



دانشگاه گوارن و منابع طبیعی

نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک

جلد بیست و چهارم، شماره ششم، ۱۳۹۶

<http://jwsc.gau.ac.ir>

DOI: 10.22069/jwsc.2017.12528.2723

## نقشه‌برداری رقومی فرسایش‌پذیری خاک (مطالعه موردی: دهگلان، استان کردستان)

فریبا گل‌محمدی<sup>۱</sup>، \*کمال نبی‌اللهی<sup>۲</sup>، روح‌الله تقی‌زاده مهرجردی<sup>۳</sup> و مسعود داوری<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup>دانش‌آموخته کارشناسی‌ارشد گروه علوم و مهندسی خاک، دانشگاه کردستان، آستادیار گروه علوم و مهندسی خاک، دانشگاه کردستان،

<sup>۲</sup>آستادیار گروه مدیریت مناطق خشک و بیابانی، دانشگاه اردکان

تاریخ دریافت: ۹۶۳/۸؛ تاریخ پذیرش: ۹۶/۱۰/۹

### چکیده

**سابقه و هدف:** فرسایش‌پذیری خاک یکی از خصوصیات بسیار مهم خاک می‌باشد که بررسی تغییرات مکانی آن، جهت مدیریت زراعی، تخریب اراضی و مطالعات زیست‌محیطی دارای اهمیت می‌باشد. بنابراین اطلاع از تغییرپذیری مکانی فرسایش‌پذیری خاک نقش مهمی در مدل‌سازی فرسایش آبی دارد. بررسی تغییرات فرسایش‌پذیری خاک به شیوه‌های مرسوم گران و زمان‌بر است. بنابراین یکی از راه‌های حل این چالش استفاده از نقشه‌برداری رقومی خاک است که می‌تواند خصوصیات خاک را با استفاده از داده‌های کمکی و مدل‌های داده‌کاوی به صورت رقومی پیش‌بینی کند. هدف از این پژوهش استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی و داده‌های کمکی برای تهیه نقشه فرسایش‌پذیری خاک می‌باشد.

**مواد و روش‌ها:** با استفاده از روش نمونه‌برداری تصادفی طبقه‌بندی، تعداد ۱۰۰ نمونه خاک از عمق ۰-۳۰ سانتی‌متری خاک‌های منطقه دهگلان استان کردستان (با وسعت ۴۸۷۰۱ هکتار) برداشت شده و خصوصیت بافت خاک، شن‌ریز، کربن آلی، نفوذپذیری، ساختمان خاک و فرسایش‌پذیری خاک (با استفاده از معادله ویشمایر و اسمیت) اندازه‌گیری و محاسبه شد. متغیرهای محیطی در این پژوهش اجزاء سرزمین و داده‌های تصویر ETM<sup>+</sup> بودند. پارامترهای سرزمین (شامل ۱۵ پارامتر) و شاخص رس و شاخص گیاهی نرمال شده (NDVI) به ترتیب با استفاده از نرم‌افزار SAGA و ArcGIS 10.3 محاسبه و استخراج گردید. جهت ارتباط بین فرسایش‌پذیری خاک و متغیرهای کمکی از مدل‌های جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی بهره گرفته شد و با استفاده از روش اعتبارسنجی دوجانبه مورد ارزیابی قرار گرفت. در نهایت نقشه شوری خاک با استفاده از مدل بهتر تهیه شد.

**یافته‌ها:** برای پیش‌بینی فرسایش‌پذیری خاک، متغیرهای کمکی شامل شاخص خیسی، شاخص همواری‌دره، شیب، شاخص رس، شاخص NDVI و باند ۷ مهم‌ترین بودند. نتایج این پژوهش نشان داد که دو مدل (شبکه عصبی مصنوعی با ۰/۸۰، ۰/۰۰۳ و ۰/۰۲۱ و جنگل تصادفی با ۰/۷۶، ۰/۰۰۵ و ۰/۰۲۴ به ترتیب ۰ برای ضریب تبیین، میانگین خطا و میانگین ریشه مربعات خطا) دارای دقت نزدیک به هم برای پیش‌بینی فرسایش‌پذیری خاک بودند. فرسایش‌پذیری خاک در محدوده بین ۰-۰/۰۵ تن ساعت بر مگاژول میلی‌متر قرار داشت و بیش‌ترین مقادیر

\* مسئول مکاتبه: [k.nabiollahi@uok.ac.ir](mailto:k.nabiollahi@uok.ac.ir)

فرسایش‌پذیری خاک در مناطق مرتفع جنوبی با شیب زیاد و پوشش گیاهی کم مشاهده شد. در کلاس شیب بیش‌تر از ۱۰ درصد فرسایش‌پذیری خاک بیش‌تر از سایر کلاس‌های شیب بود. همچنین کلاس شیب بیش‌تر از ۱۰ درصد، دارای کم‌ترین مقادیر داده‌های کمکی شامل شاخص خیسی، شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا، شاخص رس و باند ۷ و بیش‌ترین مقدار شاخص NDVI بود.

**نتیجه‌گیری:** در پژوهش حاضر از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی جهت بررسی تغییرات مکانی فرسایش‌پذیری خاک در منطقه دهگلان استان کردستان استفاده شد. میزان فرسایش‌پذیری خاک در کلاس شیب  $< 10\%$  در مقایسه با سایر کلاس‌های شیب بیش‌تر بود. شاخص NDVI مهم‌ترین متغیر کمکی در پیش‌بینی فرسایش‌پذیری خاک در منطقه بود. همچنین شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی بر اساس نتایج شاخص‌های آماری شامل ضریب تبیین، میانگین خطا و میانگین ریشه مربعات خطا (به ترتیب  $0/80$ ،  $0/003$  و  $0/21$ ) برای شبکه عصبی مصنوعی و  $0/76$ ،  $0/005$  و  $0/24$  برای جنگل تصادفی) برآورد دقیقی از فرسایش‌پذیری خاک داشتند. پیشنهاد می‌گردد جهت نقشه‌برداری رقومی خصوصیات خاک و به‌روز کردن نقشه‌های قدیمی از تکنیک‌های پدومتری (هم‌چون مدل شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی) و داده‌های کمکی اجزاء سرزمین و تصاویر ماهواره‌ای استفاده شود. همچنین پیشنهاد می‌گردد که فرسایش‌پذیری خاک مستقیماً اندازه‌گیری شده و نتایج آن با این مطالعه مقایسه گردد.

**واژه‌های کلیدی:** کاربری اراضی، تصویر ماهواره‌ای، مدل رقومی ارتفاع، شبکه عصبی مصنوعی

## مقدمه

در مناطق با داده‌های محدود خاک از طریق ترکیب اندازه‌گیری‌های مستقیم خصوصیات خاک با یکسری داده‌های کمکی سهل‌الوصول هم‌چون نقشه مدل رقومی ارتفاع و داده‌های سنجش‌ازدور ارائه کردند (۱۴). بونویلا و جانسون (۲۰۱۲) جهت پهنه‌بندی فرسایش‌پذیری خاک از تکنیک نقشه‌برداری رقومی استفاده کردند (۱). همچنین پاناگوس و همکاران (۲۰۱۴) جهت برآورد میزان فرسایش‌پذیری خاک در چند کشور مختلف اروپایی از تکنیک نقشه‌برداری رقومی استفاده کردند (۲۱). مدل‌های مختلفی در نقشه‌برداری رقومی خاک هم‌چون جنگل تصادفی<sup>۱</sup> (۷ و ۲۰)، فازی (۱۹)، شبکه عصبی مصنوعی (۳، ۲۲، ۲۴ و ۲۶)، رگرسیون درختی (۸ و ۲۵)، رگرسیون لوجستیک (۸ و ۲۹) به‌کار برده شده است. جنگل تصادفی مدل توسعه‌یافته از مدل طبقه‌بندی و رگرسیون درختی می‌باشد که داده‌های مشاهداتی و متغیرهای کمکی را به‌طور تکراری برای به‌دست

فرسایش‌پذیری خاک، حساسیت ذاتی ذرات خاک به جدا شدن و انتقال‌پذیری آن‌ها را توسط عوامل فرساینده مانند باران، رواناب، باد یا یخچال بیان می‌کند (۱۵). از بین تمام فاکتورهای مؤثر در فرمول جهانی فرسایش خاک، فرسایش‌پذیری خاک سخت‌ترین و زمان‌برترین از لحاظ اندازه‌گیری می‌باشد. با توجه به این‌که تخمین فرسایش‌پذیری خاک پیچیده، زمان‌بر و همچنین دارای تغییرات مکانی می‌باشد، ارائه روشی غیرمستقیم که بتواند توزیع مکانی شاخص فرسایش‌پذیری خاک را به‌صورت پیوسته و با دقت قابل‌قبول برآورد کند ضروری به‌نظر می‌رسد. یکی از راه‌های چاره جهت غلبه بر این چالش استفاده از نقشه‌برداری رقومی خاک است. در نقشه‌برداری رقومی خاک، خصوصیات خاک بر اساس ارتباط آن‌ها با متغیرهای محیطی به‌صورت رقومی نقشه‌برداری می‌شوند (۱۴). مکارانی و همکاران (۲۰۰۳) یک چارچوب پیش‌بینی‌کننده با ارزش برای تخمین تغییرپذیری خاک

