

## توسعه مدل پیش‌بینی مدول برج‌های رسی تثبیت شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

مقاله علمی - پژوهشی

وحید خلیفه، استادیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی سیرجان، سیرجان، ایران  
علیرضا غنی‌زاده، دانشیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی سیرجان، سیرجان، ایران  
نوید ندیمی\*، دانشیار، بخش مهندسی عمران، دانشکده فنی - مهندسی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، ایران  
\*پست الکترونیکی نویسنده مسئول: [navidnadimi@uk.ac.ir](mailto:navidnadimi@uk.ac.ir)

دریافت: ۱۴۰۲/۰۲/۲۰ - پذیرش: ۱۴۰۲/۰۷/۲۸

صفحه ۹۸-۸۵

### چکیده

مدول برج‌های رسی یکی از شاخص‌های مهم در طراحی روسازی راه‌هاست که نقش بسیار مهمی در تعیین ضخامت روسازی دارد. تعیین مدول برج‌های رسی خاک‌ها به روش مستقیم و بر اساس نتایج آزمایشگاهی به دلیل هزینه‌های بالای آن از جهت تجهیزات و نیروی انسانی معمولاً مقرون به صرفه نیست. لذا بر پایه اطلاعات میدانی گذشته می‌توان بر اساس روش‌های هوش مصنوعی اقدام به پیش‌بینی و تعیین این شاخص بر اساس داده‌های ورودی نمود. هدف از این مقاله توسعه مدلی جهت پیش‌بینی مدول برج‌های رسی خاک‌های رسی تثبیت شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی است. بدین منظور ۸ نمونه خاک مختلف تثبیت‌شده با افزودنی‌هایی نظیر آهک، خاکستر بادی و غبار کوره سیمان مورد بررسی قرار گرفتند. در این مقاله از داده‌های گزارش شده در پیوست طراحی روسازی به روش آشتو ۲۰۰۲ استفاده شد. با مقایسه خروجی‌های بدست آمده با داده‌های واقعی بر اساس شاخص‌های آماری همچون ضریب رگرسیون و جذر میانگین مربعات خطا مشخص شد که در همه موارد نتایج مطلوبی بدست آمد. مقدار ضریب رگرسیون ۰/۹۹ و جذر میانگین مربعات خطا کمتر از ۶ درصد نشان از دقت بالای مدل توسعه داده شده در پیش‌بینی مدول برج‌های رسی تثبیت شده دارد.

واژه‌های کلیدی: مدول برج‌های رسی، شبکه عصبی مصنوعی، پیش‌بینی، روسازی

### ۱- مقدمه

خاک‌های مختلف در زیر بار ترافیک در طراحی سازه‌های روسازی در روش مکانیستیک- تجربی شناخته می‌شود (Jue et al., 2019). در روش مکانیستیک- تجربی سه سطح قابلیت اطمینان برای مدول برج‌های رسی تعریف شد. سطح اول با بالاترین سطح قابلیت اطمینان مربوط به نتایج واقعی آزمایش مدول برج‌های رسی است که در راه‌های با تردد بالای وسایل نقلیه سنگین مد نظر قرار گرفت. سطح دوم بر اساس تخمین مدول برج‌های رسی براساس رابطه همبستگی با دیگر خصوصیات خاک بیان شد و در سطح سوم که پایین‌ترین سطح قابلیت اطمینان

راه‌ها از مهم‌ترین دارایی‌های کشورها به شمار می‌آیند که سالانه هزینه‌های زیادی جهت ساخت و یا نگهداری از آنها صرف می‌شود. با توجه به هزینه‌بر بودن عملیات نگهداری از راه‌ها، همواره طراحی مناسب و اجرای با کیفیت روسازی از اهمیت بالایی برخوردار بوده است. در روند طراحی روسازی یکی از مهم‌ترین عوامل، مقاومت خاک بستر است که با مدول برج‌های رسی بیان می‌گردد (Ghorbani et al., 2020). مدول برج‌های رسی خاک بستر به‌طور گسترده به‌عنوان مشخصه مکانیکی اصلی توصیف‌کننده مدول الاستیسیته وابسته به تنش

استفاده از خاک سیمان‌دار در سازه‌های هیدرولیکی، روسازی و راهسازی، محوطه‌های وسیع و پارکینگ‌ها، ساختن سدها با شیب تند و وسعت عملیات کم رواج بسیاری یافته است. معمولاً برای تثبیت خاک‌های ریزدانه با پلاستیسیته و قابلیت تورم بالا، ۳ تا ۶ درصد وزن خشک آن، آهک و برای خاک‌های ماسه‌ای و خاک‌های با پلاستیسیته کم، ۳ تا ۸ درصد وزن خشک آن، سیمان به خاک افزوده می‌شود. تاکنون تحقیقات زیادی در رابطه با تثبیت خاک بستر با استفاده از افزودنی‌هایی نظیر قیر، سیمان، آهک، خاکستر بادی، غبار کوره سیمان و سایر افزودنی‌ها در مقیاس آزمایشگاهی صورت گرفته است (Ardah et al., 2017; Dhar & Hussain, 2021; Ikechukwu et al., 2021; Okeke, 2020). اما با توجه به تجربیات بدست آمده و تعیین پارامترهای موثر در تثبیت با افزودنی‌های مختلف و همچنین زمان‌بر و هزینه‌بر بودن آزمایش‌های مستقیم، محققین به سوی مدل‌های ریاضیاتی پیش‌بینی مدول برجهندگی حرکت کرده‌اند. در طول دو دهه گذشته روش‌های هوش محاسباتی مختلفی همچون شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی-فازی سازگار، برنامه‌ریزی ژنتیک و ماشین بردار پشتیبان و ... جهت پیش‌بینی مدول برجهندگی خاک بستر روسازی مورد استفاده قرار گرفته است. در مطالعه‌ای از شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی مدول برجهندگی خاک بستر روسازی بر اساس داده‌های ایالت اوهایو استفاده شد. برای این منظور جهت ساخت مدل پیش‌بینی مدول برجهندگی، از متغیرهایی شامل درصد ذرات ریزدانه، شاخص خمیری، حد روانی، مقاومت فشاری تک‌محوری، درصد رطوبت بهینه، درصد رطوبت، درجه اشباع، تنش محدودکننده و تنش انحرافی به‌عنوان پارامترهای ورودی بهره برده شد (Hanittinan, 2007). در مطالعه دیگری جهت پیش‌بینی مدول برجهندگی خاک ریزدانه بستر با ساخت مدل‌های مختلف بر پایه شبکه‌های عصبی مصنوعی، میزان تأثیرگذاری داده‌های ورودی ارزیابی گردید و به این نتیجه رسیدند که تنش انحرافی بیشترین اثرگذاری را بر مدول خروجی دارد (Park et al., 2009). در یک بررسی دیگر چندین مدل شبکه عصبی بر اساس همبستگی بین مدول برجهندگی و خصوصیات معمول خاک بستر و حالت تنش با اهداف طراحی توسعه داده شد. در اینجا با جمع‌آوری ۹۷ داده مربوط به ۱۶ بخش از ایالت اوکلاهامای آمریکا و با در نظر گرفتن پارامترهایی ورودی شامل دانه بندی،

