

## ارزیابی تأثیر پیش پردازش پارامترهای ورودی حاصل از تصاویر ماهواره‌ای به شبکه عصبی مصنوعی در تعیین بافت خاک

لاله پرویز<sup>۱</sup>

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۰۷/۱۴ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۱۲/۲۶)

### چکیده

تعیین خصوصیات خاک از جمله بافت خاک از ابزار مهم برای مدیریت مناسب، استفاده بهینه و پایدار خاک است. هدف این مطالعه تعیین بافت خاک، میانگین هندسی و انحراف معیار اندازه ذرات خاک با استفاده از تصاویر سنجنده MODIS در دوره‌های زمانی تصویربرداری ۲۰۱۵ و ۲۰۱۶ می‌باشد. بعد از تعیین بافت خاک به روش هیدرومتری از شبکه عصبی مصنوعی برای مدلسازی بافت خاک، میانگین هندسی و انحراف معیار اندازه ذرات خاک با باندهای انعکاسی، حرارتی و شاخص‌های تصاویر ماهواره‌ای استفاده شد. از مراحل مهم در مدلسازی، پیش‌پردازش پارامترهای ورودی جهت انتخاب ترکیبی مناسب از آنها است. در این تحقیق پیش‌پردازش پارامترهای ورودی براساس سه روش معنی‌داری ضریب همبستگی، استفاده از تعداد معین پارامترهای ورودی و رگرسیون گام به گام انجام شد. روش رگرسیون گام به گام از کمترین خطا برخوردار بود به طوری که درصد کاهش RMSE، به ترتیب نسبت به روش معنی‌داری ضریب همبستگی و استفاده از تعداد معین پارامترهای ورودی در تعیین درصد رس ۲۲ و ۱۸/۶، در تعیین درصد شن ۴۳/۱۹ و ۷۱/۲۳، در تعیین میانگین هندسی ۸۰/۱۴ و ۲۷/۲۹ و در تعیین انحراف معیار ۲۱/۲۷ و ۳۷/۸۱ بود. همچنین درصد کاهش RMSE نسبت به روش استفاده از تعداد معین پارامترهای ورودی در تعیین درصد سیلت، ۵۱/۱۳ بود. کمینه مقدار متوسط آماره‌های RMSE، MAE و MRE برای سه روش پیش‌پردازش مربوط به ذرات شن است که به‌عنوان نمونه متوسط MAE در مورد رس ۱/۷۴، شن ۱/۲ و سیلت ۱/۶۶ بود. کاهش ۲۷/۷۷ درصد RMSE در تعیین درصد شن با روش شبکه عصبی به‌عنوان نمونه گویای بهبود عملکرد مدلسازی با شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش رگرسیون کلاسیک است. به‌طور کلی نوع پارامترهای ورودی و نوع روش مدلسازی از عوامل مهم در تعیین بافت خاک می‌باشند.

**واژه‌های کلیدی:** مدلسازی بافت خاک، پارامترهای ورودی، باند انعکاسی، رگرسیون گام به گام

۱- استادیار دانشکده کشاورزی دانشگاه شهید مدنی آذربایجان (مکاتبه کننده)

\* پست الکترونیک: [laleh\\_parviz@yahoo.com](mailto:laleh_parviz@yahoo.com)

## مقدمه

خاک محیطی بسیار پیچیده و پویا است. شناخت خاک با بررسی تغییرات زمانی و مکانی خصوصیات آن به شکل صحیح امکان‌پذیر است. خصوصیات فیزیکی خاک از پارامترهای کلیدی در فرآیندهای اتمسفری و سطحی از جمله زنجیره خاک-گیاه-اتم‌سفر... می‌باشد (Chang *et al.*, 2003). از میان خصوصیات فیزیکی خاک، بافت خاک به‌عنوان یک ویژگی اساسی بر بسیاری از خصوصیات خاک نظیر ساختمان و تخلخل خاک، خصوصیات هیدرولیکی و قابلیت نگهداری مواد مغذی تأثیر می‌گذارد. تمامی این فاکتورها بر کیفیت خاک نیز تأثیرگذارند. به‌طور مرسوم روش‌های اندازه‌گیری بافت خاک وابسته به تحلیل فیزیکی در آزمایشگاه بوده است که هم هزینه‌بر هستند و هم در مناطق وسیع نیاز به تعداد زیادی نمونه دارند. به‌علاوه تحلیل‌های مفصلی برای تعیین توزیع مکانی بافت خاک لازم است. برای غلبه بر نقایص مطرح شده، استفاده از نقشه‌های خاک و پیشگویی بر اساس مدل‌های کمی خاک و زمین‌آمار<sup>۱</sup> پیشنهاد شده است. روش‌ها بر پایه زمین‌آمار نیاز به تعداد زیاد اندازه‌گیری دارند. فاکتورهای پیشگویی زیادی در روش‌های کسب اطلاعات خاک لازم هستند که به‌علت نیاز به ابزار اندازه‌گیری دارای محدودیت می‌باشند. در ۸۰ درصد تحقیقات در مورد نقشه‌های رقومی خاک از شاخص‌های توپوگرافی و ۲۵ درصد تحقیقات از پوشش گیاهی به‌عنوان پارامترهای کلیدی استفاده شد (McBratney *et al.*, 2003). اگرچه استفاده از توپوگرافی و پوشش گیاهی برای تخمین خصوصیات خاک در دشت‌ها و مناطق با شیب کم مناسب به نظر نمی‌رسد. دلیل این مساله می‌تواند مربوط به تغییرات زیاد خصوصیات خاک باشد که در شرایط توپوگرافی و پوشش گیاهی مشابه اتفاق می‌افتد. با ظهور فناوری سنجش از دور تحول شگرفی در جمع‌آوری و بهره‌برداری از اطلاعات مربوط به منابع زمینی مختلف ایجاد شد (Wang *et al.*, 2015). سهولت در پردازش داده‌ها، فراگیری گسترده و قابلیت دسترسی به آن‌ها، تغییر، تبدیل و امکان مقایسه و نهایتاً اعمال مدیریت‌های لازم ویژگی‌های موثری هستند که به‌طور مستقیم با روش سنجش از دور قابل بررسی و ارزیابی می‌باشند (Alizadeh, 1993). در این راستا پژوهشگران بسیاری به پیش‌بینی شاخص‌های مختلف بافت خاک به-

عنوان یک ویژگی کلیدی با استفاده از فناوری سنجش از دور با روش مدلسازی و تصاویر ماهواره‌ای متفاوت، پرداخته‌اند.

ابراهیمی و همکاران (Ebrahimi *et al.*, 2012) به بررسی تأثیر اجزای بافت خاک و میانگین هندسی قطر ذره‌ها روی پاسخ طیفی سطح خاک در بخشی از کویر خاتم در یزد پرداختند. بدین ترتیب در ۲۳ آگوست سال ۲۰۰۷ مطابق با زمان اخذ تصویر از سنجنده ASTER<sup>۲</sup>، نمونه برداری از سطح خاک در ۷۶ پروفیل به‌شکل تصادفی انجام گرفت. برای بررسی اثر بافت خاک و میانگین هندسی ذره‌های خاک، از روش رگرسیون چند متغیره استفاده شد. نتایج نشان دادند که باند مادون قرمز نزدیک می‌تواند در تعیین درصد شن (با ضریب تبیین ۰/۵)، سیلت (با ضریب تبیین ۰/۴)، رس (با ضریب تبیین ۰/۵۷) و میانگین هندسی ذره‌های خاک (با ضریب تبیین ۰/۴) منطقه مطالعاتی موثر باشد. همچنین نتایج نشان دادند که ارتباط معنی‌داری بین مقادیر بازتاب طیفی سایر باندهای اصلی و فاصله اقلیدسی از خط خاک با مقادیر آزمایشگاهی سیلت، شن و میانگین هندسی ذره‌ها وجود ندارد. ضیایی و خواجه‌الدین (Ziaee & Khajedin, 2013) به تهیه نقشه بافت خاک سطحی با تصاویر سنجنده ASTER با روش مدلسازی رگرسیونی در منطقه شمال شرقی اصفهان پرداختند. پس از زمین مرجع شدن و تعیین بهترین ترکیب باندی برای تصاویر ترکیب رنگی کاذب جهت طبقه‌بندی نظارت نشده استفاده شد. از ترکیب سه نقشه درصد شن، سیلت و رس با منطق جبری بولین نقشه بافت خاک در ۴ کلاس عمده تهیه شد. بالا بودن ضریب کاپا بیانگر توان داده‌های ماهواره‌ای در تولید این‌گونه نقشه‌های خاکشناسی با دقت زیاد است.