1- Random forest

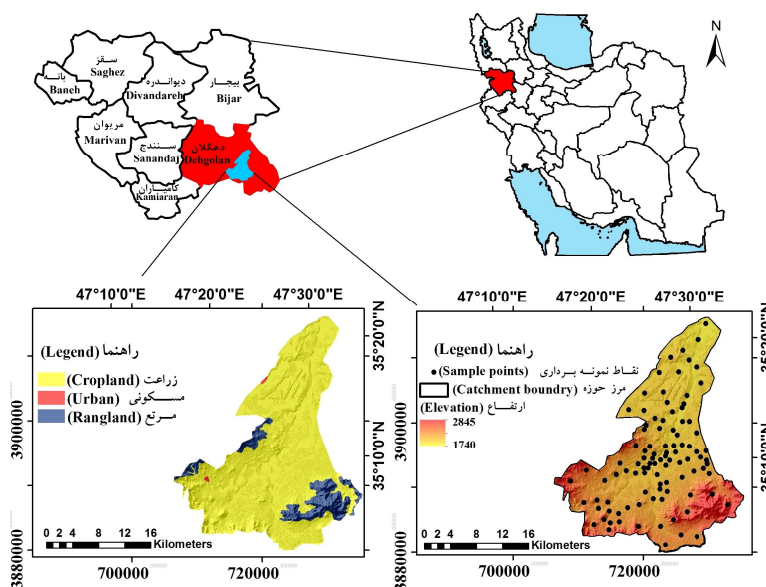
ندارد که چنین اطلاعاتی را در اختیار ما قرار دهد. از طرفی هم تهیه نقشه فرسایش پذیری خاک زمان بر و هزینه بر است. بنابراین جهت غلبه بر این مشکل کاربرد نقشه برداری رقومی می تواند مفید واقع شود. بنابراین هدف از این مطالعه پیش بینی فرسایش پذیری خاک با استفاده از روش های جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی در منطقه دهگلان استان کردستان است.

### مواد و روش ها

**محدوده مطالعاتی:** منطقه مورد مطالعه حوزه ای با وسعت ۴۸۷۰۱ هکتار بوده که در شهرستان دهگلان در استان کردستان واقع شده است (شکل ۱). متوسط بارندگی سالیانه ۳۹۹ میلی متر و متوسط درجه حرارت سالیانه ۱۰/۲ درجه سانتی گراد می باشد. رژیم رطوبتی و حرارتی خاک منطقه به ترتیب زیریک و مزیک می باشد. واحدهای فیزیوگرافی منطقه شامل دشت های دامنه ای، فلات، کوه و تپه و کاربری های اصلی منطقه شامل زراعت (عمدتاً گندم و جو) و مرتع می باشد (شکل ۱).

آوردن ارتباط بهینه بین متغیر پاسخ و متغیرهای مستقل و انجام تخمین جداسازی می کند (۲۷).

شبکه عصبی مصنوعی (ANN) به عنوان یکی از معمول ترین تکنیک های نقشه برداری رقومی با شبیه سازی و الهام از مطالعه سیستم مغز و شبکه عصبی موجودات زنده اشتقاق یافته است (۱۶). در این روش سعی می شود، بر اساس روابط ذاتی میان داده ها، مدلی خطی یا غیرخطی بین متغیرهای مستقل و وابسته برقرار شود (۱۲). منطقه دهگلان در استان کردستان با توجه به افزایش جمعیت در چند دهه اخیر و متعاقباً افزایش نیاز به غذا مورد تهدید قرار گرفته و متأسفانه بخش هایی از مراتع آن تحت کشت زراعت رفته است. از طرف دیگر، منطقه دهگلان یکی از قطب های مهم کشاورزی در استان کردستان و ایران است که باید بخش کشاورزی آن مورد توجه قرار گیرد. بنابراین تهیه نقشه فرسایش پذیری خاک جهت افزایش تولید محصولات و مدیریت بهتر اراضی منابع طبیعی و جلوگیری از تخریب اراضی ضروری می باشد، اما متأسفانه هیچ گونه نقشه جامع در سطح استان وجود



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعاتی و پراکنش مکانی نقاط نمونه برداری.

Figure 1. Location of study area and spatial variability of sampling points.

مدل رقومی ارتفاع سازمان زمین‌شناسی آمریکا (قدرت تفکیک مکانی ۹۰ متر) استفاده گردید. بعد از آماده کردن مدل رقومی ارتفاع، از آن برای استخراج کردن اطلاعات کمکی استفاده گردید. پارامترهای زمین‌نما (۱۵ پارامتر) مانند ارتفاع، فاکتور  $LS^1$  (حاصل ضرب دو فاکتور درصد شیب و طول شیب به‌عنوان فاکتور  $LS$  شناخته می‌شود که از رابطه  $LS = [A/22.13]^m [Sin \beta / 0.0896]^n$  قابل محاسبه است که در این معادله  $\beta$  درجه شیب زمین  $m$  و  $n$  ضرائب ثابت به ترتیب معادل  $0.6$  و  $1/3$  و مقدار  $A$  معادل مساحت سلول‌هایی است که آب آن‌ها به داخل سلول موردنظر جاری می‌گردد)، شاخص خیسی، شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا<sup>۲</sup>، شیب، انحنای پروفیلی، انحنای سطح، انحنای عمق دره، موقعیت نسبی شیب، مساحت حوضه آبخیز، الگوی خمیدگی، مشخصات خمیدگی، خمیدگی کلی، بیش‌ترین خمیدگی و کم‌ترین خمیدگی در محیط سامانه جغرافیایی ساگا محاسبه و استخراج گردید (شکل ۲). روش استخراج تمام پارامترهای مزبور در روش ارائه شده توسط هنگل و همکاران (۲۰۰۳) تشریح گردیده است (۶). همچنین در این مطالعه از تصاویر ماهواره‌ای سنجنده  $ETM^+$  استفاده گردید. تصاویر این سنجنده مربوط به تابستان ۱۳۹۴ می‌باشد. این تصویر از باندهای (باند ۱:  $0.45-0.52$  میکرومتر، باند ۲:  $0.52-0.60$  میکرومتر، باند ۳:  $0.63-0.69$  میکرومتر، باند ۴:  $0.76-0.90$  میکرومتر، باند ۵:  $1.05-1.75$  میکرومتر، باند ۷:  $2.08-2.35$  میکرومتر) تشکیل شده است. همچنین شاخص پوشش گیاهی نرمال شده (NDVI)<sup>۳</sup> و شاخص روشنایی (BI)<sup>۴</sup> نیز با استفاده از نرم‌افزار ArcGIS10.3 از ترکیب باندها

## نمونه‌برداری خاک و آنالیزهای آزمایشگاهی:

براساس متغیرهای کمکی نقشه کاربری و شیب محل ۱۰۰ نمونه در منطقه دهگلان استان کردستان با استفاده از نرم‌افزار ArcGIS10.3 انتخاب شده و سپس نمونه‌برداری از عمق ۰-۳۰ سانتی‌متری صورت گرفت (شکل ۱). نمونه‌های خاک پس از هوا خشک شدن و عبور از الک ۲ میلی‌متری، ماده آلی به روش تیتراسیون (۱۸)، بافت خاک به روش هیدرومتری (۵) اندازه‌گیری و بعد از تعیین درصد ذرات خاک، شن ریز با استفاده از الک‌تر (۲۳) اندازه‌گیری شد. نفوذپذیری بر اساس سرعت نفوذ نهایی با استفاده از روش استوانه‌های مضاعف اندازه‌گیری شد. مشخصات ساختمان خاک بر اساس اندازه و شکل خاکدانه‌ها به‌عنوان متغیر مؤثر در فرسایش‌پذیری مورد بررسی قرار گرفت و سپس کدهای ساختمان خاک براساس اندازه و شکل خاکدانه‌ها و نفوذ آب در خاک از جدول‌های پیشنهادی ویشمایر و اسمیت (۱۹۷۸) تعیین گردید و در نهایت مقدار عامل فرسایش‌پذیری خاک براساس فاکتورهای درصد شن ریز و سیلت، شن، ماده آلی، ساختمان و نفوذپذیری بر اساس معادله ویشمایر و اسمیت (رابطه ۱) برآورد گردید (۳۰).

$$K = \frac{2.1M^{1.14}(10^{-4})(12-OM)+3.25(S-2)+2.5(P-3)}{100} \quad (1)$$

که در آن، OM درصد ماده آلی خاک، S کد ساختمان خاک، P کلاس نفوذپذیری خاک، M حاصلضرب (درصد رس - ۱۰۰) در (درصد سیلت + درصد شن ریز) و K فرسایش‌پذیری خاک می‌باشد که در نهایت واحد فرسایش‌پذیری خاک به واحد تن ساعت بر مگاژول میلی‌متر تبدیل شد.