است، مدول برجهندگی محلی برای یک منطقه به صورت پیش فرض اعمال گشت که برای راه‌های با اهمیت کم قابل استفاده خواهد بود. مدول الاستیسته به‌عنوان نسبت تنش سیکلی حداکثر به کرنش قابل برگشت در یک سیکل بارگذاری دینامیک تکرارشونده تعریف می‌شود (Zhang et al., 2019). تعیین مدول برجهندگی به دلیل هزینه‌های بالای آزمایش‌ها، اغلب به صورت غیر مستقیم و از طریق آزمایش مقاومت باربری کالیفرنیا و وجود رابطه همبستگی بین این دو انجام می‌گیرد، اما در صورت نیاز به تعیین مستقیم این پارامتر، نیاز به آزمایش‌های پرهزینه و وقت‌گیری نظیر آزمایش بارگذاری سه محوری است. لذا تاکنون مدل‌های مختلفی جهت پیش‌بینی غیرمستقیم مدول برجهندگی بر اساس تحلیل‌های آماری و رگرسیون پیشنهاد شده است. در طول چهار دهه گذشته محققین زیادی به بررسی رفتار غیرخطی خاک بستر روسازی راه‌ها و عوامل موثر در آن شامل تنش انحرافی، وزن مخصوص خشک، درصد رطوبت، دانه‌بندی و شکل دانه‌ها، درصد ریزدانه و حالت تنش پرداختند (Ghorbani et al., 2020; Sung-Hee et al., 2007). با افزایش وزن مخصوص خشک و یا درجه تراکم خاک، مصالح بستر از مقاومت بالاتری برخوردار خواهند بود (S. Kim, 2004). در ضمن اثر وزن مخصوص خاک با تغییر در نوع سنگدانه‌ها، درصد ریزدانه و حالت تنش تغییر می‌کند. به عنوان نمونه در تحقیقی در سال ۲۰۰۵ مشخص شد که اثر وزن مخصوص با افزایش ذرات ریزدانه کاهش می‌یابد (S.-H. Kim et al., 2005). همچنین در سال ۲۰۰۸ نتایج تحقیق دیگری نشان داد که مدول برجهندگی با افزایش وزن مخصوص خشک خاک در یک متوسط تنش نرمال پایین، افزایش می‌یابد (Hossain, 2008). علاوه بر موارد فوق، استفاده از برخی مواد افزودنی نظیر آهک، غبار کوره سیمان و خاکستر بادی به خاک بستر نیز تأثیر به‌سزایی در افزایش مدول برجهندگی خاک دارد؛ به چنین فرآیندی تثبیت خاک نیز می‌گویند. تثبیت خاک به مجموعه اقداماتی گفته می‌شود که به اصلاح و بهبود خواص فیزیکی و یا شیمیایی خاک جهت افزایش مقاومت باربری آن می‌انجامد (Hanandeh et al., 2020). تثبیت خاک‌ها به روش‌های مختلفی نظیر روش‌های مکانیکی، شیمیایی، فیزیکی، بیولوژیکی (رویاندن گیاه) و حتی الکتریکی امکان‌پذیر است. تثبیت با افزودنی‌ها یکی از قدیمی‌ترین روش‌های بهسازی خاک است.

۰/۹۷ و مدل الگوریتم ژنتیک ۰/۹۵ برای پیش‌بینی مدول برجهدگی بوده است. بنابراین این روش‌ها به‌عنوان شیوه‌های قدرتمند و کارایی جهت پیش‌بینی مدول برجهدگی در قیاس با روش‌های تجربی است (Hanandeh et al., 2020). در مطالعه‌ای از دو روش جنگل تصادفی و تقویت‌گرادیان جهت پیش‌بینی مدول برجهدگی براساس نتایج آزمایشگاهی استفاده شد و نتایج نشان داد که واریانس به شدت کاهش یافت و دقت پیش‌بینی مدول بهبود یافت. روش تقویت‌گرادیان به عنوان روش برتر با ضریب تعیین ۰/۹۵ معرفی شد (Pahno et al., 2021). جهت تخمین دقیق و کارای مدول برجهدگی خاک بستر، مدل‌های پیش‌بینی بر مبنای داده‌های تجربی و تحلیل رگرسیون چندگانه با ۲۲ نمونه خاک توسعه داده شد. ضریب تعیین بالای مدول نشان داد که می‌توان از آن در شرایط مختلف جهت پیش‌بینی ضریب برجهدگی استفاده کرد (Zhang, Peng, Zeng, et al., 2021). در مطالعه‌ای با هدف توسعه یک روش دقیق و کارا برای تخمین مدول برجهدگی خاک بستر آزمایش‌های بارگذاری محوری تکراری انجام و مدلی توسعه داده شد. نتایج نشان داد که ضریب تعیین مدول بالا بوده و مدل منطقی و قابل استفاده بطور گسترده خواهد بود (Zhang, Peng, Liu, et al., 2021). در تحقیق دیگری از الگوریتم ژنتیک و یک رویکرد هوشمند ترکیبی با استفاده از الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی جهت تخمین مدول برجهدگی خاک بستر استفاده شد. نتایج نشان داد که هر دو مدل الگوریتم ژنتیک و رویکرد ترکیبی می‌تواند مدول برجهدگی خاک بستر را با دقت خوبی نسبت به سایر روش‌های موجود پیش‌بینی کنند (Ghorbani et al., 2020). همان‌گونه که ملاحظه می‌شود، تحقیقاتی که تاکنون انجام شده است، عمدتاً بر پایه بکارگیری روش‌های مختلف هوش محاسباتی، فراابتکاری و تکاملی جهت پیش‌بینی مدول برجهدگی خاک‌های ریزدانه استوار بوده است و تحقیقات چندانی در راستای پیش‌بینی مدول برجهدگی خاک‌های تثبیت شده انجام نگرفته است. لذا در این مقاله از روش شبکه عصبی مصنوعی، که متداول‌ترین روش مورد استفاده در تحقیقات گذشته بوده است، جهت پیش‌بینی مدول برجهدگی خاک‌های ریزدانه تثبیت شده با استفاده از آهک، خاکستر بادی و غبار کوره سیمان بهره گرفته شده است. در اینجا با توجه به وجود داده‌های واقعی مدول برجهدگی برای چهار نوع خاک، سطح اول قابلیت اطمینان قابل تعریف است و پیش‌بینی مدول برجهدگی بر اساس این داده‌ها و براساس روش شبکه عصبی مصنوعی جهت استفاده در طراحی روسازی‌های جدید انجام خواهد گرفت.

حدود اتربرگ، وزن مخصوص، رطوبت بهینه و مقاومت فشاری تک‌محوری و مدول برجهدگی به‌عنوان پارامتر خروجی، چهار مدل شبکه عصبی مصنوعی پس‌خور شامل شبکه خطی، شبکه عصبی رگرسیون عمومی، شبکه تابع شعاع مینا و شبکه پرسپترون چندلایه ارائه شد. تحقیقات آن‌ها نیز نشان از برتری مدول پرسپترون چندلایه نسبت به سایر مدل‌ها داشت (Musharraf et al., 2010). گروه دیگری از محققین به ارزیابی عملکرد الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی جهت بهبود دقت پیش‌بینی مدول برجهدگی خاک بستر بر پایه خصوصیات شاخص خاک پرداختند.