چانگ و اسلام (Chang & Islam, 2000) به بررسی ارتباط بین دمای روشنایی و رطوبت خاک با بافت خاک در قالب مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. تصاویر ۸ روزه رطوبت خاک از ۱۰ تا ۱۸ ژوئن ۱۹۹۲ جمع‌آوری شدند. تاکید این تحقیق توسعه و صحت‌سنجی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در جهت طبقه‌بندی بافت خاک با خصوصیات دمای روشنایی و رطوبت خاک حاصل از سنجش از دور بدون هیچ‌گونه اطلاعات از سطح زمین

2- Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer

1- Geo-statistics

مورد استفاده در این تحقیق دارای پتانسیل معنی‌داری در تهیه نقشه‌های رقومی خصوصیات خاک است. هدف اصلی این تحقیق بررسی تأثیر پیش‌پردازش پارامترهای ورودی حاصل از تصاویر ماهواره‌ای در تعیین بافت خاک است. میانگین هندسی و انحراف معیار ذرات خاک از دیگر خصوصیات تعیین شده در این تحقیق بود. از شبکه عصبی مصنوعی برای مدلسازی بین باندهای انعکاسی، حرارتی و شاخص‌های تصاویر ماهواره‌ای با درصد اجزای شن، رس و سیلت استفاده شد.

### مواد و روش‌ها

**منطقه مورد مطالعه:** محوطه دانشگاه شهید مدنی آذربایجان واقع در استان آذربایجان شرقی در نزدیکی شهرستان آذرشهر در محدوده طول جغرافیایی ۳۷ درجه و ۴۸ دقیقه شرقی و عرض جغرافیایی ۴۵ درجه و ۵۷ دقیقه شمالی قرار دارد. اقلیم منطقه مورد مطالعه براساس شاخص دومارتن در اقلیم نیمه‌خشک است. با توجه به خشکسالی‌های اخیر و تأثیر آن بر دریاچه ارومیه بررسی وضعیت خاک‌های منطقه در محدوده مطالعاتی به‌علت نزدیکی به دریاچه ارومیه ضروری به‌نظر می‌رسد. شکل ۱ موقعیت منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

تعیین داده‌های ورودی و تعیین نوع مدلسازی از عوامل مهم در روند شبیه‌سازی است. در تعیین درصد اجزای خاک یعنی شن، رس و سیلت از شبکه عصبی مصنوعی با پارامترهای ورودی باندهای طیفی و شاخص‌های ماهواره‌ای استفاده شد. در این راستا پیش‌پردازش پارامترهای ورودی برای انتخاب ترکیب مناسب، یکی از فرآیندهای پیچیده در مدلسازی سیستم‌ها است. روندنمای مراحل انجام کار در شکل ۲ و شرح مربوط به آن در ادامه آورده شده است.

**شبکه عصبی مصنوعی:** شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت طراحی و آموزش نیازمند یک سری داده‌های ورودی و خروجی می‌باشند تا با تجزیه و تحلیل منطقی این داده‌ها به‌عنوان نمونه بتوانند روابط بین آن‌ها را استخراج کرده و کار شبیه‌سازی را برای موارد احتمالی مشابه انجام دهند. شبکه‌های عصبی مصنوعی با الگو قرار دادن فعالیت‌های مغز انسان و براساس روابط منطقی مشابه با دریافت یکسری اطلاعات نتایج منطقی را عرضه کرده و به کاربر

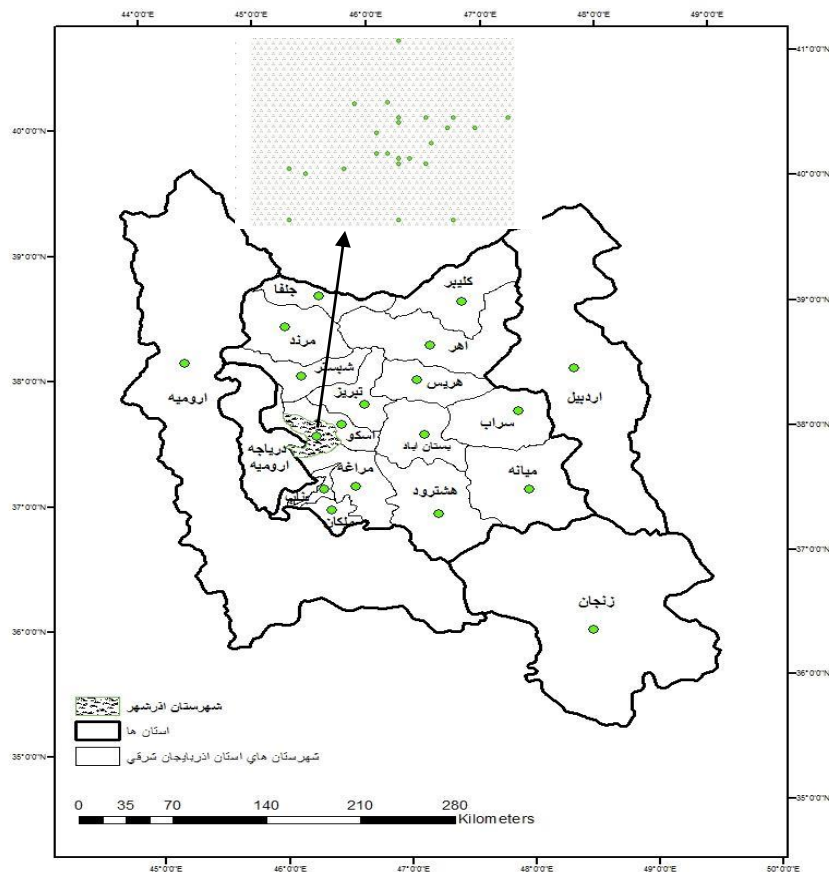
است. نتیجه‌گیری تحقیق امکان تفسیر بافت خاک با استفاده از داده‌های تصاویر ماهواره‌ای بود. چانگ و همکاران (Chang et al., 2003) به طبقه بندی بافت خاک با استفاده از دمای روشنایی و شبکه عصبی مصنوعی در ایالت متحده آمریکا پرداختند. در مطالعات قبلی در این زمینه تقسیم‌بندی فقط در سه گروه بود در حالی که در روش اخیر، تقسیم‌بندی در شش گروه بود. در حالت تقسیم‌بندی شش گروهی از بافت خاک، بیشینه دقت حاصله در حدود ۹۳ درصد بود. لیائو و همکاران (Liao et al., 2013) به تخمین مکانی بافت خاک سطحی با استفاده از داده‌های سنجنش از دور Landsat ETM<sup>1</sup> در ناحیه‌ای از چین پرداختند. تحلیل همبستگی نشان داد که محتوای شن، سیلت و رس به‌طور معنی‌داری با اعداد رقومی شش باند (باند ۱ تا ۵ و باند ۷) همبسته بودند. اعداد رقومی باند ۷ بیشترین تغییرات را در محتوای شن، رس و سیلت نشان دادند. در نهایت اعداد رقومی باند ۷ به‌عنوان داده‌های کمکی در تخمین بافت خاک سطحی انتخاب شدند. احمد و اقبال (Ahmed & Iqbal, 2014) با استفاده از داده‌های چند طیفی Landsat، نقشه بافت خاک سطحی و مواد آلی را در پنجاب پاکستان به‌دست آوردند. رگرسیون خطی چند متغیره برای استخراج رابطه بین خصوصیات خاک با داده‌های طیفی استفاده شد. نتایج نشان دادند که ارتباط معنی‌داری بین باند ۴ و ۶ با مقادیر سیلت ( $R^2=0.72$ ) و رس ( $R^2=0.509$ ) و باند ۱، ۶ و ۷ با مواد آلی خاک ( $R^2=0.545$ ) وجود دارد. وانگ و همکاران (Wang et al., 2015) به بررسی یک روش جدید جهت تعیین نقشه بافت خاک پرداختند که فرضیه تحقیق ارتباط بین دمای سطح زمین با بافت خاک بود. این تحقیق در منطقه‌ای در شرق چین در دوره‌های زمانی ۲۰۰۴، ۲۰۰۷ و ۲۰۰۸ با استفاده از تصاویر سنجنده MODIS<sup>۲</sup> و ۶۲ نقطه نمونه‌برداری بود. مدل‌های رگرسیون خطی بین اجزای مختلف خاک و دمای روزانه سطح زمین، دمای شب و دامنه دمای روزانه توسعه داده شد. در انتها برای نمایش توزیع خطای مطلق در منطقه مورد مطالعه نقشه‌های درون‌یابی شده خطای مطلق با استفاده از کریجینگ تولید شد. مقادیر RMSE در دوره صحت‌سنجی در مورد شن ۱۰/۶۹ و رس ۴/۵۷ بود. روش

