌های آماری رگرسیون خطی گام به گام و تجزیه مؤلفه اصلی، سری زمانی شاخص نرمال شده تفاضل پوشش گیاهی را با مدل‌های زنجیره مارکوف و شبکه عصبی

#### • رگرسیون خطی گام به گام

در جدول (۳) مدل رگرسیونی و ضریب تعیین به دست آمده برای درصد کربن آلی خاک ارائه شده است. بر اساس نتایج حاصل شده مقادیر دمای درختدگی (باندهای ۱۰ و ۱۱) بیشترین تأثیر را در پیش-بینی درصد کربن آلی خاک دارند. ضرایب منفی و مثبت  $\beta$  برای باندهای ۱۰ و ۱۱ نشان می‌دهد که مقادیر دمای درختدگی باندهای ۱۰ و ۱۱ به ترتیب با مقدار درصد کربن آلی خاک رابطه معکوس و مستقیم دارند.

جدول ۳- نتایج ضرایب رگرسیون خطی گام به گام برای مدلسازی کربن آلی خاک بر اساس داده‌های سنجش از دور

مدل کربن آلی خاک	
14.013 - 3.016 (Brith10) + 2.739 (Brith11)	
۰/۴۴۲	ضریب تعیین

#### • کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در برآورد کربن آلی خاک

بهترین عملکرد شبکه عصبی که به روش سعی و خطا برای هر روش آماری انتخاب شد، در جدول (۴) آورده شده است. نتایج شبیه‌سازی کربن آلی خاک در پارک‌های جنگلی شهری در مرحله آموزش (شکل ۲) و آزمون (شکل ۳) ارائه شده است. میزان تغییرات خطای متوسط فرایند شبیه‌سازی کربن آلی حاصل از شبکه عصبی مصنوعی در نوسان بود، به طور کلی کمترین میزان خطا در مرحله آموزش (۰/۰۰۱) مربوط به روش آماری پیش پردازش رگرسیون خطی گام به گام و بیشترین میزان خطا (۰/۰۳۶) مربوط به تعداد ثابت پارامترهای ورودی بود.

جدول ۴- نتایج ارزیابی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه

روش آماری	مرحله	درصد کربن آلی
رگرسیون خطی گام به گام	آموزش	R ۰/۸۱۹
		RMSE ۰/۲۵۴
		MAE ۰/۰۰۱
	آزمون	R ۰/۷۵۸
		RMSE ۰/۳۱۲
		MAE ۰/۰۳۶
معنی‌داری ضریب همبستگی	آموزش	R ۰/۷۶۶
		RMSE ۰/۲۵۹
		MAE ۰/۰۱۳
	آزمون	R ۰/۶۹۵
		RMSE ۰/۳۳۰
		MAE ۰/۰۳۹
پارامترهای ورودی	آموزش	R ۰/۷۴۲
		RMSE ۰/۲۸۲
		MAE ۰/۰۳۶
	آزمون	R ۰/۶۵۲
		RMSE ۰/۳۳۱
		MAE ۰/۰۴۲

بینی بود. در این پژوهش، سودمندی داده‌های سنجش از دور برای پیش‌بینی کربن آلی خاک با استفاده از روش‌های آماری و شبکه عصبی مصنوعی بررسی شد. با توجه به شاخص‌های انتخاب شده در مدل می‌توان این گونه نتیجه گرفت که استفاده از تمامی پتانسیل محدوده طیف الکترومغناطیسی (باندهای مادون قرمز نزدیک، مادون قرمز کوتاه و حرارتی) می‌تواند در بهبود دقت برآورد کربن آلی خاک مؤثر باشد. نتایج حاکی از آن است که انجام روش‌های آماری پیش پردازش، می‌تواند سبب بهبود کارایی و دقت پیش‌بینی شبکه عصبی شود. به علاوه یکی دیگر از مزایای آن‌ها، صرفه‌جویی در زمان انجام تحلیل‌های شبکه عصبی است. ساخت و آموزش شبکه برای پارامترهای بدون پیش پردازش بسیار وقت‌گیر است. رگرسیون خطی گام به گام تأثیر بسزایی بر انتخاب پارامترهای ورودی و به تبع آن کاهش خطای شبیه‌سازی دارد. به طوری که با تعیین یک یا دو پارامتر غالب و مهم، میزان خطا به شدت کاهش می‌یابد. شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه نشان داد که از قابلیت بالایی در تعمیم داده‌های آزمایش به سایر مناطق برخوردار است. لذا شبکه عصبی مذکور می‌تواند در سایر مناطق و مطالعات مشابه به عنوان ابزاری مفید و سریع به کار گرفته شده و با مدیریت مبتنی بر اطلاعات مکانی، در کاهش هزینه‌های نمونه‌برداری و آنالیز خاک به طور مؤثری مفید واقع گردد.