همچنین اثر دقت مدول برجهدگی را بر پیش‌بینی عملکرد طراحی روسازی به روش مکانیستیک- تجربی مورد بررسی قرار دادند. تحقیق آنها نشان داد که شبکه عصبی نسبت به مدل‌های رگرسیونی توانایی بهتری در پیش‌بینی مدول برجهدگی دارد (Nazal & Tatari, 2013). در تحقیق دیگری جهت پیش‌بینی مدول برجهدگی خاک‌های چسبنده از دو روش ماشین یادگیری افراطی بر پایه رگرسیون و ماشین بردار پشتیبان استفاده و نتایج آنها با یکدیگر مقایسه شد. در این مطالعه با بهره‌گیری از پایگاه داده‌هایی با ۸۹۱ داده مستخرج از مطالعات دانشگاه اوهایو و با در نظر گرفتن ۹ متغیر ورودی به ساخت مدل پیش‌بینی مدول برجهدگی خاک‌های ریزدانه پرداخته شد. نتایج این تحقیقات نشان داد که تابع کرنل چندجمله‌ای دارای بیش‌ترین دقت و دو پارامتر تنش محدودکننده و تنش انحرافی بیشترین تأثیر را بر مدول برجهدگی خاک‌های ریزدانه دارند (Pal & Deswal, 2014). در سال ۲۰۱۴ در یک مطالعه با مرتبط ساختن مدول برجهدگی با حالت تنش و خواص فیزیکی خاک مدول پیش‌بینی بر پایه شبکه‌های عصبی توسعه داده شد. در این مطالعه با استفاده از داده‌های مربوط به ایالت جورجیا مشخص شد که مدل معماری با ساختار ۱-۹-۱۲ قادر است که با کمترین خطا، مدول برجهدگی را پیش‌بینی نماید (S. H. Kim et al., 2014). در سال ۲۰۱۶ گروهی از محققین با بهره‌گیری از داده‌های مربوط به ایالت اوهایو و استفاده از یک سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی به نتیجه مطلوبی جهت پیش‌بینی مدول برجهدگی خاک بستر رسیدند (Sadrossadat et al., 2018). در مرکز تحقیقاتی حمل و نقل لوئیزیانا مطالعه‌ای بر روی ۴ نوع خاک بستر تثبیت شده با ۱۲۵ نمونه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک جهت پیش‌بینی مدول برجهدگی انجام شد. تثبیت‌کننده‌ها در این مطالعه عبارت بودند از سیمان، آهک و خاکستر بادی. نتایج مطالعه نشان داد که ضریب تعیین مدول شبکه عصبی مصنوعی

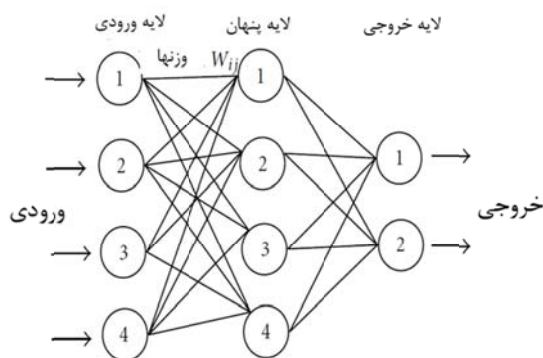
## ۲- روش تحقیق

در این بخش ابتدا توضیحات مختصری در رابطه با ابزار مورد استفاده در این تحقیق یعنی شبکه عصبی مصنوعی ارائه خواهد شد. سپس در ادامه در رابطه با جزئیات معماری شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد استفاده در این مقاله صحبت خواهد شد. در نهایت در رابطه با شیوه ارزیابی مدل‌های توسعه داده شده بحث خواهد شد.

### ۲-۱- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی ساختاری برای پردازش اطلاعات است که از سیستم عصبی زیستی الهام گرفته و مانند مغز انسان عمل می‌کند. شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز مانند انسان‌ها برای انجام تحلیل‌ها، نیاز به یک فرایند یادگیری دارند تا در گام‌های بعدی بتوانند مسائل را بر اساس آموزش‌های قبلی، تحلیل و

بررسی نمایند (Amiri et al., 2020). شبکه عصبی مصنوعی از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق‌العاده به هم پیوسته به نام نورون‌ها تشکیل شده که برای حل یک مسئله با هم هماهنگ عمل می‌کنند. نورون‌ها شامل مجموعه‌ای از ورودی و خروجی‌ها و تعداد زیادی گره یا واحد پردازشگر موسوم به تابع انتقال هستند. مجموعه‌ای از نورون‌های موازی، یک لایه را تشکیل می‌دهند. هر شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند برای تولید خروجی‌ها خود از چندین لایه تشکیل شود که شامل لایه‌های پنهان و لایه خروجی خواهد شد و این لایه‌ها به صورت سری به یکدیگر متصل می‌شوند. هر ورودی در شبکه عصبی دارای وزن متناظر با خود بوده که با تأثیرپذیری از آن و با هدف اعمال پردازش و تولید ورودی‌های لایه‌های بعدی وارد تابع انتقال خواهد شد. شکل ۱ این سیستم را نشان می‌دهد.



شکل ۱. شبکه مصنوعی سه لایه‌ای پیش‌خور

پیدا می‌کند، که ارتباط ورودی و خروجی را فراهم می‌سازد. خروجی ( $y_i$ ) گره  $i$  به صورت زیر محاسبه می‌شود (Raju et al., 2011).

$$y_i = f\left(\sum_{i=1}^m W_i X_i + b_i\right) \quad (1)$$

را نسبت به کل سیگنال‌های ورودی رسیده، مشخص می‌سازد. شکل رایج تابع فعالساز، تابع انتقال سیگموئید است که به صورت زیر بیان می‌شود (Raju et al., 2011).

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

تابع سیگموئید در همه جا پیوسته است و یک فرآیند غیر خطی را می‌توان با آن نگاشت (Raju et al., 2011).

پاسخ در آن‌ها همواره رو به جلو پردازش شده و به نورون‌های لایه‌های قبل خود باز نمی‌گردد. در این نوع شبکه به سیگنال‌ها

دو نوع اصلی شبکه‌های عصبی شبکه‌های پیش‌خور و پس‌خور هستند. شبکه‌های پیش‌خور، شبکه‌هایی هستند که مسیر

شبکه‌های عصبی پیش خور مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این الگوریتم، هر الگوی ورودی مجموعه داده‌های آموزش از لایه ورودی به لایه خروجی عبور داده می‌شود. خروجی تولید شده شبکه با خروجی هدف مقایسه می‌شود و خطا به صورت معادله ۳ محاسبه می‌گردد.

که در آن  $t_i$  مقدار خروجی مورد نظر به هدف است،  $y_i$  خروجی تولید شده در شبکه عصبی است،  $p$  تعداد گره‌های خروجی و  $P$  تعداد الگوهای آموزش است. این خطا در هر گره به صورت برگشتی منتشر و در نتیجه وزن‌های اتصال به روز خواهد شد.

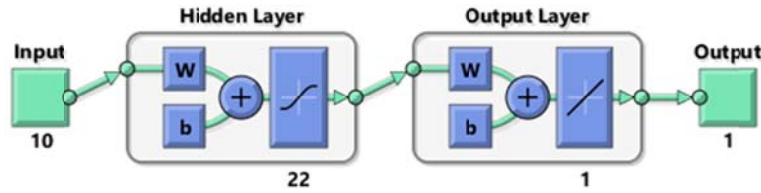
$$E = \sum_p \sum_P (y_i - t_i)^2 \quad (3)$$