1- Enhanced Thematic Mapper

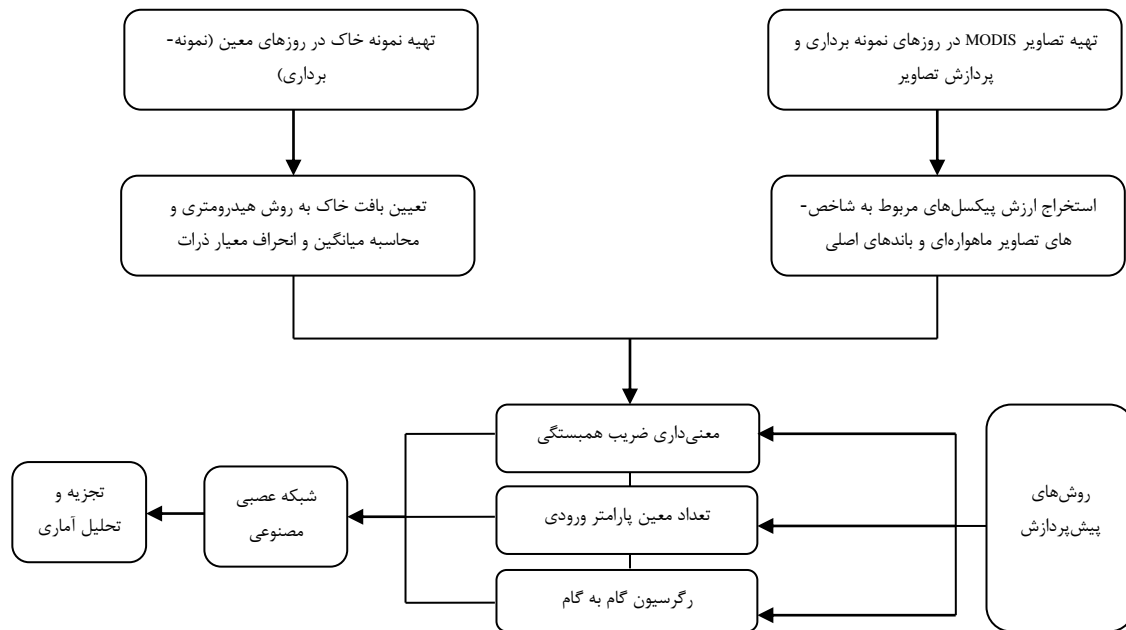
2- Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer

مناسب نورون‌های لایه مخفی اظهار نظر قطعی کرد و انتخاب تعداد نورون‌های لایه میانی به صورت سعی و خطا انجام می‌گیرد. در این تحقیق نیز تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نورون‌ها در لایه میانی متناسب با تعداد نورون‌ها لایه میانی بر مبنای مقایسه عملکرد شبکه‌ها انتخاب شد (Abbaspour Ghilandeh *et al.*, 2008). در مدلسازی شبکه عصبی انتخاب نوع شبکه برای رسیدن به جواب مطلوب از اهمیت بسزایی برخوردار است. در این تحقیق از شبکه پیش‌خور با الگوریتم پس انتشار خطا (با سه لایه) استفاده شده است.

ارائه می‌دهد. این شبکه‌ها بر مبنای مقایسه خروجی شبکه و هدف تعدیل می‌شوند و تا زمانی که خروجی شبکه با خروجی هدف تطبیق پیدا کند این کار ادامه می‌یابد (Kouchakzadeh & Bahmani, 2005). شبکه‌های چندلایه در کارهای پیش‌بینی قابلیت بسیار خوبی را از خود نشان می‌دهند به شرطی که نورون کافی در لایه مخفی وجود داشته باشد. اما باید به این نکته توجه داشت که تعداد نورون‌های بیشتر در لایه مخفی ممکن است شبکه را دچار آموزش بیش از حد کرده و ممکن است شبکه قابلیت تعمیم خود را از دست دهد. در حالت کلی نمی‌توان در مورد تعداد لایه‌های مخفی و نیز تعداد



شکل ۱- موقعیت مکانی منطقه مورد مطالعه و نقاط نمونه برداری خاک در استان آذربایجان شرقی  
Figure 1. Location of the study area and soil sampling sites in East Azerbaijan.



شکل ۲- روندنمای روش پژوهش

Figure 2. Flowchart of research methodology.

به گام معروف هستند (Ghabaei Sough *et al.*, 2010). در رگرسیون گام به گام مرحله به مرحله متغیرهای مستقل را وارد تحلیل می‌کنند و بعد از محاسبه برخی آماره‌ها مانند  $F$  متغیر مستقلی که تأثیر محسوس در ارتباط با متغیر وابسته نداشته باشد از تحلیل حذف می‌شود.

در این تحقیق، پیش‌پردازش پارامترهای ورودی به مدل با روش‌های معنی‌داری ضریب همبستگی بین درصد اجزای خاک - باندها و شاخص‌های تصاویر ماهواره‌ای، استفاده از تعداد معین پارامترهای ورودی و رگرسیون گام به گام انجام گرفت.

**پارامترهای ورودی شبکه‌های عصبی مصنوعی:**  
پارامترهای ورودی تحقیق به سه قسمت تقسیم می‌شوند  
۱- میزان انعکاس باندهای طیفی: باندهای طیفی مورد استفاده شامل باند قرمز، مادون قرمز نزدیک، ۴، ۱۹، ۲۱، ۲۵، ۲۸، ۳۰، ۳۱، ۳۵، ۳۶، ۲- دمای سطح زمین محاسبه شده با الگوریتم پرایس (Price, 1984) و دمای روشنایی باند ۳۱ و ۳۲، ۳- شاخص‌های حاصل از باندهای طیفی که در ادامه شاخص‌های استفاده شده توضیح داده می‌شوند.

**پیش‌پردازش پارامترهای ورودی:** مساله موردنظر در این قسمت پاسخگویی به این سوال است که کدام یک از داده‌های ورودی به مدل از اهمیت بیشتری برخوردار است؟ چه ترکیبی از داده‌های ورودی به مدل باید به مدل معرفی شود؟ مطالعات نشان می‌دهد در اکثر موارد در روند مدلسازی بدون بکارگیری روش‌های پیش‌پردازش پارامترهای ورودی با استفاده از روش سعی 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 ورودی احساس می‌شود. در این تحقیق از روش رگرسیون گام به گام برای پیش‌پردازش پارامترهای ورودی استفاده شد. زمانی که تعداد عوامل ورودی بر پدیده‌ای کم باشند می‌توان با بررسی تمام ترکیبات ممکن و مقایسه خطا در مدل‌های مختلف رگرسیونی بهترین مدل رگرسیونی برای پیش‌بینی آن پدیده را به‌دست 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 دارای زیر مجموعه‌ای از متغیرها را در یک زمان بررسی می‌کنند. این روش‌ها عموماً به روش‌های نوع گام

L: فاکتور تصحیح اثرات خاک،  $a=1/6$ ،  $\gamma$ : ضریب خط خاک می‌باشد که در واقع شیب خط برازش داده شده بر نمودار بازتاب طیفی باندهای مادون قرمز نزدیک و قرمز است.