## داده‌های کمکی توپوگرافی و سنجش‌ازدور: در

نقشه‌برداری رقومی خاک، علاوه بر داده‌های خاک نیاز به داده‌های کمکی می‌باشد. در مطالعه حاضر از

- 1- LS factor
- 2- Multi-resolution Valley Bottom Flatness
- 3- Normalized difference vegetative index
- 4- Brightness index

خاک استفاده شد و در نهایت نقشه رقومی فرسایش پذیری خاک با استفاده از مدل بهتر تهیه شد. ارزیابی مدل و نقشه: برای بررسی ارزیابی نقشه فرسایش پذیری خاک، اعتبارسنجی به روش اعتبارسنجی تقاطعی<sup>۲</sup> انجام گرفت. در شرایطی که زمان و بودجه کافی برای برداشت نمونه احتمالی وجود ندارد، بهترین گزینه اعتبارسنجی به روش تقاطعی است (۲). بر خلاف روش تقسیم داده‌ها به تست و آموزش، در این روش تقسیم کردن به‌طور تکرارپذیری انجام می‌شود و این روش را مؤثرتر می‌کند. در چنین شرایطی بهترین گزینه برای اعتبارسنجی مدل نقشه برداری رقومی، اعتبارسنجی به روش تقاطعی است. پایگاه داده (n) به n-۱ موقعیت برای واسنجی و یک موقعیت برای اعتبارسنجی تقسیم می‌شود. در هر تکرار، مدل برای موقعیت حذف شده اجرا می‌گردد و متغیر حذف شده پیش‌بینی می‌گردد. این فرآیند برای همه موقعیت‌های نمونه برداری انجام می‌شود. سپس داده‌های تخمینی به دست آمده با مقادیر واقعی مقایسه می‌گردند و خطای پیش‌بینی محاسبه می‌شود. مدل مناسب، با استفاده از ضریب تبیین (رابطه ۴)، شاخص‌های ریشه میانگین مربعات خطا (رابطه ۵) و میانگین خطای مدل (رابطه ۶) که واحد اندازه‌گیری‌شان درصد است تعیین گردید.

$$R^2 = \frac{\sum (x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x - \bar{x})^2 \sum (y - \bar{y})^2}} \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z_o - Z_p)^2} \quad (5)$$

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Z_o - Z_p)^2 \quad (6)$$

محاسبه گردید (رابطه‌های ۲ و ۳) (شکل ۲). سپس تمام لایه‌های اطلاعاتی یا کمکی به فرمت رستری با اندازه سلولی ۳۰ متری تهیه شد (پارامترهای مدل رقومی ارتفاع با اندازه پیکسل ۹۰ متری با استفاده از روش نزدیک‌ترین همسایه و اقدام به نمونه‌گیری مجدد<sup>۱</sup> به پیکسل ۳۰ متری تبدیل گردید) در نهایت تمامی اطلاعات (فرسایش‌پذیری خاک و متغیرهای محیطی) به فرمت نهایی txt تبدیل شده و برای انجام فرآیند مدل‌سازی در نرم‌افزار ArcGIS10.3، R، و Matlab آماده شدند.

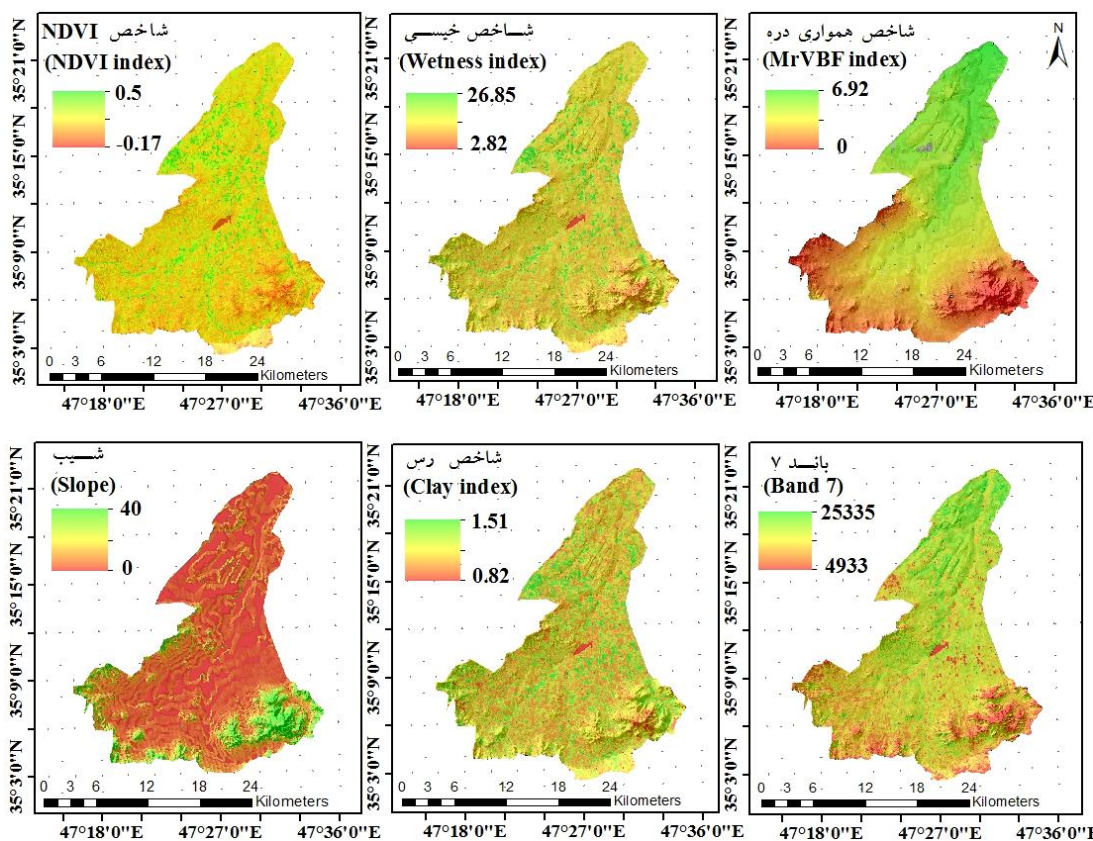
$$NDVI = \frac{ShwIR1 - NIR}{Shw1 + NIR} \quad (2)$$

$$Brightnessindex = \sqrt{Red^2 + NIR^2} \quad (3)$$

مدل‌سازی خاک: جهت برقراری ارتباط بین متغیرهای کمکی و فرسایش‌پذیری خاک از مدل جنگل تصادفی و شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه با یک لایه مخفی که دارای تابع فعال‌سازی سیگموئید در لایه مخفی و تابع فعال‌سازی خطی در لایه خروجی بوده و تعداد نرون‌های آن از دو تا ۱۰ نرون متغیر بوده و بهترین تعداد نرون به صورت سعی و خطا تعیین شد. به علت کارایی، سادگی و سرعت بالا در این پژوهش الگوریتم آموزشی لونبرگ مارکوارت استفاده شد. روش جنگل تصادفی دارای تابعی با دو پارامتر mtry و ntree که به ترتیب تعداد متغیرها و تعداد درخت می‌باشد که قابل تغییر بوده و توسط کاربر تعیین می‌شود که در این مطالعه به ترتیب از یک تا ۱۲ و ۱۰۰ تا ۱۰۰۰۰ متغیر بودند. در پژوهش حاضر از نرم‌افزار Matlab و R برای ساختن شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی و پیش‌بینی فرسایش‌پذیری

پیش‌بینی شده،  $\bar{x}$  و  $\bar{y}$  به ترتیب مقدار متوسط مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی شده است.

که در آن‌ها،  $Z_0$  مقادیر پیش‌بینی شده،  $Z_p$  مقادیر مشاهداتی،  $Z_{ave}$  متوسط مقادیر مشاهداتی،  $n$  تعداد داده‌ها،  $x$  و  $y$  به ترتیب مقادیر مطلق مشاهداتی و



شکل ۲- نقشه‌های مهم‌ترین داده‌های کمکی جهت تخمین فرسایش‌پذیری خاک در منطقه مورد مطالعه.

Figure 2. Maps of the most important auxiliary data index of study area.