مصنوعی پیش‌بینی کردند. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی با روش آماری رگرسیون خطی گام به گام منجر به ارائه بهترین عملکرد شد. Umesh (۲۰۱۱) کربن آلی خاک را با استفاده از شاخص‌های به دست آمده از سنجش از دور از جمله شاخص درخشندگی، شاخص هیو و شاخص اشباع با استفاده از تکنیک رگرسیون خطی گام به گام در نیال مورد مطالعه قرار داد. نتایج حاکی از معنی‌دار بودن مدل رگرسیون چندگانه بین کربن آلی خاک و شاخص‌های طیفی بود. بر اساس نتایج حاصل شده در پژوهش حاضر، خطای داده‌ها در مرحله آموزش نسبت به مرحله آزمون مقدار کمتری دارد و عملکرد بهتری نشان می‌دهد و بیان‌گر این نکته است که شبکه به نحو مطلوب و خوبی آموزش دیده است. از آنجایی که خاک یک سیستم طبیعی و ناهمگن است، ایجاد ارتباط میان خصوصیات آن تا حدی دشوار می‌باشد. از این رو در این سیستم‌ها، شبکه‌های عصبی مصنوعی کارآتر از روش‌های دیگر عمل می‌کند. Parameswari و Manikantan (۲۰۱۸) در پژوهشی بافت خاک را بر اساس خصوصیات خاک با استفاده از شبکه عصبی پیش‌خور و نقشه خود ساماندهی پیش‌بینی کردند. مقایسه نتایج نشان داد که شبکه عصبی پیش‌خور نسبت به نقشه خود ساماندهی عملکرد بهتری در برآورد بافت خاک دارد. در مطالعه تقی‌زاده مهرجردی و همکاران (۲۰۱۶) در بین شش روش مورد استفاده برای پیش‌بینی کربن آلی خاک در منطقه نیمه خشک ایران، روش شبکه عصبی مصنوعی دارای بهترین صحت پیش-

## منابع

- بروکی میلان، ق.، رسولی شریانی، و.، بهفر، ح. و فیض‌الله زاده اردبیلی، س.، ۱۳۹۶. کاربرد روش پردازش تصویر و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای درجه‌بندی سیب. پنجمین کنفرانس ملی و اولین کنفرانس بین‌المللی کشاورزی ارگانیک و مرسوم، ص ۸-۱.
- عرب عامری، ع.ر.، شیرانی، ک.، کرمی، ج. و کلورازان، ع.، ۱۳۹۵. کاربرد شبکه عصبی پرسپترون چند لایه در مکان‌یابی دفن پسماند جامد شهری با تأکید بر خصوصیات هیدروژئومورفیک (مطالعه موردی: شهرستان فریدون شهر). محیط‌شناسی، دوره ۴۲، شماره ۲، ص ۳۲۹-۳۴۱.
- قبانی سوق، م.، مساعدی، ا.، حسام، م. و هزارجریبی، ا.، ۱۳۸۹. ارزیابی تأثیر پیش پردازش پارامترهای ورودی به شبکه عصبی مصنوعی (ANN) با استفاده از روش‌های رگرسیون گام به گام و گاما تست به منظور تخمین سریع‌تر تبخیر و تعرق روزانه. نشریه آب و خاک، جلد ۲۴، شماره ۳، ص ۶۱۰-۶۲۴.
- لطفی، م.، عرفانی‌فرد، س.ی.، امیر اصلانی، ف. و کشاورزی، ع.، ۱۳۹۹. کارایی شبکه عصبی مصنوعی بهینه در مدلسازی کربن آلی خاک مبتنی بر داده‌های میدانی و تصاویر Sentinel-2 در ارسباران. پژوهش‌های علوم و فناوری چوب و جنگل، جلد ۲۷، شماره ۳، ص ۱۹-۳۶.
- مهدوی، ع. و فلاح شمسی، س.ر.، ۱۳۹۱. تهیه نقشه تغییرات سطح جنگل با استفاده از عکس‌های هوایی و تصاویر LISS-II ماهواره IRS (مطالعه موردی: شهرستان ایلام). پژوهش‌های علوم و فناوری چوب و جنگل، سال ۱۹، شماره ۱، ص ۷۷-۹۲.
- Akumu, C.E., Johnson, J.A., Etheridge, D., Uhlig, P., Woods, M., Pitt, D.G. and McMurray, S., 2015. GIS-fuzzy logic based approach in modeling soil texture: Using parts of the clay belt and hornepayne region in ontario canada as a case study. Geoderma, Vol. 239-240, P. 13-24.
- Allen, R.G., Tasumi, M. and Mors, A., 2002. Satellite-based Evapotranspiration by METRIC and Landsat for western estates water management, US Bureau Reclamation Evapotranspiration workshop.
- Alipour, T., Sarajian, M.R. and Esmaeily, A., 2010. Land surface temperature estimation from thermal band of landsat sensor, case study: Alashtar city. The international archives of the photogrammetry, Remote sensing and Spatial Information Sciences.
- Aitkenhead, M.J. and Coull, M.C., 2016. Mapping soil carbon stocks across Scotland using a neural network model. Geoderma, Vol. 262, P. 187-198.
- Barnes, E.M., Sudduth, K.A., Hummel, J.W., Lesch, S.M., Corwin, D.L., Yang, C., Daughtry, C.S.T. and Bausch, W.C., 2003. Remote and Ground-Based sensor techniques to map soil properties. Photogram Eng Rem Sens, Vol. 69, P. 619-630.