۳- شاخص تفاضل نرمال شده آب (NDWI): این شاخص از مقادیر بازتاب در ناحیه مرئی و مادون قرمز نزدیک طیف الکترومغناطیسی استفاده می‌کند. به‌طور کلی میزان بازتاب آب در باند مادون قرمز نزدیک در مقایسه با باند مرئی خیلی کمتر است. مقادیر شاخص بین ۱ تا -۱ است. مقادیر نزدیک یک نمایانگر مناطق آبی است (Ahmed & Iqbal, 2014).

$$NDWI = \frac{\rho_{green} - \rho_{nir}}{\rho_{green} + \rho_{nir}} \quad (5)$$

NDWI: شاخص تفاضل نرمال شده آب،  $\rho_{nir}$ : مقادیر بازتاب در باند مادون قرمز نزدیک،  $\rho_{green}$ : مقادیر بازتاب در باند سبز.

۴- شاخص خشکسالی عمودی (PDI): شاخص خشکسالی عمودی قطعه خطی است موازی خط خاک و عمود بر نرمال خط خاک که از مبدا مختصات می‌گذرد. محدوده این شاخص بین صفر تا یک است. پیکسل‌هایی با مقادیر بالای شاخص نمایانگر تنش آبی شدید می‌باشند. مشخصه‌های بیوفیزیکی خاک شامل نوع خاک که می‌تواند با نوع رنگ سطحی و پوشش گیاهی مرتبط باشد، دارای اثرات معینی بر باندهای مادون قرمز نزدیک و قرمز است (Shahabfara et al., 2012).

$$PDI = \frac{1}{\sqrt{M^2 + 2}} (R_{red} + MR_{nir}) \quad (6)$$

PDI: شاخص خشکسالی عمودی،  $\rho_{nir}$ : مقادیر بازتاب باند مادون قرمز نزدیک،  $\rho_{red}$ : مقادیر بازتاب باند قرمز، M: شیب خط خاک.

پارامترهای حاصل از تعیین درصد اجزای خاک: شیرازی و بورسما (Shirazi & Boersma, 1984) با داشتن درصد شن، سیلت و رس توانستند میانگین هندسی و انحراف معیار اندازه ذرات خاک را با فرمول‌های زیر محاسبه نمایند.

۱- شاخص تفاضل نرمال شده پوشش گیاهی (NDVI): میزان انرژی انعکاسی در طیف قرمز با رشد و توسعه گیاه کاهش می‌یابد که علت آن جذب انرژی طیف الکترومغناطیسی توسط کلروفیل و سایر رنگدانه‌های موجود در برگ گیاه در طی عمل فتوسنتز است اما از طرف دیگر میزان انرژی انعکاسی در طیف مادون قرمز نزدیک به علت بافت اسفنجی مزوفیل برگ سبز افزایش خواهد یافت (گیاهان سالم). محدوده این شاخص بین ۱ و -۱ می‌باشد. مقادیر بالای این شاخص نشان‌دهنده افزایش تراکم پوشش گیاهی است (Waters et al., 2002).

$$NDVI = \frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} + \rho_{red}} \quad (1)$$

NDVI: شاخص تفاضل نرمال شده پوشش گیاهی،  $\rho_{nir}$ : مقادیر بازتاب باند مادون قرمز نزدیک،  $\rho_{red}$ : مقادیر بازتاب باند قرمز.

۲- شاخص گیاهی تعدیل کننده اثرات خاک (SAVI): در مناطق خشک و نیمه‌خشک تنک بودن پوشش گیاهی باعث می‌شود اثرات بازتاب خاک زمینه اثر بازتاب پوشش گیاهی را تحت تاثیر قرار دهد و بر آن چیره شود. بنابراین، در این مناطق از شاخص‌هایی استفاده می‌شود که اثرات خاک را به حداقل برساند. این شاخص اثرات خاک زمینه و رطوبت خاک را در شاخص NDVI کاهش می‌دهد (Abdalla et al., 2015).

$$SAVI = \frac{(1+L)(\rho_{nir} - \rho_{red})}{\rho_{nir} + \rho_{red} + L} \quad (2)$$

$\rho_{nir}$ : مقادیر بازتاب باند مادون قرمز نزدیک،  $\rho_{red}$ : مقادیر بازتاب در باند قرمز، L: فاکتور تصحیح اثرات خاک است که دامنه آن از صفر برای پوشش گیاهی متراکم و ۱ برای پوشش گیاهی با تراکم کمتر می‌باشد. در بیشتر مقالات مقدار ۰/۵ توصیه شده است (Waters et al., 2002) ولی روش محاسبه این فاکتور بر اساس معادلات ۳ و ۴ می‌باشد.

$$L = 1 - 2.a.NDVI.WDVI \quad (3)$$

$$WDVI = \rho_{nir} - \gamma\rho_{red} \quad (4)$$

بافت خاک در اکثر موارد Sand و در موارد محدود Loamy Sand بود. سپس با استفاده از اطلاعات باندهای طیفی، شاخص‌های NDVI، SAVI، PDI، NDWI و دمای سطح زمین با استفاده از الگوریتم پرایس (Price, 1984) استخراج شدند. جدول ۱ مقادیر شیب خط و فاکتور تصحیح اثرات خاک را در تاریخ‌های تصویربرداری و همچنین به صورت میانگین نشان می‌دهد.

با توجه به جدول ۱ با کاهش پوشش گیاهی یا ماه‌های سرد، مقدار شیب خطوط افزایش می‌یابد. مروی بر معادلات محاسبه شاخص SAVI، با افزایش شیب میزان WDVI کاهش و به تبع آن مقدار فاکتور تصحیح اثرات خاک افزایش یافته و افزایش فاکتور می‌تواند دلیلی بر کاهش پوشش گیاهی باشد. این مساله می‌تواند صحت محاسبات شیب خط برازشی و فاکتور تصحیح اثرات خاک را نشان دهد.

قابل ذکر است که اطلاعات مربوط به انعکاس باندهای طیفی باند ۱۹، ۲۵، ۲۱، ۲۸، ۳۰، ۳۱، ۳۵، ۳۶ و دمای سطح زمین و شاخص‌های حاصل از تصاویر ماهواره‌ای از پنجره‌هایی با پیکسل‌های ۲×۲ با مرکزیت نقاط نمونه- برداری شده استخراج شدند. مرحله بعدی استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای مدلسازی بافت خاک براساس داده‌های مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای است. گام اول در مدلسازی انتخاب پارامترهای ورودی شبکه است. در این تحقیق براساس سه روش، پارامترهای ورودی انتخاب شدند. روش اول انتخاب پارامترهای ورودی براساس معنی‌داری ضریب همبستگی بین باندها و شاخص‌های تصاویر ماهواره‌ای با خصوصیات خاک می‌باشد که نتایج در جدول ۲ آورده شده است.

براساس جدول ۲، میزان درصد رس با باندهای قرمز، ۴، ۲۵ و ۳۵، میزان درصد سیلت با باند مادون قرمز نزدیک، میزان درصد شن با باند مادون قرمز نزدیک و باند ۳۱، میانگین هندسی ذرات با شاخص‌های NDVI، NDWI و مقدار انحراف معیار ذرات با باند قرمز و باند ۴ دارای ضریب همبستگی معنی‌داری است. براساس معنی‌داری ضریب همبستگی، می‌توان بیان کرد که بیشترین تعداد ضریب همبستگی معنی‌داری مربوط به حالت تکی باندها می‌باشد و حالت ترکیبی باندها که در قالب شاخص‌ها نمود پیدا می‌کنند دارای کمترین ضریب همبستگی معنی‌دار هستند. باند قرمز و مادون قرمز نزدیک دارای

$$M = \exp(a) \quad , \quad \sigma = \exp(b) \quad (7)$$

$$a = 0.01[f_y \ln(M_y) + f_t \ln(M_t) + f_d \ln(M_d)] \quad (8)$$

$$b = 0.01[f_y \ln^2(M_y) + f_t \ln^2(M_t) + f_d \ln^2(M_d)] - a^2 \quad (9)$$

M: میانگین هندسی اندازه ذرات خاک،  $\sigma$ : انحراف معیار اندازه ذرات خاک،  $f_y$ : درصد رس،  $f_t$ : درصد سیلت،  $f_d$ : درصد شن.