بنابراین با هر بار آموزش شبکه عصبی مصنوعی نتایج مختلفی به دست می‌آید. در حقیقت عملکرد شبکه عصبی مصنوعی حتی با فرض ثابت بودن معماری و سایر پارامترهای شبکه بسیار وابسته به مقادیر وزن‌ها و بایاس‌های اولیه است. بنابراین در این مقاله هر معماری شبکه عصبی به تعداد ۱۰ مرتبه اجرا گردید و بهترین نتیجه از بین این نتایج به‌عنوان نماینده آن معماری انتخاب شد. در اینجا تعداد نرون‌ها در لایه مخفی از ۱۰ تا ۷۰ متغیر در نظر گرفته شد و با اجرای هر یک از معماری‌ها به تعداد ۲۰ مرتبه، تعداد بهینه نرون‌ها برای هر شبکه به دست آمد. به‌منظور آموزش، اعتبارسنجی و آزمون شبکه، به ترتیب از ۶۵٪، ۱۰٪ و ۲۵٪ از داده‌های مدول برجهدگی استفاده شد. همچنین در این مقاله تابع انتقال لایه مخفی به‌صورت هایپربولیک تانژانت سیگموئید و تابع انتقال لایه خروجی به‌صورت خطی در نظر گرفته شد. ارزیابی انجام شده نشان داد که شبکه بهینه برای خاک تثبیت‌شده با آهک دارای معماری بهینه ۱-۲۲-۱۰، برای خاک تثبیت‌شده با خاکستر بادی زغال‌سنگ دارای معماری بهینه ۱-۲۱-۱۰ و برای خاک تثبیت‌شده با غبار کوره سیمان دارای معماری بهینه ۱-۲۲-۱۰ است که در آن، ۱۰ و ۱ به ترتیب تعداد متغیرهای ورودی و خروجی شبکه و اعداد ۲۲، ۲۱ و ۲۰ تعداد نرون‌ها در لایه پنهان است. معماری بهینه شبکه عصبی مصنوعی در شکل‌های ۲ تا ۴ نشان داده شده است.

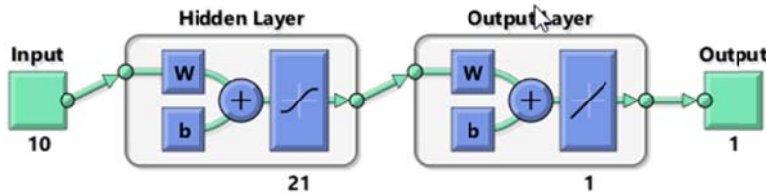
تنها اجازه عبور از مسیر یکطرفه (از ورودی تا خروجی) داده می‌شود. بنابراین بازخورد یا فیدبک وجود ندارد. به این معنی که خروجی هر لایه تنها بر لایه بعد اثر می‌گذارد و در لایه‌ی خودش تغییری ایجاد نمی‌کند. تفاوت شبکه‌های پس‌خور با شبکه‌های پیش‌خور در آن است که در شبکه‌های برگشتی حداقل یک سیگنال برگشتی از یک نرون به همان نرون یا نرون‌های همان لایه یا نرون‌های لایه‌های قبل وجود دارد و اگر نورونی دارای فیدبک باشد، بدین مفهوم است که خروجی نرون در لحظه حال نه تنها به ورودی در آن لحظه، بلکه به مقدار خروجی خود نرون در لحظه‌ی گذشته نیز وابسته است. الگوریتم‌های برگشتی یا پس‌انتشار اغلب برای آموزش

## ۲-۲- معماری شبکه عصبی مصنوعی پیشنهادی

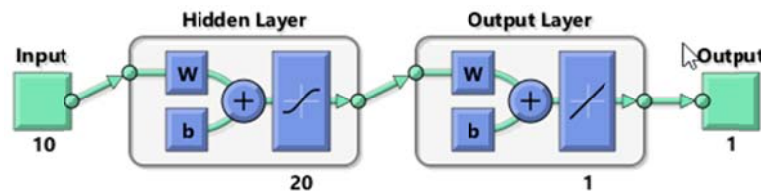
در این تحقیق برای سه افزودنی آهک، خاکستر بادی زغال‌سنگ و غبار کوره سیمان سه شبکه عصبی جداگانه توسعه داده شد. پیش از پیاده‌سازی شبکه عصبی مصنوعی، داده‌های ورودی و خروجی، بین ۰ تا ۱ نرمال‌سازی شد و فرآیند آموزش و آزمون این شبکه با استفاده از مقادیر نرمال شده انجام گرفت. به‌منظور آموزش و آزمون شبکه عصبی مصنوعی از جعبه ابزار شبکه‌های عصبی مصنوعی برنامه متلب استفاده شد. دو پارامتر اساسی که در مدل‌سازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی باید مقادیر بهینه آن‌ها تعیین شود عبارتند از تعداد لایه‌های مخفی و همچنین تعداد نرون‌ها در هر لایه مخفی. در این تحقیق با توجه به دقت کافی شبکه‌های تک‌لایه (یک لایه مخفی)، تعداد لایه‌های مخفی برابر با یک در نظر گرفته شد. همچنین به منظور تعیین بهینه نرون‌ها در لایه مخفی از روش سعی و خطا استفاده شد. برای این منظور، یک کد کامپیوتری در محیط متلب نوشته شد که فرآیند سعی و خطا را به‌صورت خودکار و با هدف تعیین تعداد بهینه نرون‌ها در لایه مخفی انجام می‌داد. برنامه توسعه داده شده با ارزیابی تعداد مختلف نرون‌ها در لایه مخفی، تعداد بهینه نرون‌ها را با توجه به شرط کمینه‌سازی میزان جذر مربع متوسط خطا برای داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون بدست می‌دهد. در جعبه ابزار شبکه‌های عصبی مصنوعی برنامه متلب مقادیر اولیه وزن‌ها و بایاس‌ها به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شود و



شکل ۲. معماری بهینه شبکه عصبی به منظور پیش‌بینی مدول برجهندگی خاک تثبیت شده با آهک



شکل ۳. معماری بهینه شبکه عصبی به منظور پیش‌بینی مدول برجهندگی خاک تثبیت شده با خاکستر بادی زغال‌سنگ



شکل ۴. معماری بهینه شبکه عصبی به منظور پیش‌بینی مدول برجهندگی خاک تثبیت شده با غبار کوره سیمان

### ۳-۲- ارزیابی عملکرد مدل

در این مقاله از روابط زیر برای تعیین عملکرد و دقت مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است:

۱- جذر میانگین مربعات خطا<sup>۲</sup> (RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2} \quad (۴)$$

۲- ضریب رگرسیون ( $R^2$ ):

$$R^2 = \left[ \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sigma_x \cdot \sigma_y} \right]^2 \quad (۵)$$

شده جهت اجرای طراحی روسازی آشتو ۲۰۰۲ که در ایالت اوکلاهما آمریکا استخراج شده، استوار است. در این گزارش چهار نوع خاک با نام‌های  $p$ ،  $k$ ،  $v$  و  $c$  و سه نوع افزودنی شامل آهک، خاکستر بادی زغال‌سنگ و غبار کوره سیمان مورد بررسی قرار گرفتند. جدول ۱ و ۲ به ترتیب مشخصات مهندسی و شیمیایی خاک‌های مورد استفاده را نشان می‌دهند.

که  $N$  تعداد داده‌های مشاهده شده،  $x_i$  ارزش  $x$  برای مشاهده‌ی  $i$ ام،  $y_i$  ارزش  $y$  برای پیش‌بینی  $i$ ام،  $\bar{x}$  میانگین  $x$ ،  $\bar{y}$  میانگین  $y$  و  $\sigma_x$  و  $\sigma_y$  به ترتیب برابر انحراف معیار  $x$  و  $y$  است.