لوم‌رسی سیلتی) می‌باشد. دامنه فرسایش‌پذیری خاک بین ۰/۰۴-۰/۰۱ تن ساعت بر مگاژول میلی‌متر است. بیش‌ترین مقدار شاخص فرسایش‌پذیری خاک در کوه‌ها و اراضی شیب‌دار در قسمت‌های بالادست منطقه جایی که تراکم پوشش گیاهی کم است دیده می‌شود. کم‌ترین مقدار آن نیز در مناطق میانی و پایین‌دست منطقه، جایی که شیب کم و پوشش گیاهی زیاد است مشاهده شد.

### نتایج و بحث

برای تخمین فاکتور فرسایش‌پذیری خاک با استفاده معادله ویشمایر و اسمیت به پارامترهایی مانند درصد شن‌ریز، سیلت، رس، کربن آلی و قابلیت نفوذپذیری نیاز می‌باشد. در جدول ۱ خلاصه خصوصیات آماری این خصوصیات آمده است. دامنه کربن آلی خاک در منطقه کربن آلی کم تا متوسط را نشان می‌دهد. بافت‌های غالب در منطقه شامل بافت‌های سنگین (رسی) و نیمه‌سنگین (لوم‌رسی و

جدول ۱- پارامترهای آماری مربوط به ویژگی‌های خاک و داده‌های کمکی.

Table 1. Statistic parameters of soil characteristics and auxiliary data.

کشیدگی Kurtosis	چولگی Skewness	میانگین Mean	حداکثر Maximum	حداقل Minimum	واحد Unit	خصوصیت Characteristic
-0.12	-0.32	37.16	57.90	9.31		رس (Clay)
1.31	1.04	28.31	80.50	4.25		شن (Sand)
1.34	-0.84	34.53	49.63	10.19	%	سیلت (Silt)
0.33	0.24	1.23	3.02	0.11		کربن آلی (Organic carbon)
-0.65	0.004	6.43	10.81	2.05		شن‌ریز (Bulk density)
15.23	3.69	6.18	43.23	1.01	(cm/hr)	سرعت نفوذپذیری پایه (Steady infiltrability rate)
-0.59	.30	0.02	0.04	0.01	(t h MJ <sup>-1</sup> mm <sup>-1</sup> )	فرسایش‌پذیری خاک (Soil erodibility)
0.17	1.16	4	40	0.00	%	شیب (Slope)
-0.68	0.26	2.34	6.92	0.00		شاخص همواری‌دره (MrVBF index)
0.32	0.33	7.97	12.1	2.64		شاخص خیسبی (Wetness index)
0.26	1.01	0.17	0.53	-0.17		شاخص NDVI (NDVI index)
1.16	1.13	1.17	1.51	0.81		شاخص رس (Clay index)
4.81	-1.07	12506	25353	4933		باند ۷ (Band 7)

مصنوعی که ذکر شد تعداد تکرار<sup>۱</sup> در مرحله یادگیری بسیار دارای اهمیت می‌باشد. تعداد نرون‌ها در لایه‌های ورودی و خروجی ثابت بوده و بسته به تعداد ورودی (متغیرهای کمکی) و خروجی (فرسایش‌پذیری خاک) مدل به‌کار گرفته شده دارد. لایه ورودی شبکه شامل ۶ ورودی می‌باشد. لایه خروجی شامل یک نرون می‌باشد. تعداد نرون‌ها و لایه‌های مخفی بستگی به پیچیدگی مسأله مورد نظر دارد. در اینجا یک لایه مخفی برای ایجاد شبکه پرسپترون مورد استفاده قرار گرفت. تعداد نرون‌های لایه مخفی و همچنین تعداد تکرار در فرآیند آموزش و به‌صورت سعی و خطا به‌دست آمدند. در این پژوهش، تعداد نرون ۲ تا ۱۰ و تعداد تکرار ۱۰۰ تا ۱۰۰۰ مورد آزمایش قرار گرفت.

**مدلسازی مکانی:** بعد از به‌دست آوردن قوانین مرتبط در مرحله آموزش شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی که در بالا توضیح داده شد، شبکه آموزش‌دیده با روش اعتبارسنجی دوجانبه آزمایش کرده تا دقت این مدل‌ها برای پیش‌بینی شوری خاک مشخص شود که نتایج ریشه مربعات خطا، میانگین خطا و ضریب تبیین برای شوری خاک در جدول ۲ آمده است. ساختار شبکه یک فاکتور اساسی در طراحی شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد به‌علت این‌که این ساختار اثر تأثیرگذار بر روی سرعت یادگیری و صحت طبقه‌بندی نهایی می‌گذارد. تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرون‌ها جزء اجزای اصلی شبکه پرسپترون می‌باشد. به‌جز ساختار شبکه عصبی

استفاده کرده‌اند. تقی‌زاده و همکاران (۲۰۱۶) برای تهیه نقشه رقومی کربن آلی خاک در منطقه بانه استان کردستان از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و راندوم فارست استفاده کردند که نتایج آن‌ها نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی دارای کارایی بالاتری نسبت به جنگل تصادفی می‌باشد (با ضریب همبستگی  $0/68$  و  $0/62$ ،  $0/57$  و  $0/54$ ،  $0/49$  و  $0/45$ ،  $0/41$  و  $0/37$  به ترتیب برای عمق‌های  $0-15$ ،  $15-30$  و  $30-60$  سانتی‌متری) (۲۶). پهلوان‌راد و همکاران (۲۰۱۴) جهت به‌روز کردن نقشه‌های قدیمی کلاس خاک تا سطح گروه بزرگ، تحت‌گروه و سری از مدل جنگل تصادفی استفاده کردند که به ترتیب خطای عمومی  $48/5$ ،  $51/5$  و  $56/6$  را نشان داد (۲۰). تقی‌زاده و همکاران (۲۰۱۴) هم جهت نقشه‌برداری رقومی شوری خاک در منطقه اردکان یزد از مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند که نتایج بیانگر مناسب بودن این مدل بود (۲۸).

**آنالیز حساسیت:** در اغلب موارد بسیاری از ویژگی‌ها (لایه‌های اطلاعاتی)، نامربوط و پرت هستند و کارایی الگوریتم یادگیری را کاهش داده و در بعضی موارد دقت و سرعت مدل‌سازی را پایین می‌آورند. بنابراین انتخاب لایه‌های اطلاعاتی مؤثر در فرآیند پیش‌بینی دارای اهمیت می‌باشد. بسیاری از روش‌ها برای انتخاب ویژگی‌ها در دهه اخیر معرفی شده‌اند. الگوریتم‌های انتخاب ویژگی بسته به روند ارزیابی آن‌ها به دو دسته عمده تقسیم می‌شوند. اگر انتخاب ویژگی مستقل از هر گونه الگوریتم یادگیری انجام شود (یعنی به صورت پیش‌پردازنده کاملاً مجزا)، آن را روش فیلتر یا حلقه باز می‌گویند. در این مورد ویژگی‌های نامطلوب قبل از استنتاج دور ریخته می‌شوند. اما اگر روند ارزیابی با یک الگوریتم طبقه‌بندی در ارتباط باشد روش انتخاب ویژگی را

در روش جنگل تصادفی تعداد زیادی درخت طبقه‌بندی تولید می‌شود. یک نمونه ( $n$ ) که نمونه خودراه‌انداز<sup>۱</sup> نامیده می‌شود به‌طور تصادفی با جای‌گذاری از کل داده‌ها ( $N$ ) انتخاب شده و یک درخت روی این نمونه خودراه‌انداز ساخته می‌شود. سپس در هر گره<sup>۲</sup> درخت، گروهی از تخمین‌گر از کل تخمین‌گرها انتخاب می‌شود و بهترین انشعاب با استفاده از این تخمین‌زننده‌ها تعیین می‌گردد. در این روش دو پارامتر  $mtry$  و  $ntree$  از یک تا  $12$  و  $100$  تا  $10000$  متغیر بودند. نتایج نشان داد که در مدل شبکه عصبی مصنوعی تعداد نرون  $5$  و تکرار  $1000$  دارای بهترین ترکیب برای پیش‌بینی فرسایش‌پذیری خاک می‌باشد. نتایج سه عدد ریشه مربعات خطا، میانگین خطا و ضریب تبیین برای مدل شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی فرسایش‌پذیری خاک به ترتیب  $0/25$ ،  $0/003$  و  $0/80$  و برای مدل جنگل تصادفی به ترتیب  $0/24$ ،  $0/005$  و  $0/76$  به دست آمد (جدول ۳). مطابق با این نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی و راندوم فارست دارای دقت نزدیک به هم به‌منظور پیش‌بینی فرسایش‌پذیری خاک می‌باشد. در شکل ۳ نمودار پراکنش داده‌های پیش‌بینی شده برای مدل شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده است. با توجه به این شکل، ملاحظه می‌شود بهترین خط برازش شده دارای زاویه‌ای نزدیک به  $45$  درجه بوده که نشان‌دهنده دقت بالای برآورد توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی است. در نهایت نقشه فرسایش‌پذیری خاک با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی در محیط ArcGIS10.3 تهیه شد که دامنه تغییرات آن بین  $0/05-0$  تن ساعت بر مگا ژول میلی‌متر می‌باشد (شکل ۴). پژوهشگران دیگری نیز از مدل شبکه عصبی و جنگل تصادفی در نقشه‌برداری رقومی خاک