- Burke, E.J., Gurney, R.J., Simmonds, L. and Jakson, T.J., 1997. Calibrating a soil water and energy budget model with remotely sensed data to obtain quantitative information about the soil, *Water Resources Res.*, Vol. 33, P. 1689-1697.
- Chagas, C.S., Junior, W.C., Bhering, S.B. and Filho, B.C., 2016. Spatial prediction of soil surface texture in a semiarid region using random forest and multiple linear regressions. *Catena*, Vol. 139, P. 232-240.
- Chio, J.H., Teresa, A., Bahia, M. and Hussain, U., 2004. Pavement roughness modeling using back-propagation neural networks. *Computer- aided civil and infrastructure engineering*, Vol. 4. P. 295-303.
- Dharumarajan, S., Hegde, R. and Singh, S., 2017. Spatial prediction of major soil properties using Random Forest techniques-A case study in semi-arid tropics of South India. *Geoderma Regional*, Vol. 10, P. 154-162.
- Ducart, D.F., Silva, A.M., Toledo, C.L.B. and Assis, L.M., 2016. Mapping iron oxides with Landsat-8/OL and EO-1/Hyperion imagery from the serra norte iron deposits in the Carajás Mineral Province, Brazil. *Brazilian Journal of Geology*, Vol. 3, P. 331-349.
- Fang, X., Xue, Z., Li, B. and An, S., 2012. Soil Organic Carbon distribution in relation to land use and its storage in a small watershed of the Loess Plateau, China. *Catena*, Vol. 88, P. 6-13.
- Gholizadeh, A., Žižala, D., Saberioon, M., & Borůvka, L., 2018. Soil organic carbon and texture retrieving and mapping using proximal, airborne and Sentinel-2 spectral imaging. *Remote Sensing of Environment*, Vol. 218, P. 89-103.
- Hengl, T., 2007. A practical guide to geostatistical mapping of environmental variables. European Commission, 131 P.
- Koshal, A.K., 2010. Indices Based Salinity Areas detection through remote sensing and GIS in parts of south west punjab. 13th International map Indi conference, P. 1-11.
- Kumar, N., Velmurugan, A., Hamm, N.A.S. and Dadhwal, V.K., 2018. Geospatial Mapping of Soil Organic Carbon Using Regression Kriging and Remote Sensing. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, P. 1-12.
- Leij, F., Schaap, M.G. and Arya, L.M., 2002. Water retention and storage: Indirect methods. In: J.H. Dane and G.C. Topp (Ed.), *Methods of Soil Analysis*, Part 4, P. 1009-1045.
- Liao, K., Shaohui, X.U., Jichun, W.U. and Zhu, Q., 2013. Spatial estimation of surface soil texture using remote sensing data, *Soil Science and Plant Nutrition*, Vol. 59, P. 488-500.
- Marchetti, A., Piccini, C., Francaviglia, R. and Santucci, S., 2010. Estimating soil organic matter content by regression kriging. *Environmental Application, and Operation*, P. 241-254.
- Nabiollahi, K., Eskandari, S.H., Taghizadeh-Mehrjardi, R., Kerry, R. and Triantafalis, J., 2019. Assessing soil organic carbon stocks under land-use change scenarios using random forest models. *Carbon Management*, Vol. 10, P. 63-77.
- Parameswari, P. and Manikantan, M., 2018. Prediction of soil texture using feed forward neural networks. *Indian, Sci.Res.*, Vol. 17, P. 323-326.
- Rossel, R.V., Walvoort, D., McBratney, A., Janik, L.J. and Skjemstad, J., 2006. Visible, near infrared, mid infrared or combined diffuse reflectance spectroscopy for simultaneous assessment of various soil properties. *Geoderma*, Vol. 131, P. 59-75.
- Shiozawa, S. and Campbell, G.S., 1991. On the calculation of mean particle diameter and standard deviation from sand, silt and clay fractions. *Soil Sci*, Vol. 6, P. 427-431.
- Sobrino, J. A., Jimenez-Munoz, J.C., Soria, G., Romaguera, M., Guanter, L., Moreno, J., Plaza, A. and Martinez, P., 2008. Land surface emissivity retrieval from different VNIR and TIR sensors. *IEEE Transaction of Geoscience Remote Sensing*, Vol. 46, P. 316-327.
- Stepchenko, A., Chizhov, J., Aleksejeva, L. and Tolujew, J., 2017. Nonlinear, non-stationary and seasonal time series forecasting using different methods coupled with data preprocessing. *Procedia Computer Science*, Vol. 104, P. 578-585.
- Taghizadeh-Mehrjardi, R., Nabiollahi, K., and Kerry, R., 2016. Digital mapping of soil organic carbon at multiple depths using different data mining techniques in Baneh region, Iran. *Geoderma*, Vol. 266, P. 98-110.
- Umesh, K., 2011. Spatial prediction of soil organic matter content using remote sensing based spectral color Indices, Nepal.
- Walkley, A. and Black, I.A., 1934. An examination of Degtjareff method for determining soil organic matter and a proposed modification of the chromic acid titration method. *Soil Sci*, Vol. 37, P. 29-37.