### ۴- داده‌های تحقیق

مطالعه حاضر بر پایه داده‌های مربوط به گزارش FHWA-OK-08-10 تحت عنوان خواص مهندسی خاک بستر تثبیت

جدول ۱. مشخصات مهندسی خاک‌های مورد مطالعه

پارامتر/ واحد	C-soil	V-soil	K-soil	P-soil
نماد USCS	CH	CL	CL	CL-ML
طرح آشتو	A-7-6	A-6	A-6	A-4
نام USCS	رس باحد روانی بالا	رس باحد روانی کم	رس باحد روانی کم	رس لای‌دار با ماسه
درصد ریزتزاز ۰/۰۷۵ میلی‌متر	۹۴	۱۰۰	۹۷	۸۳
حد روانی	۵۸	۳۷	۳۹	۲۷
حد خمیری	۲۹	۲۶	۱۸	۲۱
شاخص خمیری	۲۹	۱۱	۲۱	۵
میزان فعال بودن (Activity)	۰/۶۹	۰/۲۸	۰/۴۷	۰/۲۴
وزن مخصوص	۲/۶۴	۲/۶۱	۲/۷۱	۲/۶۵
درصد رطوبت بهینه	۲۰/۳	۲۳/۰	۱۶/۵	۱۳/۱
حداکثر وزن مخصوص خشک (pcf)	۱۰۳/۷	۱۰۱/۹	۱۱۰/۶	۱۱۳/۴
pH	۴/۱۷	۸/۱۴	۸/۸۲	۸/۹۱
میزان سولفات (ppm)	۲۶۷	۱۵۴۰۰	<۴۰	<۴۰

جدول ۲. مشخصات شیمیایی خاک‌های مورد مطالعه

درصد وزنی				ترکیب شیمیایی
P-soil	K-soil	V-soil	C-soil	
۷۳/۷	۶۰/۷	۵۰/۲	۴۷/۵	سیلیکا (SiO <sub>2</sub> )
۷/۰	۱۱/۹	۱۶/۴	۱۶/۱	آلومینا (Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> )
۲/۲	۴/۴	۶/۷	۶/۸	اکسید آهن (Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> )
۱۴/۹	۷/۰	۴/۱	۳/۹	نسبت سیلیکا به سسکوئیتی اکسید (SSR)
۲/۹	۳/۳	۳/۵	۰/۱	SiO <sub>2</sub> /(Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub> +Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> ) اکسید کلسیم (CaO)
۱/۸	۳/۲	۴/۷	۰/۹	اکسید منیزیم (MgO)
۰/۸	۰/۸	۱/۰	۰/۲	اکسید سدیم (Na <sub>2</sub> O)
۱/۴	۲/۱	۴/۴	۲/۱	اکسید پتاسیم (K <sub>2</sub> O)
۰/۰	۰/۰	۱/۷	۰/۰	اکسید سولفور (SO <sub>3</sub> )
۵/۱	۷/۸	۷/۱	۲۵/۱	افت حرارتی
۵۴/۰	۸۸/۸	۹۴/۸	۸۷/۲	درصد عبوری از الک نمبر ۳۵
۳۱/۹	۲۷/۶	۲۹/۰	۳۰/۵	UCS (psi)

پارامتر ورودی عبارتند از: درصد ذرات عبوری از الک نمبر ۲۰۰، شاخص خمیری (PI)، درصد رس (عبوری از الک ۰/۰۷۵ میلی‌متر)، pH خاک، مساحت سطح ویژه خاک، درصد رطوبت خاک (%)، چگالی خشک خاک، درصد افزودنی، تنش محدودکننده ( $\sigma_3$ ) و تنش انحرافی ( $\sigma_d$ ). مشخصات آماری مجموعه داده‌های مدول برجهندگی چهار نوع خاک تثبیت شده با سه نوع افزودنی آهک، خاکستر بادی زغال‌سنگ و غبار کوره سیمان در جدول ۳ نشان داده شده است.

آزمایش مدول برجهندگی با درصدهای مختلف افزودنی روی هر یک از خاک‌ها انجام شد و تعداد ۷۲۰ داده مربوط به مدول برجهندگی بدست آمد. میزان افزودنی آهک به ترتیب صفر، ۳، ۶ و ۹ درصد، میزان افزودنی خاکستر بادی زغال سنگ به ترتیب صفر، ۵، ۱۰ و ۱۵ و در نهایت میزان افزودنی غبار کوره سیمان به ترتیب صفر، ۵، ۱۰ و ۱۵ درصد در نظر گرفته شدند. در تحقیق حاضر، ۱۰ پارامتر ورودی به منظور مدل‌سازی مدول برجهندگی مصالح تثبیت شده در نظر گرفته شده است. این ۱۰

جدول ۳. مشخصات آماری مجموعه داده‌ی مدول برجهندگی خاک بستر

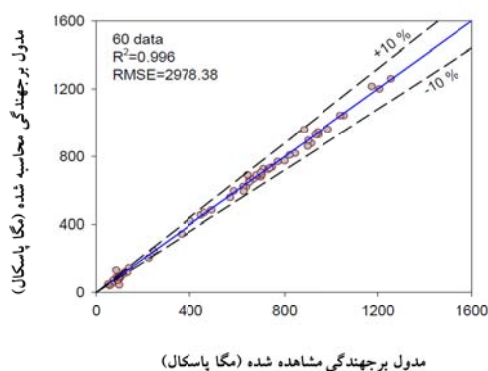
مشخصات آماری	P <sub>#200</sub> (%)	PI	CC (%)	pH	SSA (m <sup>2</sup> /g)	MC (%)	DD (g/cm <sup>3</sup> )	درصد آهک	درصد CFA	درصد CKD	σ <sub>3</sub> (kPa)	σ <sub>d</sub> (kPa)	M <sub>R</sub> (MPa)
کوچک‌ترین داده	۸۳/۰۰	۱۸/۰۰	۱۱/۰۰	۴/۱۷	۵۱/۰۰	۱۱/۷۰	۱۴/۹۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۱۳/۷۸	۱۲/۴۱	۴۹/۶۰
بزرگ‌ترین داده	۱۰۰/۰۰	۲۹/۰۰	۴۸/۰۰	۸/۹۱	۱۱۸/۵۰	۲۶/۸۰	۱۸/۱۰	۹/۰۰	۱۵/۰۰	۱۵/۰۰	۴۱/۳۶	۶۲/۰۵	۲۶۱۴/۵۰
میانگین	۹۳/۳۹	۲۳/۵۲	۳۵/۹۰	۷/۴۷	۹۴/۸۶	۱۸/۸۱	۱۶/۵۴	۴/۴۹	۷/۴۷	۷/۰۹	۲۷/۶۰	۳۷/۹۹	۷۳۳/۷۵
انحراف معیار	۶/۳۸	۴/۲۹	۱۴/۵۹	۱/۹۷	۲۷/۱۰	۴/۰۵	۰/۸۱	۳/۳۷	۵/۵۹	۵/۵۹	۱۱/۳۱	۱۷/۲۳	۵۶۲/۲۲
میانه	۹۴/۰۰	۲۶/۰۰	۴۵/۰۰	۸/۱۴	۱۱۶/۵۰	۱۸/۵۰	۱۶/۴۰	۳/۰۰	۵/۰۰	۵/۰۰	۲۷/۵۸	۳۷۲۳	۶۴۲/۷۲

P<sub>#200</sub>: درصد عبوری از الک نمرة ۲۰۰ خاک، PI: شاخص خمیری خاک، CC: درصد رس خاک، SSA: مساحت سطح ویژه خاک (m<sup>2</sup>/g)، MC: درصد رطوبت، DD: چگالی خشک (kN/m<sup>3</sup>)، σ<sub>3</sub>: تنش محدودکننده، σ<sub>d</sub>: تنش انحرافی، M<sub>R</sub>: مدول برجهندگی

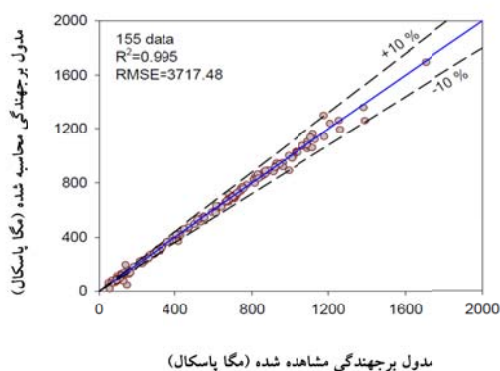
### ۳- نتایج تحقیق

تثبیت‌شده با این سه نوع افزودنی است. درصد خطای پیش‌بینی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی برای سه نوع افزودنی آهک، خاکستر زغال‌سنگ و غبار کوره سیمان به ترتیب در شکل‌های ۸ تا ۱۰ نشان داده شده است. ملاحظه می‌شود، در مورد اکثر داده‌ها خطای پیش‌بینی کمتر از ۱۰ درصد است. به‌علاوه میانگین خطای قدر مطلق نیز برای این شکل‌ها نشان داده شده است. میانگین قدر مطلق درصد خطای مدل شبکه عصبی مصنوعی توسعه داده شده برای سه نوع افزودنی آهک، خاکستر زغال‌سنگ و غبار کوره سیمان به ترتیب برابر با ۵/۲۵ و ۳/۵۸ است که نشان دهنده قابلیت اطمینان بالای مدل توسعه داده شده در پیش‌بینی مدول برجهندگی مصالح تثبیت شده است.