آماره‌های مورد استفاده برای ارزیابی عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی: آماره‌های خطای مورد استفاده برای ارزیابی دقت مدل در ادامه آورده شده است. مقدار کمتر آماره‌ها نشان دهنده عملکرد بهتر مدل است (Karamouz & Araghinejad, 2005).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - S_i)^2} \quad (10)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |O_i - S_i|}{n} \quad (11)$$

$$MRE = \frac{\sum_{i=1}^n \left| \frac{O_i - S_i}{O_i} \right|}{n} \quad (12)$$

$O_i$ : مقادیر مشاهداتی،  $S_i$ : مقادیر شبیه‌سازی،  $n$ : تعداد داده‌ها،  $RMSE^1$ : خطای ریشه متوسط مربعات،  $MAE^2$ : میانگین مطلق خطا،  $MRE^3$ : میانگین خطای نسبی.

## نتایج و بحث

مرحله ابتدایی تحقیق شامل کسب داده‌های آزمایشگاهی بود به طوری که بافت خاک یا درصد اجزای شن، رس و سیلت براساس روش هیدرومتری از نمونه‌های خاک جمع‌آوری شده در تاریخ‌های معین به دست آمدند. در این راستا در تاریخ‌های تصویربرداری یعنی سال‌های ۲۰۱۶ (روز ۹۹) و ۲۰۱۵ (روزهای ۹۶-۲۷۷-۲۹۴) اقدام به نمونه‌برداری در ۲۴ نقطه از محوطه دانشگاه شهید مدنی آذربایجان شد. در روزهای نمونه‌برداری شده بارندگی در منطقه وجود نداشت. نتایج آزمایش هیدرومتری شامل تعیین درصد سه جزء خاک بود که بعد از محاسبه بافت خاک، میانگین و انحراف معیار ذرات خاک محاسبه شدند.

1- Relative Root Mean Square Error  
2- Mean Absolute Error  
3- Mean Relative Error

بیشترین تعداد ضریب همبستگی معنی‌داری است. اهمیت باندهای قرمز و مادون قرمز نزدیک در تحقیق شیرازی و همکاران (Shirazi *et al.*, 2011) در تعیین بافت خاک با سنجنده‌های ASTER و LISS-III در منطقه پلایای دامغان، باند مادون قرمز نزدیک در تحقیق ابراهیمی و همکاران (Ebrahimi *et al.*, 2012) نیز مشاهده شد.

جدول ۱- برخی از پارامترهای محاسبه شاخص SAVI  
Table 1. Some calculated parameters of SAVI

فاکتور تصحیح اثرات خاک Soil adjustment factor	شیب خط برازشی Shape of soil line	تاریخ تصویربرداری Imaging date
0.158	0.399	2015-96
0.086	0.530	2015-277
0.146	0.260	2016-99
0.081	0.410	2015-294
0.152	0.329	متوسط آوریل (Mean of April)
0.083	0.470	متوسط اکتبر (Mean of October)

جدول ۲- مقادیر ضریب همبستگی بین باندهای طیفی و شاخص‌ها با بافت خاک، میانگین و انحراف معیار ذرات خاک  
Table 2. Values of correlation coefficient among spectral bands and indices with soil texture, mean and standard deviation of soil particles.

انحراف معیار Standard deviation	میانگین هندسی Geometric mean	رس Clay	سیلت Silt	شن Sand	باندهای طیفی و شاخص‌ها Spectral bands and indices
0.405*	- 0.261	- 0.459*	- 0.175	- 0.41	محدوده قرمز (Red region)
-0.004	0.26	0.226	- 0.512*	0.405*	محدوده مادون قرمز نزدیک (Infrared region)
0.423*	-0.269	0.477*	-0.185	- 0.113	باند ۴ (Band 4)
0.182	0.094	0.03	-0.317	0.325	باند ۱۹ (Band 19)
-0.125	0.294	0.078	-0.386	0.381	باند ۲۱ (Band 21)
-0.381	0.212	-0.433*	0.209	0.051	باند ۲۵ (Band 25)
-0.388	0.311	-0.283	-0.036	0.257	باند ۲۸ (Band 28)
-0.197	0.085	-0.261	0.2	- 0.026	باند ۳۰ (Band 30)
-0.214	0.33	-0.101	-0.297	0.415*	باند ۳۱ (Band 31)
-0.256	0.367	-0.025	-0.318	0.398	باند ۳۲ (Band 32)
-0.328	0.1	-0.456*	0.356	- 0.1	باند ۳۵ (Band 35)
-0.363	0.228	-0.395	0.15	0.099	باند ۳۶ (Band 36)
-0.079	0.19	0.047	-0.24	0.27	دمای روشنایی ۳۱ (Brightness temperature 31)
-0.132	0.24	0.011	-0.27	0.328	دمای روشنایی ۳۲ (Brightness temperature 32)
-0.169	0.28	-0.015	-0.298	0.368	دمای سطح زمین (Land surface temperature)
-0.379	0.414*	-0.281	-0.168	0.37	NDVI
-0.168	0.24	-0.078	-0.189	0.29	SAVI
0.393	-0.417*	0.298	0.149	- 0.36	NDWI
0.245	-0.042	0.375	-0.316	0.095	PDI

\* همبستگی معنی دار در سطح ۵ درصد

Significant at 5% probability level



درصد سیلت، باندهای مادون قرمز نزدیک، ۳۱، ۳۲، ۲۱، NDVI در مورد درصد شن، شاخص‌های NDVI، NDWI، باندهای قرمز، ۳۲، ۳۱، ۲۸ در مورد میانگین هندسی، باندهای قرمز، ۴، شاخص NDWI، باندهای ۲۸، ۲۵ در مورد انحراف معیار ذرات خاک. روش سوم استفاده از رگرسیون گام به گام است که پارامترهای ورودی به این صورت است: باند ۴ در مورد درصد رس، باند مادون قرمز نزدیک در مورد درصد سیلت، باند ۳۱ در مورد درصد شن، شاخص NDWI در مورد میانگین درصد اجزا، باند ۴ در مورد انحراف معیار ذرات خاک.

بعد از تعیین پارامترهای ورودی شبکه عصبی مصنوعی، آماده‌سازی داده‌های شبکه عصبی (استاندارد کردن) براساس معادله  $X_n = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$  و سپس تقسیم داده‌ها به دو سری آموزش و آزمایشی از مراحل بعدی مدل‌سازی می‌باشد. در این تحقیق از ۲۰ درصد داده‌ها به‌عنوان دوره آزمایشی یا صحت‌سنجی و از ۸۰ درصد داده‌ها به‌عنوان دوره آموزشی یا واسنجی استفاده شد. نوع توابع تحریک و تعداد نورون‌های لایه میانی از جمله پارامترهایی هستند که باید در روند مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی مورد توجه قرار گیرند. به‌عنوان نمونه تعیین توابع تحریک در جدول ۳ در روش رگرسیون گام به گام با انتخاب سه نورون آورده شده است.

براساس جدول ۳، توابع تحریک خطی- تانژانت زیگموئیدی از کمترین خطا برخوردار است. بعد از تعیین توابع تحریک تعداد نورون‌های لایه میانی با استفاده از روش سعی و خطا و یا کمترین مقدار معیار خطا به‌دست می‌آید که به‌عنوان نمونه در شکل ۳، معیار خطا با تعداد نورون‌ها در روش رگرسیون گام به گام آورده شده است.