1- Bootstrap  
2- Node



روش رپر<sup>۱</sup> یا حلقه بسته می‌نامند. این روش، جستجو در فضای زیرمجموعه‌ها را براساس تخمین دقت ناشی از انتخاب یک زیرمجموعه خاص، تحت شرایط الگوریتم طبقه‌بندی مورد استفاده انجام می‌دهد. الگوریتم‌های دسته دوم معمولاً نتایج بهتری به دست می‌دهند. مهم‌ترین بخش در روش انتخاب ویژگی حلقه بسته، الگوریتم جستجویی است که در آن به کار رفته است. در این مقاله از روش رپر با الگوریتم جستجوی تکاملی از نوع الگوریتم ژنتیک استفاده گردید. این روش به جعبه سیاه معروف است. دلیل استفاده از الگوریتم ژنتیک این است که این الگوریتم می‌تواند یک جستجوی تصادفی را انجام دهد و مستعد گیر افتادن در کمینه محلی نمی‌باشد (۱۹). شبکه عصبی معمولاً در کمینه‌های محلی قرار می‌گیرد و جواب اصلی نمی‌رسد به این دلیل که وزن‌ها تصادفی انتخاب می‌شوند و ممکن است تابع نزولی خطا به حداقل خطا نتواند برسد اما الگوریتم ژنتیک با وزن‌های تصادفی مختلف شروع به کار می‌کند و حالت‌های مختلف جواب را در نظر می‌گیرد و در نهایت بهترین جواب یعنی کمینه نهایی به دست می‌آید. آنالیز حساسیت مدل رپر نشان داد (شکل ۵) که متغیرهای کمکی شاخص خیسی (۱۵٪)، شاخص همواری دره (۲۲٪)، باند ۷ (۷٪)، شیب (۱۶٪)، شاخص NDVI (۲۶٪) و شاخص رس (۹٪) بالاترین تأثیر را بر روی پیش‌بینی فرسایش‌پذیری خاک را در منطقه مورد مطالعه دارند (شکل ۵). این موضوع نشان‌دهنده آن است که در منطقه مورد مطالعه، پستی و بلندی و پوشش گیاهی از مهم‌ترین فاکتورهای خاک‌سازی بوده و در توزیع مکانی خاک و ویژگی‌های آن از جمله کربن آلی خاک مؤثر می‌باشد،

چون توپوگرافی و پوشش گیاهی هر منطقه یکی از ویژگی‌های مهم و تأثیرگذار بر ویژگی‌های خاک آن منطقه از جمله کربن آلی خاک می‌باشد. نتایج پژوهش‌های زیادی بیانگر رابطه پارامترهای سرزمین و تصاویر ماهواره‌ای با ویژگی‌های خاک بوده است. دای و همکاران (۲۰۱۴) توزیع مکانی ماده آلی خاک را با استفاده از پارامترهای ورودی ارتفاع، درجه حرارت، بارندگی و شاخص NDVI و مدل شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که ضرایب همبستگی بین ماده آلی خاک با پارامترهای ارتفاع، بارندگی، درجه حرارت و NDVI به ترتیب ۰/۲۳، ۰/۱۶، -۰/۲۱ و ۰/۲ بود (۳). تقی‌زاده و همکاران (۲۰۱۶) برای تهیه نقشه رقومی کربن آلی خاک در منطقه بانه استان کردستان، از متغیرهای کمکی داده‌های سنجش‌ازدور، پارامترهای سرزمین و مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، جنگل تصادفی، رگرسیون لاجستیک، درخت تصمیم و الگوریتم ژنتیک استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که مهم‌ترین متغیرهای کمکی جهت پهنه‌بندی کلاس خاک و کربن آلی خاک شاخص NDVI، شاخص رس، شیب، جهت شیب، انحنای سطح، شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا و شاخص خیسی بودند (۲۶). تقی‌زاده و همکاران (۲۰۱۴) جهت نقشه‌برداری رقومی شوری خاک در منطقه اردکان یزد از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و درخت تصمیم استفاده کردند. متغیرهای محیطی استفاده شده شامل اجزای سرزمین، داده‌های تصویر ETM<sup>+</sup> و نقشه ژئومورفولوژی بود. نتایج آن‌ها نشان داد که مهم‌ترین متغیرهای کمکی نقشه ژئومورفولوژی، شاخص خیسی و شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا بودند (۲۸). نبی‌اللهی و همکاران (۲۰۱۴) نقشه

1- Wrapper

پژوهش نشان داد که پارامترهای سطوح ژئومورفولوژی، شاخص خیسی، شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا، ارتفاع، طول شیب و باند ۳ از مهم‌ترین متغیرهای کمکی بودند (۱۷).

رقومی بافت خاک را با استفاده از متغیرهای محیطی شامل اجزاء سرزمین و داده‌های تصویر ماهواره لندست ETM<sup>+</sup>، نقشه ژئومورفولوژی و شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون درختی پیش‌بینی کردند. نتایج

جدول ۲- مقادیر میانگین ریشه مربعات خطا برای تعداد نرون مختلف در پیش‌بینی فرسایش پذیری خاک.

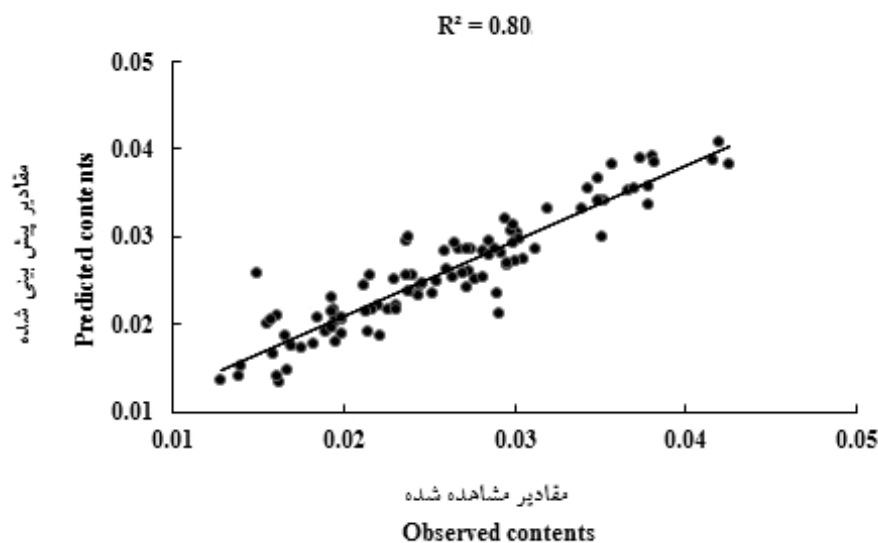
Table 2. Contents of Root Mean Square Error of different number of neuron to estimate soil erodibility.

تعداد نرون (Number of neuron)								
10	9	8	7	6	5	4	3	2
ریشه مربعات خطا (Root Mean Square Error)								
0.023	0.11	0.044	0.036	0.024	0.021	0.031	0.10	0.11

جدول ۳- نتایج مدل‌ها برای پیش‌بینی فرسایش پذیری خاک.

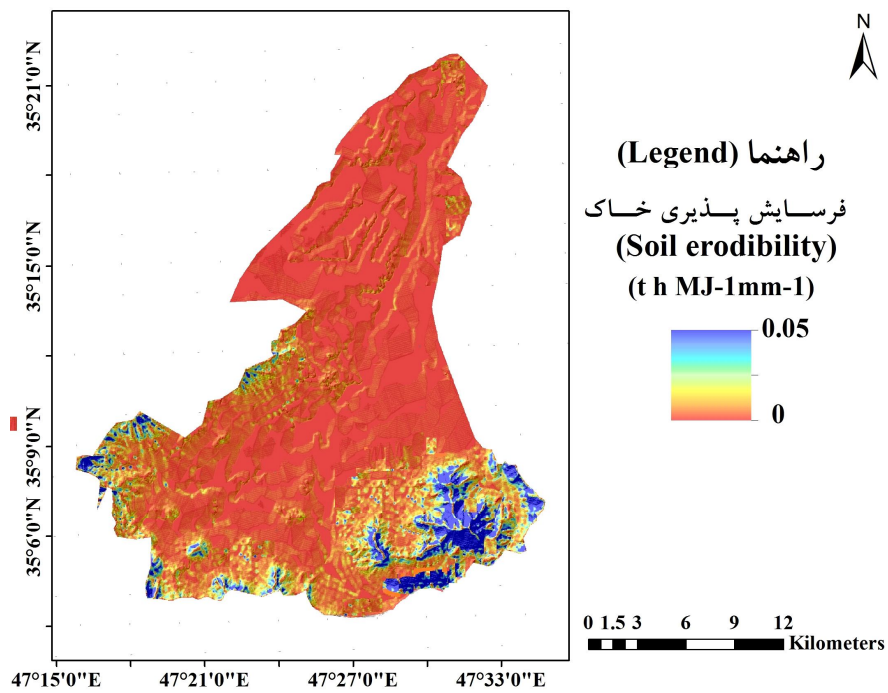
Table 3. Results of models to estimate soil erodibility.