- Wang, D.C., Zhang, G.L., Zhao, M.S., Pan, X.Z., Zhao, Y.G., Li, D.C. and Macmillan, B., 2015. Retrieval and mapping of soil texture based on land surface diurnal temperature range data from MODIS. Plos One, Vol. 6, P. 1-14.
- Wiesmeier, M., Spörlein, P., Geuß, U., Hangen, E., Haug, S., Reischl, A., Schilling, B., von Lützw, M. and Kögel-Knabner, I., 2012. Soil organic carbon stocks in southeast Germany (Bavaria) as affected by land use, soil type and sampling depth. Global Change Biology, Vol. 18, P. 2233-2245.
- Wu, W., Yang, O., Lv, J., Li, A. and Liu, H., 2018. Investigation of remote sensing imageries for identifying soil texture classes using classification methods. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, P. 1-10.
- Xiao, J., Shen, Y., Tateishi, R. and Bayaer, W., 2006. Development of topsoil grain size index for Monitoring desertification in arid land using remote sensing. International Journal of Remote Sensing, Vol. 27, P. 2411-2422.



## Evaluation of remote sensing data to predict soil organic carbon using statistical and artificial neural network methods

Mahin Saedpanah<sup>1\*</sup>, Marzieh Reisi<sup>2</sup>

1- M.Sc. Graduate of Environmental Pulloin, University of Kurdistan

2- Environmental Scientist, ESG Environmental, Melbourne, Australia

\*Email Address: mahin3921@gmail.com

### Abstract

The aim of this study was to evaluate the remote sensing data and evaluate the capability of artificial neural network in estimating soil organic carbon in Abidar and Toos Nozar forest parks in Sanandaj. Soil samples were prepared from 120 points at a depth of 0-30 cm in the study area and soil organic carbon was determined by Walkley-Black method in the laboratory. The input parameters of the artificial neural network (remote sensing data set) were extracted from all Landsat 8 satellite image sampling points. Remote sensing data set was performed based on two statistically significant methods of correlation coefficient and stepwise linear regression. The artificial neural network MLP was used to estimate soil organic carbon. The validity of the neural network model was evaluated using three parameters: correlation coefficient, root mean square error and mean absolute value of error. The results indicate that using the full potential of the electromagnetic spectrum (near infrared, short infrared and thermal bands) can be effective in improving the accuracy of estimating soil organic carbon. The results also showed that the lowest error rate in the training phase (0.001) was related to the stepwise linear regression method and the highest error rate (0.036) was related to the fixed number of input parameters. In addition, the artificial neural network MLP showed that it has a high capability in extending the experimental data to other regions.