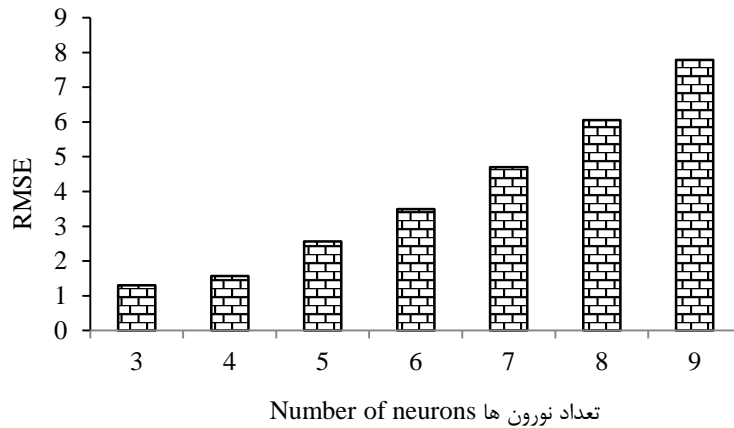
شاخص‌های SAVI و PDI، شاخص‌های تصحیح شده نسبت به خاک می‌باشند که مشاهده می‌شود با هیچ یک از باندها و شاخص‌های طیفی دارای ضریب همبستگی معنی‌داری نیستند. در تحقیق ابراهیمی و همکاران (Ebrahimi *et al.*, 2012) ارتباط معنی‌داری بین مقادیر بازتاب طیفی سایر باندهای اصلی و فاصله اقلیدسی از خط خاک با مقادیر آزمایشگاهی سیلت، شن و میانگین هندسی ذره‌ها وجود نداشت. مقایسه مقادیر ضریب همبستگی شاخص SAVI و NDVI با سه جزء خاک بیانگر افزایش ضریب همبستگی از شاخص NDVI به شاخص SAVI در مورد درصد رس و سیلت بود و این مساله اهمیت تصحیح اثرات خاک زمینه را در مورد اجزای خاک با اندازه کوچکتر نشان می‌دهد. در مورد ضریب همبستگی دمای سطح زمین با سه جزء خاک، بیشترین ضریب همبستگی مربوط به درصد شن با رابطه مستقیم است که این مساله در تحقیق وانگ و همکاران (Wang *et al.*, 2015) نیز مشاهده شد. دلیل این مساله را می‌توان در مقادیر کم ظرفیت نگه‌داری آب در مورد ذرات شن دانست که در معرض مقدار تخلیه سریع و کاهش محتوای رطوبت خاک است که منجر به افزایش دمای سطح زمین می‌شود، در صورتی که در مورد ذرات رس به‌علت ظرفیت نگه‌داری بالای رطوبت خاک، دمای سطح زمین دارای مقادیر پایینی است.

روش دوم براساس انتخاب تعداد معینی از ضرایب همبستگی است که در این تحقیق، تعداد پنج بیشینه ضریب همبستگی انتخاب شدند. ترتیب بیشینه ضریب همبستگی در مورد خصوصیات خاک به این صورت است: باندهای قرمز، ۴، ۲۵، ۳۵، ۳۶ در مورد درصد رس، باندهای مادون قرمز نزدیک، ۲۱، ۳۵، ۳۲، ۱۹ در مورد

جدول ۳- تعیین توابع تحریک مدل شبکه عصبی مصنوعی در برآورد درصد شن

Table 3. Determination the activation functions of artificial neural networks for sand percent estimation.

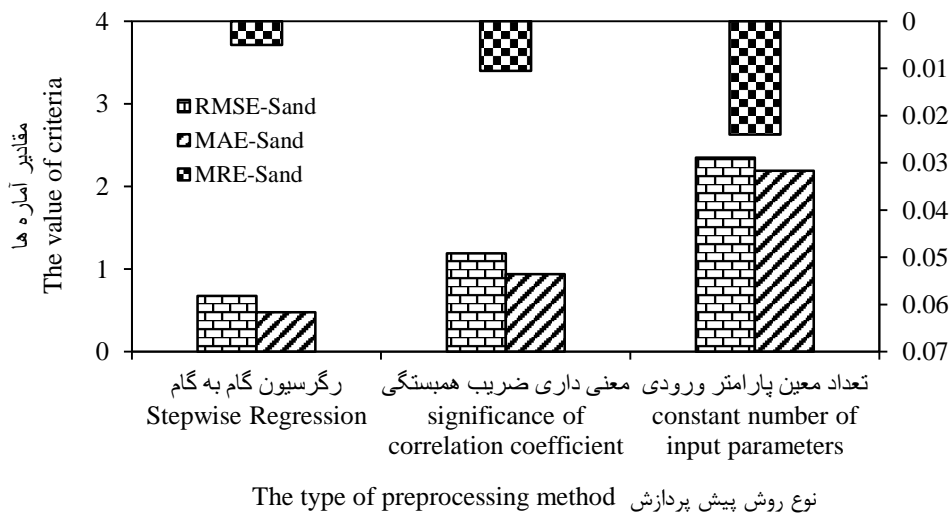
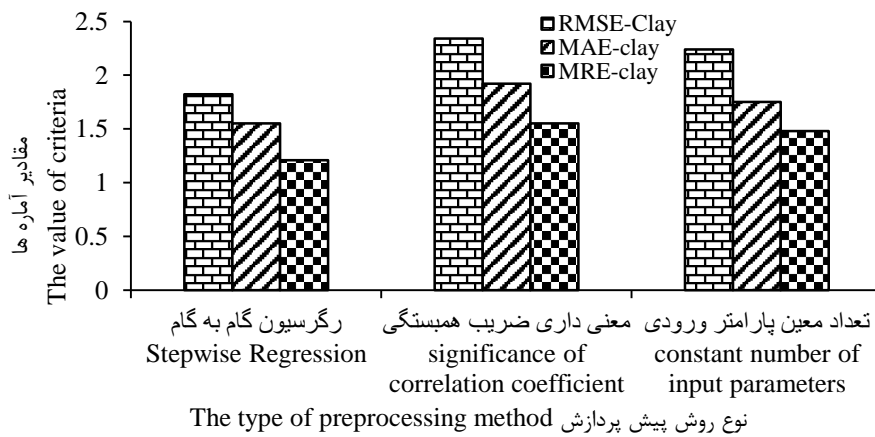
RMSE	لایه میانی- خروجی Hidden-output layer	RMSE	لایه میانی- خروجی Hidden-output layer
0.679	خطی- لگاریتم زیگموئیدی Linear-log sigmoid	3.46	لگاریتم زیگموئیدی- تانژانت زیگموئیدی log sigmoid- Tan sigmoid
0.72	خطی- تانژانت زیگموئیدی Linear-log-sigmoid	0.67	خطی- تانژانت زیگموئیدی Linear-Tan sigmoid
		3.17	تانژانت زیگموئیدی- تانژانت زیگموئیدی Tan sigmoid- Tan sigmoid