شکل‌های ۵ تا ۷ به ترتیب عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی توسعه داده شده را برای سه مدل پیش‌بینی مدول برجهندگی در خاک تثبیت‌شده با آهک، خاکستر زغال‌سنگ و غبار کوره سیمان با توجه به داده‌های آموزش و آزمون نشان می‌دهند. بر روی هر یک از این شکل‌ها تعداد داده‌ها، پارامتر جذر میانگین مربعات خطا و ضریب رگرسیون نشان داده شده است. همچنین خطوط مربوط به محدوده خطای ۱۰٪ نیز ترسیم شده است. همانگونه که ملاحظه می‌شود ضریب رگرسیون شبکه عصبی مصنوعی برای داده‌های آموزش و آزمون در کلیه مدل‌های توسعه داده شده بیش از ۰/۹۹ است که مقادیر بسیار بالایی هستند و نشان‌دهنده قابلیت بالای شبکه عصبی در پیش‌بینی پارامتر مدول برجهندگی خاک‌های



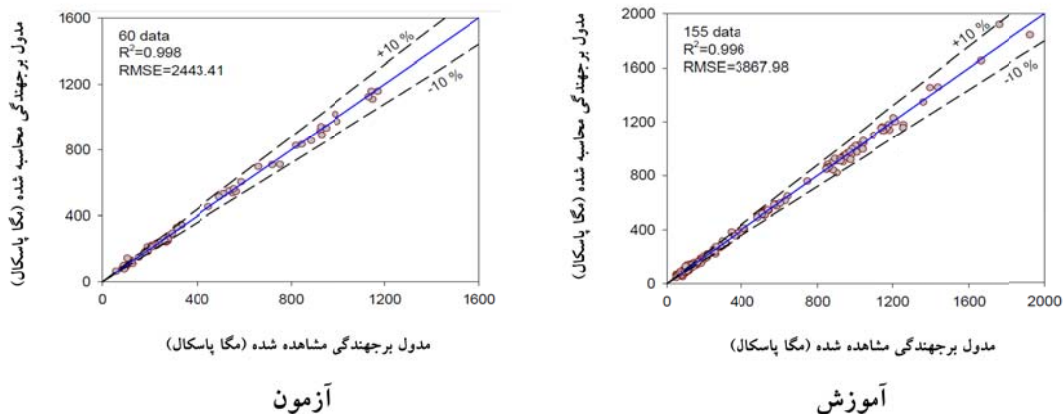
آموزش



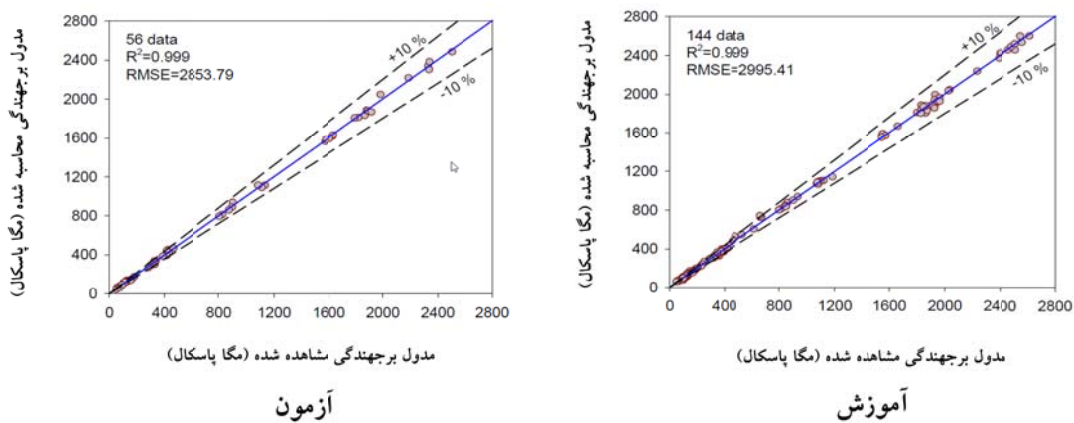
آزمون

شکل ۵. عملکرد شبکه عصبی مصنوعی توسعه داده‌شده در پیش‌بینی مدول برجهندگی خاک تثبیت‌شده با آهک

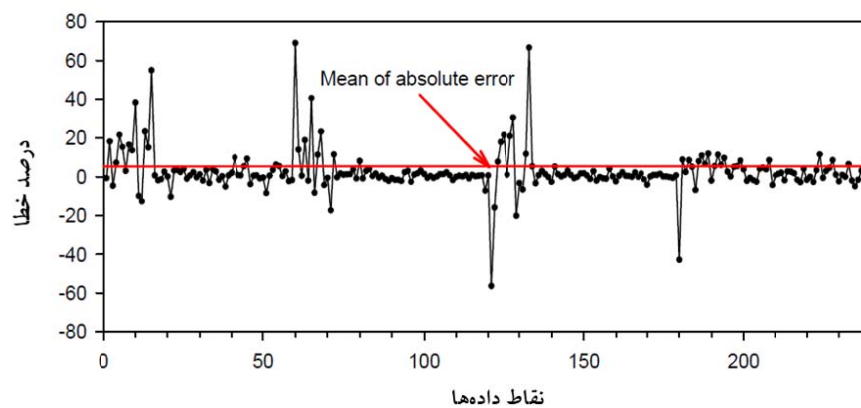




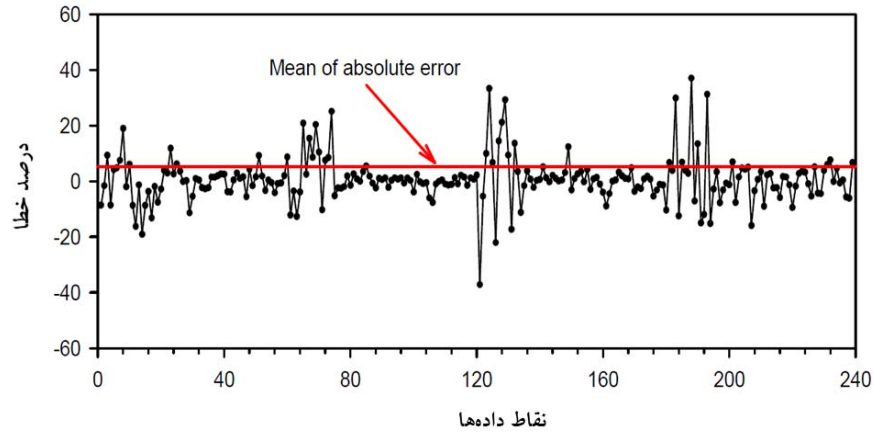
شکل ۶. عملکرد شبکه عصبی مصنوعی توسعه داده شده در پیش بینی مدول برجهندگی خاک تثبیت شده با خاکستر بادی زغال سنگ