میانگین خطا Mean error	ضریب همبستگی Correlation coefficient	ریشه مربعات خطا Root mean score error	مدل Model
0.005	0.76	0.024	جنگل تصادفی (Random forest)
0.003	0.80	0.021	شبکه عصبی مصنوعی (Artificial neural network)



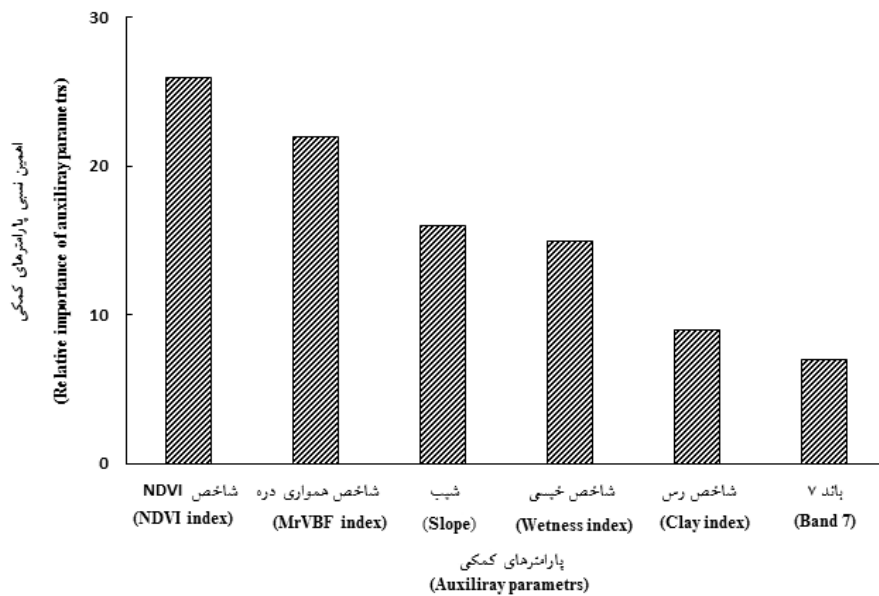
شکل ۳- نتایج مدل شبکه عصبی برای تخمین فرسایش پذیری خاک.

Figure 3. Results of artificial neural model to estimate soil erodibility.



شکل ۴- نقشه فرسایش پذیری خاک منطقه مورد مطالعه.

Figure 4. Soil erodibility map of the study are.



شکل ۵- نتایج اهمیت متغیرها در پیش بینی فرسایش پذیری خاک بر اساس آنالیز حساسیت (بر اساس درصد).

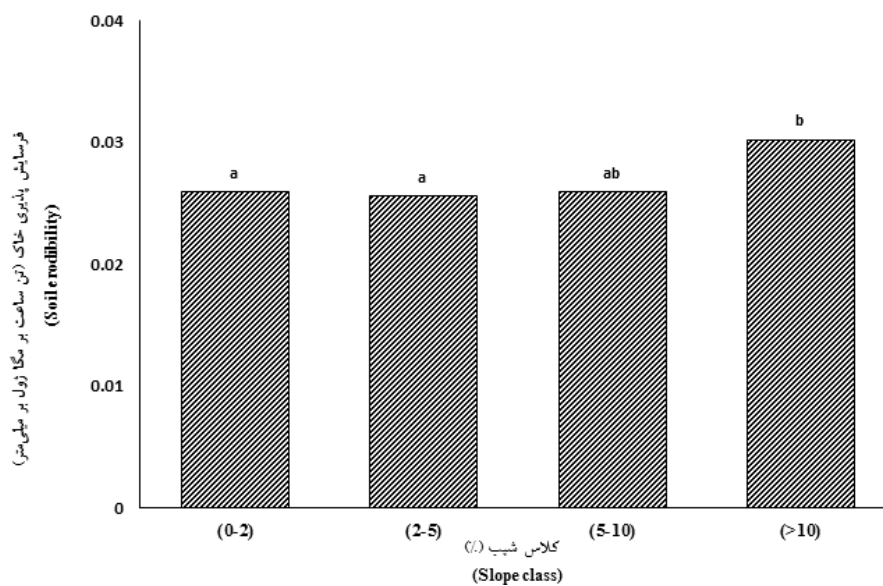
Figure 5. Results of variables importance to estimate soil erodibility based on analysis test (based on percentage).

هم در نقشه‌برداری رقومی کربن آلی خاک در استرالیا نشان دادند که مناطقی که دارای پوشش جنگلی بودند دارای شاخص NDVI بیش‌تری هستند در مقایسه با مناطقی که تحت پوشش زراعت هستند (۱۱). شاخص خیسی، تأثیر توپوگرافی بر مکان و میزان تجمع رطوبت در خاک، یا در سطح زمین‌نما را نشان می‌دهد که با افزایش درصد شیب میزان آن کاهش می‌یابد. با کاهش شاخص خیسی و کم‌شدن میزان تجمع رطوبت در خاک، نفوذپذیری خاک نیز افزایش پیدا می‌کند و به‌تبع آن فرسایش‌پذیری خاک هم می‌تواند تحت‌تأثیر قرار گرفته و کاهش یابد. همچنین شاخص همواری‌دره قسمت‌های هموار پایین دره را نشان می‌دهد که با افزایش درصد شیب میزان آن کاهش می‌یابد. این شاخص، درجه همواری تهره را که سطوح هیدرولوژی و ژئومورفیک مهمی بوده و ممکن است در ارتباط با عمق رسوب باشد را طبقه‌بندی می‌کند. تمایز بین شیب‌تپه با تهره به‌دلیل تفاوت‌های مهم در فرایندهای هیدرولوژی آن‌ها ضروری می‌باشد. خاک‌های واقع در شیب‌تپه‌ها معمولاً کم‌عمق‌تر از دره‌ها هستند و اغلب با فرایندهای فرسایش و انتقال رسوبات همراه هستند، در حالی‌که تهره‌ها مناطق مسطح‌تری نسبت به سایر مناطق اطراف در یک زمین‌نما می‌باشد و معمولاً محیط‌های رسوبی هستند که رسوبات در آن‌ها رسوب می‌کنند. همچنین این شاخص می‌تواند جهت شناسایی محدودیت‌های آب زیرزمینی و ترسیم واحدهای هیدرولوژی و ژئومورفیک به‌کار برده شود (۴). با کاهش شاخص همواری‌دره مناطق مسطح و هموار در سطح زمین‌نما و نفوذپذیری خاک، کاهش یافته که به‌دنبال آن فرسایش‌پذیری خاک افزایش پیدا می‌کند. همچنین با افزایش شاخص همواری‌دره به‌دلیل کاهش شیب، رسوب‌گذاری بیش‌تری می‌تواند صورت

تجزیه و تحلیل مکانی فرسایش‌پذیری خاک و مهم‌ترین داده‌های کمکی: مطابق با شکل ۴ بیش‌ترین مقادیر فرسایش‌پذیری خاک در مناطق مرتفع جنوبی در بالادست حوزه به‌دلیل برخورداری از پوشش گیاهی نسبتاً کم و شیب زیاد تخمین‌زده شد که در این مناطق هم مقادیر شاخص‌های NDVI، شاخص رس، شاخص خیسی و شاخص همواری‌دره و باند ۷ کم‌ترین مقدار را دارند که نشان‌دهنده تطابق این پارامترها با شاخص فرسایش‌پذیری خاک می‌باشد. شکل‌های ۶ و ۷ به‌ترتیب میانگین فرسایش‌پذیری خاک و مهم‌ترین داده‌های کمکی در پیش‌بینی فرسایش‌پذیری خاک را در چهار کلاس مختلف شیب در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد. میانگین مقادیر فرسایش‌پذیری، شاخص همواری‌دره، شاخص NDVI، شاخص رس و شاخص خیسی در کلاس شیب بیش‌تر از ۱۰ درصد کم‌تر از سایر کلاس‌های شیب می‌باشد و از لحاظ آماری اختلاف معنی‌داری دارند. با کاهش شاخص NDVI که نشان‌دهنده میزان تراکم پوشش گیاهی در منطقه می‌باشد میزان نفوذپذیری آب در خاک، کاهش و مقدار رواناب افزایش می‌یابد. همچنین میزان ماده آلی خاک با توجه به تأثیری که بر روی ساختمان خاک می‌گذارد کاهش یافته و به‌موجب این تغییرات فرسایش‌پذیری خاک افزایش می‌یابد. یو و همکاران (۲۰۰۶) در چین بیان کردند که با افزایش ارتفاع، درصد پوشش گیاهی افزایش و در نتیجه میزان ماده آلی خاک هم افزایش پیدا کرده و به‌تبع آن فرسایش‌پذیری خاک نیز کاهش می‌یابد (۳۱). مارچتی و همکاران (۲۰۱۲) بیان کردند که خاک‌هایی با پوشش گیاهی ضعیف و مواد آلی کم، دارای ساختمان ضعیفی بوده و مقاومت کم‌تری در برابر فرسایش دارند (۱۳). ملانو و همکاران (۲۰۰۹)