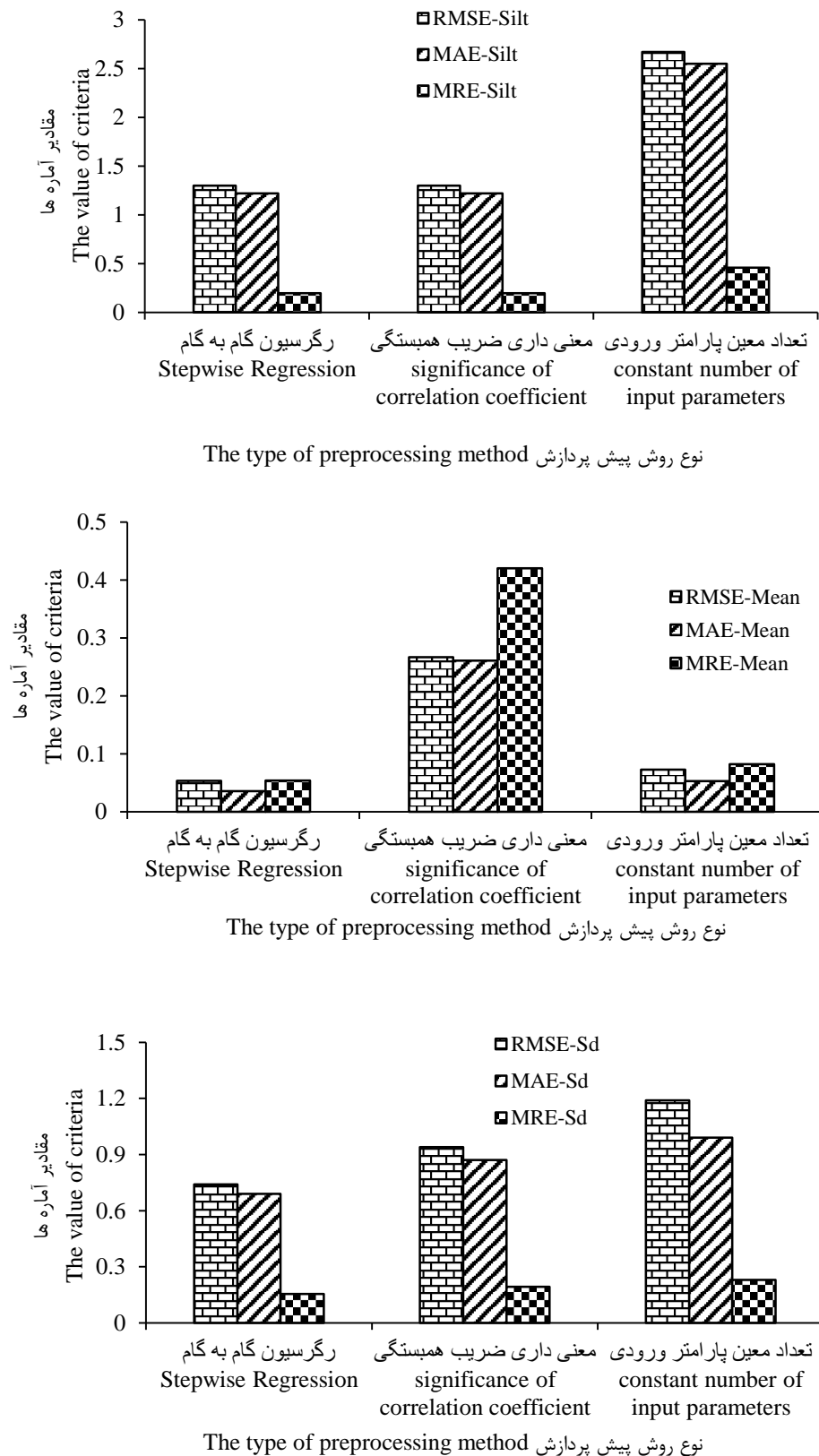


شکل ۳- تغییرات معیارهای خطا با تعداد نورون‌ها، سیلت  
 Figure 3. Variations of error criteria with the number of neurons, silt.

آماره‌ها مورد ارزیابی قرار گرفتند. شکل ۴ مقادیر آماره‌های حاصل از مدلسازی شبکه عصبی مصنوعی را برای خصوصیات خاک نشان می‌دهد.

با توجه به شکل ۳، کمینه مقدار خطا مربوط به نورون با تعداد ۳ می‌باشد. بعد از تعیین پارامترهای شبکه عصبی مصنوعی و اجرای آن، مقادیر خصوصیات خاک در دوره صحت‌سنجی محاسبه شد و صحت آن‌ها با استفاده از

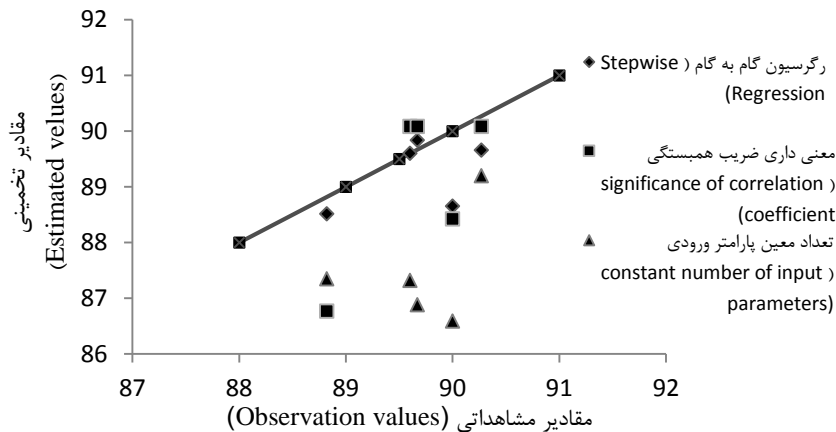




شکل ۴- مقادیر آماره‌های حاصل از اجرای شبکه عصبی با روش‌های پیش‌پردازش مختلف  
Figure 4. Criteria values of neural network with different preprocessing methods

رس ۲/۱۳، شن ۱/۴ و سیلت ۱/۷۵، متوسط MAE در مورد رس ۱/۷۴، شن ۱/۲ و سیلت ۱/۶۶، متوسط MRE در مورد رس ۱/۴۱، شن ۰/۱۳ و سیلت ۰/۲۸ بود. کمینه و بیشینه خطا به ترتیب مربوط به شن و رس می‌باشد. به نظر می‌رسد نیاز به کاهش خطا و افزایش دقت در محاسبه درصد اجزای ریز خاک وجود دارد. همان‌طوری‌که دیده شد استفاده از شاخص SAVI نسبت به شاخص NDVI ضریب همبستگی را افزایش داد. در حالت دیگر مقایسه‌ای بین مقادیر مشاهداتی و تخمینی با روش‌های مختلف پیش‌پردازش در طی دوره صحت‌سنجی در مورد درصد اجزاء شن انجام گرفت که نتایج در شکل ۵ آورده شده است.

با توجه به مقادیر آماره‌ها، استفاده از روش گام به گام جهت پیش‌پردازش داده‌ها از کمترین خطا برخوردار است. ولی در مورد مقایسه دو روش یعنی روش‌های معنی‌داری ضریب همبستگی و تعداد ثابت پارامترهای ورودی نمی‌توان یک روش را به‌طور قاطع در نظر گرفت. در تحقیق ابراهیمی و همکاران (Ebrahimi et al., 2012) نیز با کاهش تعداد متغیرها در مدل رگرسیون چند متغیره کارایی مدل در تخمین درصد اجزای رس افزایش یافت. دلیل این امر را می‌توان وارد شدن تعداد متغیرهای کمتر به مدل و کاهش اثر همبستگی متقابل بین متغیرهای مستقل دانست. متوسط درصد کاهش آماره RMSE برای شن ۵۷/۲۱، سیلت ۵۱/۱۳ و رس ۲۰/۳۰ بوده است. همچنین متوسط RMSE برای سه روش مذکور در مورد

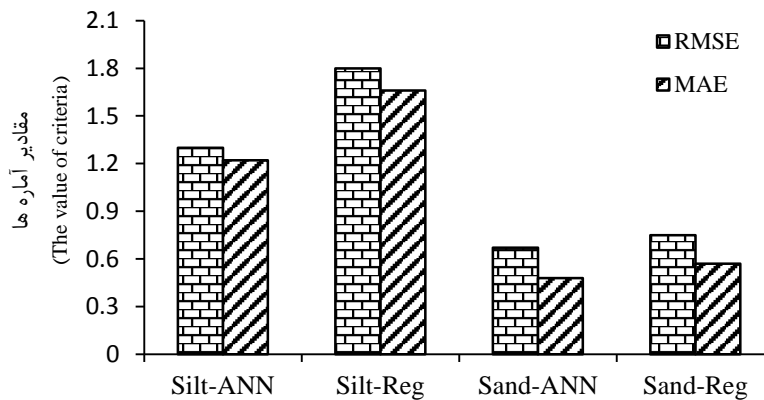


شکل ۵- مقادیر مشاهداتی و تخمینی اندازه ذرات شن

Figure 5. Observation and estimated values of sand particles

شده با روش گام به گام انجام گرفت که نتایج به‌عنوان نمونه در شکل ۶ برای درصد سیلت و شن آورده شده است. با توجه به شکل ۶ شبکه‌های عصبی مصنوعی در برابر رگرسیون کلاسیک از معیار خطای کمتری برخوردار هستند. این مساله افزایش دقت نتایج را در صورت استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی را بیان می‌کند. بنابراین، نوع روش مدلسازی نیز از اهمیت چشمگیری برخوردار است.