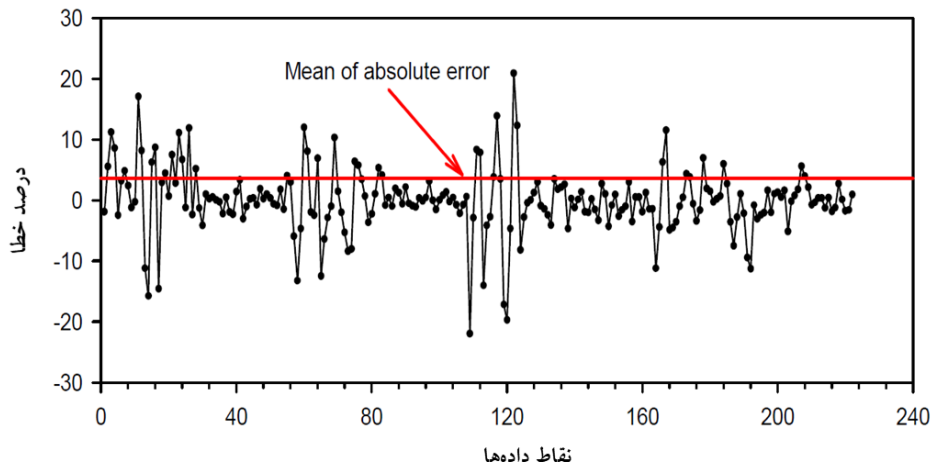
شکل ۷. عملکرد شبکه عصبی مصنوعی توسعه داده شده در پیش بینی مدول برجهندگی خاک تثبیت شده با غبار کوره سیمان



شکل ۸. درصد خطای پیش بینی مدول برجهندگی خاک تثبیت شده با آهک



شکل ۹. درصد خطای پیش‌بینی مدول برجهندگی خاک تثبیت‌شده با خاکستر بادی زغال‌سنگ



شکل ۱۰. درصد خطای پیش‌بینی مدول برجهندگی خاک تثبیت‌شده با غبار کوره سیمان

### ۱-۳- تحلیل حساسیت

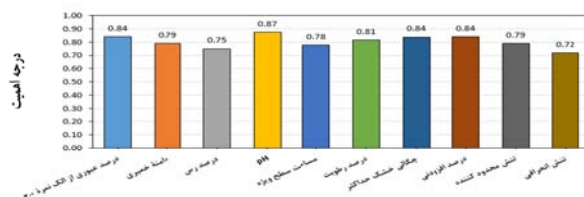
بررسی تأثیر هر یک از پارامترهای ورودی بر پارامتر خروجی مورد استفاده قرار گیرد (Yang, Y. Zhang, 2007). در این روش درجه حساسیت پارامتر ورودی با تعیین درجه همبستگی بین جفت داده‌های ورودی و خروجی و با استفاده از رابطه شماره ۶ تعیین می‌شود.

تحلیل حساسیت معمولاً به منظور تعیین درجه اهمیت تأثیر هر یک از پارامترهای ورودی (متغیرهای مستقل) بر روی پارامتر خروجی (متغیر وابسته) انجام می‌شود. تعیین درجه اهمیت هر یک از ورودی‌ها به انتخاب مدل مناسب جهت برقراری ارتباط بین پارامترهای ورودی و خروجی کمک می‌کند. یکی از روش‌های تحلیل حساسیت، روش Cosine Amplitude Method (CAM) است که می‌تواند به منظور

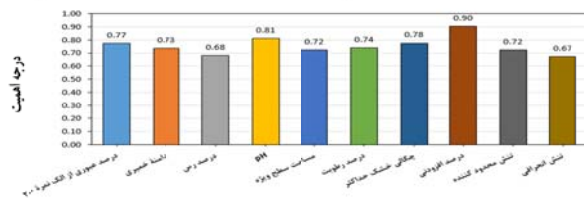
$$R_i = \frac{\sum_{k=1}^m x_{ik} y_k}{\sqrt{\sum_{k=1}^m x_{ik}^2 \sum_{k=1}^m y_k^2}} \quad (6)$$

درجه اهمیت pH از کلیه پارامترها خاک بیشتر و درجه اهمیت درصد رس (عبوری از الک ۰/۰۷۵ میلی‌متر) از کلیه پارامترها خاک کمتر است. همچنین ملاحظه می‌شود که درجه اهمیت درصد عبوری از الک نمرة ۲۰۰ نیز مطابق انتظار مقداری بالا است. از بین دو پارامتر مربوط به تراکم، درجه اهمیت چگالی خشک بیشتر از درصد رطوبت است. به جز در حالت تثبیت با آهک، درصد افزودنی دارای بیشترین درجه اهمیت است. به‌علاوه می‌توان دید که پارامترهای مربوط به وضعیت تنش (تنش انحرافی و تنش محدودکننده در مقایسه با سایر پارامترها (مشخصات خاک، چگالی خشک و درصد افزودنی) تأثیر کمتری بر مدول برجهنگی مصالح تثبیت‌شده دارند.

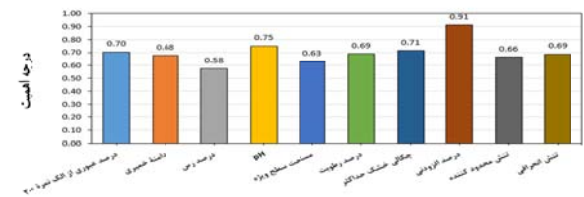
که در این رابطه،  $x_{ik}$  مقدار متغیر مستقل  $k$ ام برای داده  $m$  و  $y_k$  مقدار متغیر وابسته برای داده  $k$ ام (نظیر  $x_{ik}$ ) و  $m$  تعداد کل داده‌ها است. در صورتی که  $R_i$  عددی مثبت شود، ورودی موردنظر بر روی خروجی تأثیر مثبت دارد و در صورتی که  $R_i$  عددی منفی شود، ورودی موردنظر بر روی خروجی تأثیر منفی دارد. همچنین در صورت عدم ارتباط پارامتر خروجی و ورودی، مقدار  $R_i$  برابر با صفر خواهد بود. شکل ۱۱ به ترتیب درجه اهمیت تأثیر هر یک از پارامترهای ورودی بر مدول برجهنگی خاک تثبیت‌شده با آهک، خاکستر زغال‌سنگ و غبار کوره سیمان را نشان می‌دهد. همانگونه که ملاحظه می‌شود از بین پارامترهای مربوط به مشخصات خاک



خاک تثبیت شده با آهک



خاک تثبیت شده با خاکستر بادی غال سنگ



خاک تثبیت شده با غبار کوره سیمان

شکل ۱۱. درجه اهمیت تأثیر پارامترهای ورودی مختلف بر مدول برجهنگی خاک‌های تثبیت شده

#### ۴- نتیجه گیری

مدل‌های توسعه داده شده بیش از ۰/۹۹ است که نشان‌دهنده قابلیت بالای شبکه عصبی در پیش‌بینی مدول برجهنگی است. همچنین میانگین قدر مطلق درصد خطای مدل شبکه عصبی مصنوعی، برای سه نوع افزودنی آهک، خاکستر زغال‌سنگ و غبار کوره سیمان زیر ۶ درصد است که قابلیت اطمینان بالای مدل توسعه داده شده را نشان می‌دهد. به علاوه تحلیل حساسیت انجام شده، نشان از تأثیر بالای درصد افزودنی و pH و تأثیر کمتر درصد رس و تنش انحرافی در خروجی مدول دارند.