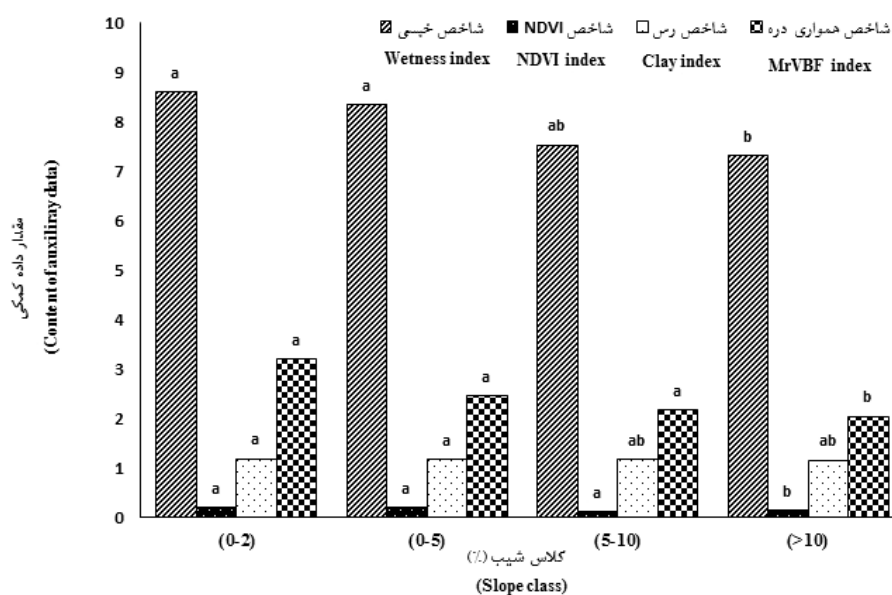
نشان‌دهنده بازتاب کم‌تر در این مناطق به دلیل برخورداری از پوشش گیاهی کم نسبت به مناطق با شیب کم‌تر می‌باشد. مقایسه میانگین فرسایش‌پذیری خاک در کاربری‌های زراعت و مرتع در کلاس شیب یکسان (بیش‌تر از ۱۰ درصد) در منطقه مورد مطالعه از لحاظ آماری اختلاف معنی‌داری را نشان نداد که دلیل این عدم معنی‌داری احتمالاً می‌تواند به دو دلیل باشد: ۱- مراتع منطقه عمدتاً به دلیل چرای مفرط از نوع ضعیف تا متوسط بوده ۲- آبی بودن اغلب کشت‌های زراعی منطقه هم می‌تواند مزید بر علت باشد که منجر به زیاد شدن کربن آلی خاک در اراضی زراعی و در نهایت تأثیر بر روی فرسایش‌پذیری خاک شده است.

می‌گیرد و متعاقباً فرسایش‌پذیری خاک هم کاهش می‌یابد. کنگ و همکاران (۲۰۰۱) در چین بیان کردند که با افزایش درصد شیب زمین، میزان فرسایش‌پذیری و هدررفت خاک افزایش می‌یابد (۹). شاخص رس که نشان‌دهنده میزان ذرات ریز است با افزایش شیب میزان آن کاهش می‌یابد با کاهش شاخص رس، رسوب‌گذاری کم‌تر و فرسایش‌پذیری خاک بیش‌تر می‌شود. رس‌ها نیز به دلیل نقش آن‌ها در تورم و هدایت هیدرولیکی اشباع، بر فرسایش‌پذیری خاک اثر می‌گذارد (۱۰). در منطقه مورد مطالعه مقدار باند ۷ از لحاظ کلاس‌های شیب اختلاف معنی‌داری نداشت اما میانگین مقدار این باند در کلاس شیب بیش‌تر از ۱۰ درصد کم‌تر از سایر کلاس‌های شیب بوده که این



شکل ۶- میانگین فرسایش‌پذیری خاک در کلاس‌های مختلف شیب منطقه مورد مطالعه (میانگین‌های که حروف مشترک دارند مطابق با آزمون دانکن در سطح ۱ درصد اختلاف معنی‌داری باهم ندارند (مقدار  $P > 0.05$ )).

Figure 6. Mean value of soil erodibility in four slope classes of the study area using. Means (n = 4) that share a letter are not significantly different at the level 0.01 ( $P > 0.05$ ) according to duncan's test.



شکل ۷- میانگین مهم‌ترین داده‌های کمکی در کلاس‌های مختلف شیب منطقه مورد مطالعه (میانگین‌های که حروف مشترک ندارند مطابق با آزمون دانکن در سطح ۱ درصد اختلاف معنی‌داری باهم دارند) (مقدار  $P < 0.05$ ).

Figure 7. Mean value of the most auxiliary data in four slope classes of the study area using. Means ( $n = 4$ ) that share a letter are not significantly different at the level 0.01 ( $P > 0.05$ ) according to duncan's test.

ریشه مربعات خطا دارای دقت نزدیک به هم برای برآورد فرسایش‌پذیری خاک داشتند. پیشنهاد می‌گردد جهت نقشه‌برداری رقومی خصوصیات خاک و به‌روز کردن نقشه‌های قدیمی از تکنیک‌های پدومتری (هم‌چون مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی) و داده‌های کمکی اجزاء سرزمین و تصاویر ماهواره‌ای استفاده شود. همچنین پیشنهاد می‌گردد که فرسایش‌پذیری خاک مستقیماً اندازه‌گیری شده و نتایج آن با این مطالعه مقایسه گردد.

### نتیجه‌گیری کلی

در پژوهش حاضر از مدل شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی جهت بررسی تغییرات مکانی فرسایش‌پذیری خاک در منطقه دهگلان استان کردستان استفاده شد. میزان فرسایش‌پذیری در کلاس شیب  $< 10\%$  در مقایسه با سایر کلاس‌های شیب بیشتر بود. براساس نتایج آنالیز حساسیت، شاخص NDVI مهم‌ترین متغیر کمکی در پیش‌بینی فرسایش‌پذیری خاک در منطقه بود. مدل شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی براساس نتایج شاخص‌های آماری شامل ضریب تبیین، میانگین خطا و میانگین

### منابع

1. Bonilla, C.A., and Johnson, O.I. 2012. Soil erodibility mapping and its correlation with soil properties in Central Chile. *Geoderma*. 189: 116-123.
2. Brus, D.J., Kempen, B., and Heuvelink, G.B.M. 2011. Sampling for validation of digital soil maps. *Eur. J. Soil Sci.* 62: 394-407.
3. Dai, P.F., Qigang, Z., Zhiqiang, L.V., Xuemei, W., and Gangcai, W.L. 2014. Spatial prediction of soil organic matter content integrating artificial neural network and ordinary kriging in Tibetan Plateau. *Ecol. Ind.* 45: 184-194.