با توجه به شکل ۵، داده‌های حاصل از رگرسیون گام به گام و تعداد معین پارامتر ورودی به ترتیب کمترین و بیشترین فاصله نسبت به خط را دارا هستند که این مساله توسط معیارهای خطای محاسبه شده در قسمت قبل نیز تأیید می‌گردد. در حالت دیگر مقایسه‌ای بین عملکرد رگرسیون کلاسیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی با استفاده از پارامترهای ورودی تعیین



شکل ۶- مقایسه عملکرد رگرسیون کلاسیک و شبکه عصبی مصنوعی

Figure 6. Comparison of classical regression and artificial neural networks performance

بیشتر نمود داشت. بنابراین تعیین شاخص‌های ترکیبی با باندهای مناسب می‌تواند دقت تخمین درصد اجزای خاک را بالا ببرد. دمای سطح زمین محاسبه شده با الگوریتم پرایس فقط در مورد ذرات شن به علت ظرفیت نگهداری پایین تاثیر دارد. در بین روش‌های پیش‌پردازش پارامترهای ورودی، روش رگرسیون گام به گام توانست میزان دقت را در تخمین اجزای بافت خاک، میانگین و انحراف معیار اندازه ذرات خاک افزایش دهد. قابل ذکر است کارایی روش مذکور در مورد اجزای درشت خاک مانند ذرات شن بیشتر بود. این مساله حاکی از آن است که روش رگرسیون گام به گام از تاثیر مهمی در انتخاب پارامترهای موثر ورودی و به تبع آن کاهش خطای شبیه‌سازی برخوردار است. به طوری که با تعیین یک یا دو پارامتر غالب و مهم میزان خطا به شدت کاهش می‌یابد. استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در برابر رگرسیون کلاسیک دقت نتایج را افزایش می‌دهد. بنابراین علاوه بر پارامترهای ورودی، نوع روش مدلسازی نیز از تأثیر چشم‌گیری در فرآیند مدلسازی بافت خاک با داده‌های تصاویر ماهواره‌ای برخوردار است.

### نتیجه‌گیری کلی

اهمیت بافت خاک به عنوان یکی از مهم‌ترین خصوصیات خاک در علوم مختلف از جمله کشاورزی، هیدرولوژی، زیست محیطی و ... به اثبات رسیده است. بنابراین تعیین بافت خاک با روشی کارآمد ضروری به نظر می‌رسد که در سال‌های اخیر کارایی استفاده از اطلاعات تصاویر ماهواره‌ای در این زمینه نقش چشم‌گیری داشته است. مبنای روش وجود ارتباط بین باندهای طیفی، شاخص‌های تصاویر ماهواره‌ای با درصد اجزای خاک است. تحلیل ضریب همبستگی حاکی از این است که بیشترین تعداد ضرایب همبستگی معنی‌دار مربوط به باندهای تکی به خصوص باند مادون قرمز نزدیک است. شاخص‌های ترکیبی مورد استفاده تحقیق فقط در مورد میانگین هندسی ذرات خاک دارای ضریب همبستگی معنی‌داری است. این مساله نمایانگر استفاده از سایر شاخص‌های ترکیبی یا شاخص ترکیبی اصلاح شده می‌باشد مانند افزایش ضریب همبستگی از شاخص NDVI به شاخص SAVI. اهمیت تصحیح اثرات خاک زمینه در مورد اجزای خاک با اندازه کوچک‌تر یعنی رس و سیلت

### References

- Abbaspour-Gilandeh Y., Alimardani R., Khalilian A., Keyhani A., and Sadati H. 2008. Prediction of draft force and tillage energy of subsoiling operation using ANN model. *The 5<sup>th</sup> National Congress on Biosystem Engineering and Mechanization*, 1-13.
- Abdalla N.I., Karamalla Gaiballa A., Ksch C., Sulieman M., and Mariod A. 2015. Using MODIS-derived NDVI and SAVI to distinguish between different rangeland sites according to soil types in semi-arid areas of Sudan (North Kordofan State). *International Journal of Life Science and Engineering*, 1(4): 150-164.
- Ahmed Z., and Iqbal J. 2014. Evaluation of Landsat TM5 multispectral data for automated mapping of surface soil texture and organic matter in GIS. *European Journal of Remote Sensing*, 47:557-573.
- Alizadeh R. 1993. Remote sensing (principles and applications), Samt Press, pp.310.
- Chang D.H., and Islam S. 2000. Estimation of soil physical properties using remote sensing and artificial neural network. *Remote Sensing of Environment*, 74(3): 534-544.
- Chang D.H., Kothari R., and Islam S. 2003. Classification of soil texture using remotely sensed brightness temperature over the Southern Great Plains. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(3): 664 - 674.

- Ebrahimi Z., Vali A., Ghazavi R., and Haghparast H. 2012. Investigation of soil texture particles and geometric mean particle diameter effects on soil surface of spectral reflectance (case study: Yazd). *Journal of Quantities Geomorphology Researches*, 3: 115-128.
- Ghabaei-Sough M., Mosaedi A., Hesam M., and Hezarjaribi A. 2010. Evaluation effect of input parameters preprocessing in artificial neural networks (Anns) by using stepwise regression and gamma test techniques for fast estimation of daily evapotranspiration. *Journal of Water and Soil (Agricultural Sciences and Technology)*, 24(3): 610-624. (In persion)
- Karamouz M., and Araghinejad S. 2005. Advanced hydrology. *Amirkabir University of Technology, Tehran Polytechnic Press*, 465p.
- Kouchakzadeh M., and Bahmani B. 2005. Assessment of artificial neural networks revenue in reducing required parameters for estimation of reference evapotranspiration. *Journal of Agricultural Sciences*, 11(4): 87-97.
- 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*, 59: 488-500.
- McBratney A.B., Santos M.L., and Minasny B. 2003. On digital soil mapping. *Geoderma*, 117: 3-52.
- Price J.C. 1984. Land surface temperature measurements from the split window channel of the NOAA 7 advanced very high resolution radiometer. *Journal of Geophysical Research*, 89: 7231-7237.
- Shahabfara A., Ghulamb A., and Eitzinger J. 2012. Drought monitoring in Iran using the perpendicular drought indices. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 18: 119-127.
- Shirazi M., and Boersma A. 1984. A unifying quantitative analysis and soil texture. *Soil Science Society of America Journal*, 48: 142-147.
- Shirazi M., Matinfar M., Nematolahi M.J., and Zehtabiyan G.R. 2011. Comparison of information content of aster and LISS-III Bands in Arid Areas (Case study: Damghan Playa). *Journal of Applied RS and GIS Techniques in Natural Resource Science*, 1(1): 31-49.
- 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*, 10(6): e0129977.
- Waters R., Allen R., Tasumi M., Trezza R., and Bastiaanssen W. 2002. SEBAL surface energy balance algorithms for land, Idaho Implementation. *Advanced Training and User's Manual (NDVI)*.
- Ziaee D., and Khajedin S.J. 2013. Mapping of soil texture and saturated soil surface moisture using remote sensing (Case study: Esfahan). *Iranian Journal of Range and Desert Research*, 20(4): 795-808.

## Evaluation the Preprocessing Effect of Satellite Images Input Parameters in to Artificial Neural Network for Soil Texture Determination

Laleh Parviz<sup>1</sup>

(Received: September 2016

Accepted: January 2017)

### Abstract

Soil properties determination such as soil texture is an important tool for proper management, optimized and sustainable use of soil. The aim of this research is determination the soil texture, geometric mean and standard deviation of soil particles using images of MODIS sensor in the period of 2015-2016. After soil texture determination using hydrometer method, artificial neural network model have been used for soil properties determination using reflectance, thermal bands and indices of satellite images. The preprocessing is one the most important parts in the modeling process. In this research, the preprocessing of input parameters was based on the significance of correlation coefficient, using the constant number of input parameters and stepwise regression. Stepwise regression method has the minimum error which the RMSE decreasing rather to the significance correlation and constant input parameter methods for clay content determination was 22 and 18.6 percent, for sand determination 43.19 and 71.23 percent, for geometric mean determination 80.14 and 27.29 percent, for standard deviation determination 21.17 and 38.71 percent. Also, in the case of silt calculation, the RMSE decreasing rather to the constant input parameter method was 55.13 percent. The minimum of average criteria; RMSE, MAE and MRE for three different preprocessing methods was related to the sand particle, for example the average of MAE for clay, sand and silt was 1.74, 1.2 and 1.66 respectively. RMSE decreasing of sand, 27.77, using artificial neural networks indicted the better performance of method relative to the classical regression. Generally, the kind of input parameters and kind of modeling is important factors in the soil texture determination.

**Keywords:** Soil Texture Modeling, Input Parameters, Reflectance Bands, Stepwise Regression.

1- Assistant Professor, Faculty of Agriculture, Azarbaijan Shahid Madani University, Iran

\* Corresponding author Email: [laleh\\_parviz@yahoo.com](mailto:laleh_parviz@yahoo.com)