### Introduction

Soil is an important and sensitive part of the planet that has several roles including plant growth environment, activity of living organisms, source of food for humans and animals and water storage. Soil organic carbon is one of the important characteristics of soil that affects many of its physical, chemical and biological activities. Remote sensing techniques have been introduced as a fast and cost-effective way to estimate various soil properties including soil organic carbon. Satellite imagery as one of the spatial information sources has various advantages such as extensive and repetitive coverage, reduction in field operations, reduction of costs and providing updated information. Neural network is a simple model of real nervous systems that has many applications in solving various problems in science. Literature shows that neural network could be applied for soil organic carbon modeling, without any need for statistical preprocessing if input parameters. Neural network applies a trial and error method to select the best combination from limited options. Therefore, there is a lack for a systematic method to find the best combination among the various parameters is felt. The purpose of this study is to review remote sensing data using statistical methods and evaluate the capability of artificial neural network in estimating soil organic carbon.

### Methodology

The city of Sanandaj, the capital of Kurdistan province with an area of 63688 hectares is located in west of Iran and in the southern part of Kurdistan province. Abidar and Toos Nozar are among urban forest parks in Sanandaj, which were considered as case studies. Soil sampling from 120 points was done randomly in the study areas and from a depth of 0-30 cm. Finally, all samples were taken to the laboratory to measure organic carbon. Organic carbon in the soil was determined by the Walkley-Black method. The multilayer perceptron neural network as a precursor neural network, is the most common neural network. The most common learning algorithm of these networks is the error propagation algorithm. The data entry method was such that 80% of the data were randomly assigned for training and 20% of the data for network testing. The design of the artificial neural network was done in the neural network toolbox in MATLAB software version 2014 b. Correlation between digital values of spectral bands, thermal indices, Landsat 8 satellite image indices with soil organic carbon content and stepwise linear regression was used to preprocess input parameters. Landsat 8 image in passage 167 and row 35, related to September 3, 2018 was used. Since these images are provided to users in georeferenced form, the images were examined in terms of preprocessing operations, ie geometric, atmospheric and radiometric correction. ENVI software version 3.5 and Arc GIS version

10.5 were used for image preprocessing and required calculations. The remote sensing data set (artificial neural network input parameters) are as follow:

- 1- Digital value of spectral bands (bands 1-7 of Landsat 8 satellite).
- 2- Thermal indicators: a) Brightness Temperature, b) Land Surface Temperature (Sabal algorithm).
- 3- Indicators obtained from satellite image: a) Normalized Difference Vegetation Index, b) Soil Adjusted Vegetation Index, c) Iron index, d) Indices related to soil texture characteristics including: Clay Index and Grain Size Index. Developed model was evaluated using correlation coefficient, root mean square error and mean absolute error value.

### **Conclusion**

In this study, the usefulness of remote sensing data for predicting soil organic carbon using statistical methods and artificial neural network was investigated. According to the selected indicators in the model, it can be concluded that using the full potential of electromagnetic spectrum (near infrared bands, short infrared and thermal bands) can be effective in improving the accuracy of soil organic carbon estimation. The results indicate that performing preprocessing statistical methods can improve the efficiency and accuracy of neural network prediction. In addition, another benefit is saving time on neural network analysis. Network construction and training for parameters without preprocessing is very time consuming. Stepwise linear regression has a significant effect on the selection of input parameters and consequently reduces the simulation error. So that by determining one or two dominant and important parameters, the error rate is greatly reduced. The multilayer perceptron artificial neural network has a high potential in extending the experimental data to other regions. Therefore, the neural network can be used in other areas and similar studies as a useful and rapid tool and can be effective in reducing the cost of sampling and soil analysis.

### **Keywords**

“Soil Organic Carbon”, “Input Parameters”, “Remote Sensing”, “Artificial Neural Network”