4. Gallant, J.C., and Dowling, T.I. 2003. A multiresolution index of valley bottom flatness for mapping depositional areas. *Water Resour. Res.* 39: 12. 1347-1360.
5. Gee, G.W., and Bauder, J.W. 1986. Particle size analysis. P 383-411, In: A. Klute (Ed.), *Methods of Soil Analysis. Part 1.* American Society of Agronomy. Madison, WI.
6. Hengel, T., Rossiter, D.G., and Stein, A. 2003. Soil sampling strategies for spatial prediction by correlation with auxiliary maps. *Geoderma.* 120: 75-93.
7. Heung, B., Bulmer, C.E., and Schmidt, M.G. 2014. Predictive soil parent material mapping at a regional-scale: a random forest approach. *Geoderma.* 214-215: 141-154.
8. Jafari, A., Khademi, H., Finke, P., Wauw, J.V.D., and Ayoubi, S. 2014. Spatial prediction of soil great groups by boosted regression trees using a limited point dataset in an arid region, southeastern Iran. *Geoderma.* 232-234: 148-163.
9. Kang, S., Zhang, L., Song, X., Zhang, S., Liu, X., Liang, Y., and Zheng, S. 2001. Runoff and sediment loss responses to rainfall and land use in two agricultural catchments on the Loess Plateau of China. *Hydrol. Process.* 15: 977-988.
10. Lado, M., Paz, A., and Ben-Hur, M. 2004. Organic matter and aggregate size interactions in infiltration, seal formation, and soil loss. *Soil Sci. Soc. Am J.* 68: 3. 935-942.
11. Malone, B.P., McBratney, A.B., Minasny, B., and Laslett, G.M. 2009. Mapping continuous depth functions of soil carbon storage and available water capacity. *Geoderma.* 154: 138-152.
12. Marcel, G.S., Feike, J.L., Martinus, T., and van Genuchten, H. 1998. Neural Network Analysis for Hierarchical Prediction of Soil Hydraulic Properties. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 62: 847-855.
13. Marchetti, A., Piccini, C., Francaviglia, R., and Mabit, L. 2012. Spatial Distribution of Soil Organic Matter Using Geostatistics: A Key Indicator to Assess Soil Degradation Status in Central Italy. *Pedosphere.* 22: 2. 230-242.
14. McBratney, A.B., Santos, M.L.M., and Minasny, B. 2003. On digital soil mapping. *Geoderma.* 117: 3-52.
15. McIntosh, P., and Laffan, M. 2005. Soil erodibility and erosion hazard: Extending these cornerstone soil conservation concepts to headwater streams in the forestry estate in Tasmania. *For. Ecol. Manage.* 220: 1. 128-139.
16. Minasny, B., and McBratney, A. 2002. The method for fitting neural network parametric pedotransfer functions. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 66: 2. 352-361.
17. Nabiollahi, K., Haidari, A., and Taghizadeh-Mehrjardi, M. 2014. Digital mapping of soil texture using regression tree and ann in Bijar, Kurdistan. *J. Water Soil.* 28: 5. 1025-1036. (In Persian)
18. Nelson, D.W., and Sommers, L.E. 1982. Total carbon, organic carbon, and organic matter. P 539-594, In: A.L. Page and D.R. Keeney (Eds.), *Methods of Soil Analysis, Part 2- Chemical and Microbiological Properties.* ASA-SSSA, Madison, WI.
19. Nosrati, H., and Eftekhari, M. 2014. A new approach for variable selection using fuzzy logic. *Comput. Intell. Electron. Syst.* 4: 71-83. (In Persian)
20. Pahlavan-Rad, M.R., Toomanian, N., Khormali, F., Brungard, C.W., Komaki, C.B., and Bogaert, P. 2014. Updating soil survey maps using random forest and conditioned Latin hypercube sampling in the loess derived soils of northern Iran. *Geoderma.* 232-234: 97-106.
21. Panagos, P., Meusburger, K., Ballabio, C., Borrelli, P., and Alewell, C. 2014. Soil erodibility in Europe: A high-resolution dataset based on LUCAS. *Sci. Total Environ.* 479: 189-200.
22. Parvizi, Y., Manochehr, G., Mahmoud, O., Mahdian, M.H., and Amini, M. 2010. Determination of Soil Organic Carbon Variability of Rainfed Crop Land in Semi-arid Region (Neural Network Approach). *Mod Appl Sci.* 4: 7. 25-33.
23. Shirazi, M.A., and Boersma, L. 1984. A unifying quantitative analysis of soil texture. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 48: 142-147.
24. Somaratne, S., Seneviratne, G., and Coomaraswamy, U. 2005. Prediction of Soil Organic Carbon across Different Land-use Patterns: A Neural Network Approach. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 69: 1580-1589.

25. Taghizadeh-Mehrjardi, R., Nabiollahi, K., Minasny, B., and Triantafilis, J. 2015. Comparing data mining classifiers to predict spatial distribution of USDA-family soil groups in Baneh region, Iran. *Geoderma*. 253-254: 67-77.
26. 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*. 253-254: 67-77.
27. Taghizadeh-Mehrjardi, R. 2016. Modern concepts in Soil Science (Pedometric). Ardakan Univ. Press, 311p. (In Persian)
28. Taghizadeh-Mehrjardi, R., Minasny, B., Sarmadian, F., and Malone, B.P. 2014. Digital mapping of soil salinity in Ardakan region, central Iran. *Geoderma*. 213: 15-28.
29. Vasques, G.M., Dematte, J.A.M., Viscarra Rossel, R.A., Ramirez-Lopez, L., and Terra, F.S. 2014. Soil classification using visible/near-infrared diffuse reflectance spectra from multiple depths. *Geoderma*. 223-225: 73-78.
30. Wischmeier, W.H., and Smith, D.D. 1978. Predicting rainfall erosion losses: a guide to conservation planning. Agric. No. 282. US of Agriculture, Washington, DC.
31. Yu, D.S., Xue-Zheng, S., and Weindorf, D.C. 2006. Relationships between permeability and erodibility of cultivated acrisols and cambisols in subtropical China. *Pedosphere*. 16: 3. 304-311.





Gorgan University of Agricultural  
Sciences and Natural Resources

*J. of Water and Soil Conservation, Vol. 24(6), 2018*

<http://jwsc.gau.ac.ir>

DOI: 10.22069/jwsc.2017.12528.2723

## Digital mapping of soil erodibility (Case study: Dehgolan, Kurdistan province)

F. Golmohamadi<sup>1</sup>, \*K. Nabiollahi<sup>2</sup>, R. Taghizadeh-Mehrjardi<sup>3</sup> and M. Davari<sup>2</sup>

<sup>1</sup>M.Sc. Graduate, Dept. of Soil Science and Engineering, University of Kurdistan,

<sup>2</sup>Assistant Prof., Dept. of Soil Science and Engineering, University of Kurdistan,

<sup>3</sup>Assistant Prof., Dept. of Arid and Desert Regions Management, University of Ardakan

Received: 05/29/2017; Accepted: 12/30/2017

### Abstract

**Background and Objectives:** Soil erodibility is one of the most important soil properties which investigation of its spatial variability is essential to crop management, land degradation and environmental studies. Therefore, information about spatial variability of soil erodibility has important role to modeling of water erosion. Investigation of variability of soil erodibility using traditional methods is expensive and time consuming. Therefore, one of the ways to solve this challenge is using digital soil mapping that digitally can predict soil characteristics using auxiliary data and data mining models. The aim of this research is using artificial neural network (ANN) and random forest (RF) models and auxiliary data to make soil erodibility map.

**Materials and Methods:** Using stratified random soil sampling method 100 soil samples in depths 0-30 cm of Dehgolan soils, Kurdistan Province (covers 48710 ha) were taken and soil texture, fin sand, infiltration, soil structure and soil erodibility (using Wischmeier and Smith equation) were measured and computed. Auxiliary data in this study were terrain attributes and Landsat ETM<sup>+</sup> data. Terrain parameters (include 15 parameters) and clay index (SI) and normalized difference vegetative index (NDVI) were computed and extracted using SAGA and ArcGIS10.3 software, respectively. To make a relationship between soil erodibility and auxiliary data, RF and ANN models were applied and were validated using cross validation method. Finally, soil salinity map were made using better model.

**Results:** To prediction of soil erodibility, auxiliary variables include wetness index, Multi-resolution Valley Bottom Flatness (MrVBF), slope, clay index, NDVI index and B7 were the most important. The results of the study showed that two models (0.80, 0.003 and 0.021 for ANN and 0.76, 0.005 and 0.024 RF for determination of coefficient, mean error, and root mean square root, respectively) were closely matched to predict soil erodibility. Soil erodibility content ranged between 0 to 0.05 t h MJ<sup>-1</sup>mm<sup>-1</sup> and the highest its contents were observed in southern high regions with high slope and low vegetation. In slope class > 10% soil erodibility was higher than other slope classes. Slope class > 10% also had the lowest contents of auxiliary data including Wetness index, MrVBF, clay index and band 7 and the highest content of NDVI index.

**Conclusion:** In this research to investigate spatial variability of soil erodibility ANN and RF models was used in Dehgolan region, Kurdistan province. Soil erodibility content was higher in slope class > 10% compared to other slope classes. NDVI index was the most important auxiliary data to predict soil erodibility of the study area. ANN and RF also based on the results of statistics indices including determination of coefficient, mean error, and root mean square root (0.80, 0.003 and 0.021 for ANN and 0.76, 0.005 and 0.024 for RF) had accurate estimation of soil erodibility. It is suggested using pedometric techniques such as ANN model and auxiliary data of terrain attributes and satellite images to digital mapping of soil properties and updating old maps. It is suggested also direct measurement of soil erodibility and its result will be compared to this study.

**Keywords:** Land use, Satellite image, Digital elevation model, Artificial neural network

---

\* Corresponding Author; Email: k.nabiollahi@uok.ac.ir