در این مقاله با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، مدلی جهت پیش‌بینی مدول برجهنگی خاک‌های رسی تثبیت شده توسعه داده شد. برای این هدف از پایگاه داده‌ای با ۷۲۰ داده از مدول برجهنگی خاک‌های مختلف استفاده شد. پارامتر ورودی در مدل توسعه داده شده شامل درصد ذرات عبوری از الک نمرة ۲۰۰، شاخص خمیری، درصد رس، pH خاک، مساحت سطح ویژه خاک، درصد رطوبت خاک، چگالی خشک خاک، درصد افزودنی، تنش محدودکننده و تنش انحرافی و بر این اساس خروجی مدول نیز مدول برجهنگی خاک بود. ضریب رگرسیون شبکه عصبی مصنوعی برای داده‌های آموزش و آزمون در کلیه

۵-مراجع

- 31(3), 4019004.  
**doi.org/10.1061/(ASCE)MT.19435533.0002623**  
 -Kim, S.-H., Little, D. N., Masad, E., & Lytton, R. L. (2005). Estimation of level of anisotropy in unbound granular layers considering aggregate physical properties. *International Journal of Pavement Engineering*, 6(4), 217–227.  
**doi.org/10.1080/10298430500335244**  
 -Kim, S.-H., Yang, J., & Jeong, J.-H. (2014). Prediction of subgrade resilient modulus using artificial neural network. *KSCE Journal of Civil Engineering*, 18(5), 1372–1379.  
**doi.org/10.1007/s12205-014-0316-6**  
 -Kim, S. (2004). Determination of aggregate physical properties and its effect on cross-anisotropic behavior of unbound aggregate materials. *Texas A&M University*.  
 -Musharraf, Z., Pranshoo, S., Ali, E., & Luther, W. (2010). Neural Network Modeling of Resilient Modulus Using Routine Subgrade Soil Properties. *International Journal of Geomechanics*, 10(1), 1–12.  
**doi.org/10.1061/(ASCE)15323641(2010)10:1(1)**  
 -Nazzal, M. D., & Tatari, O. (2013). Evaluating the use of neural networks and genetic algorithms for prediction of subgrade resilient modulus. *International Journal of Pavement Engineering*, 14(4), 364–373.  
**doi.org/10.1080/10298436.2012.671944**  
 -Okeke, C. A. U. (2020). Engineering behaviour of lime- and waste ceramic dust-stabilized expansive soil under continuous leaching. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 79(4), 2169–2185.  
**doi.org/10.1007/s10064-019-01648-2**  
 -Pahno, S., Yang, J. J., & Kim, S. S. (2021). Use of Machine Learning Algorithms to Predict Subgrade Resilient Modulus. *In Infrastructures*, Vol. 6, Issue 6.  
**doi.org/10.3390/infrastructures6060078**  
 -Pal, M., & Deswal, S. (2014). Extreme Learning Machine Based Modeling of Resilient Modulus of Subgrade Soils. *Geotechnical and Geological Engineering*, 32(2), 287–296.  
**doi.org/10.1007/s10706-013-9710-y**  
 -Park, H. I., Kweon, G. C., & Lee, S. R. (2009). Prediction of Resilient Modulus of Granular Subgrade Soils and Subbase Materials using Artificial Neural Network. *Road Materials and Pavement Design*, 10(3), 647–665.  
 -Amiri, A. M., Nadimi, N., & Yousefian, A. (2020). Comparing the efficiency of different computation intelligence techniques in predicting accident frequency. *IATSS Research*, 44(4), 285–292.  
**doi.org/10.1016/j.iatssr.2020.03.003**  
 -Ardah, A., Chen, Q., & Abu-Farsakh, M. (2017). Evaluating the performance of very weak subgrade soils treated/stabilized with cementitious materials for sustainable pavements. *Transportation Geotechnics*, 11, 107–119.  
**doi.org/https://doi.org/10.1016/j.trgeo.2017.05.002**  
 -Dhar, S., & Hussain, M. (2021). The strength and microstructural behavior of lime stabilized subgrade soil in road construction. *International Journal of Geotechnical Engineering*, 15(4), 471–483.  
**doi.org/10.1080/19386362.2019.1598623**  
 -Ghorbani, B., Arulrajah, A., Narsilio, G., Horpibulsuk, S., & Bo, M. W. (2020). Development of genetic-based models for predicting the resilient modulus of cohesive pavement subgrade soils. *Soils and Foundations*, 60(2), 398–412.  
**doi.org/10.1016/j.sandf.2020.02.010**  
 -Hanandeh, S., Ardah, A., & Abu-Farsakh, M. (2020). Using artificial neural network and genetics algorithm to estimate the resilient modulus for stabilized subgrade and propose new empirical formula. *Transportation Geotechnics*, 24, 100358.  
**doi.org/10.1016/j.trgeo.2020.100358**  
 -Hanittinan, W. (2007). Resilient modulus prediction using neural network algorithm. *The Ohio State University*.  
 Hossain, M. (2008). Characterization of Subgrade Resilient Modulus for Virginia Soils and Its Correlation with the Results of Other Soil Tests.  
 -Ikechukwu, A. F., Hassan, M. M., & Moubarak, A. (2021). Resilient modulus and microstructure of unsaturated expansive subgrade stabilized with activated fly ash. *International Journal of Geotechnical Engineering*, 15(8), 915–938.  
**doi.org/10.1080/19386362.2019.1656919**  
 -Jue, L., Junhui, Z., Guoping, Q., Jianlong, Z., & Yuqing, Z. (2019). Three-Dimensional Simulation of Aggregate and Asphalt Mixture Using Parameterized Shape and Size Gradation. *Journal of Materials in Civil Engineering*,

-Yang, Y. Zhang, Q. (2007). Analysis for the results of point load testing with artificial neural network. *Computer Methods & Advances in Geomechanics*.

-Zhang, J., Gu, F., & Zhang, Y. (2019). Use of building-related construction and demolition wastes in highway embankment: Laboratory and field evaluations. *Journal of Cleaner Production*, 230, 1051–1060.

**doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.05.182**

-Zhang, J., Peng, J., Liu, W., & Lu, W. (2021). Predicting resilient modulus of fine-grained subgrade soils considering relative compaction and matric suction. *Road Materials and Pavement Design*, 22(3), 703–715.

**doi.org/10.1080/14680629.2019.1651756**

-Zhang, J., Peng, J., Zeng, L., Li, J., & Li, F. (2021). Rapid estimation of resilient modulus of subgrade soils using performance-related soil properties. *International Journal of Pavement Engineering*, 22(6), 732–739.

**doi.org/10.1080/10298436.2019.1643022**

**doi.org/10.1080/14680629.2009.9690218**

-Raju, M. M., Srivastava, R. K., Bisht, D. C. S., Sharma, H. C., & Kumar, A. (2011). Development of Artificial Neural-Network-Based Models for the Simulation of Spring Discharge. *Advances in Artificial Intelligence*, 2011, 686258.

**doi.org/10.1155/2011/686258**

-Sadrossadat, E., Heidariapanah, A., & Ghorbani, B. (2018). Towards application of linear genetic programming for indirect estimation of the resilient modulus of pavements subgrade soils. *Road Materials and Pavement Design*, 19(1), 139–153.

**doi.org/10.1080/14680629.2016.1250665**

-Sung-Hee, K., Erol, T., N., L. D., & Nakseok, K. (2007). Effect of Gradation on Nonlinear Stress-Dependent Behavior of a Sandy Flexible Pavement Subgrade. *Journal of Transportation Engineering*, 133(10), 582–589.

**doi.org/10.1061/(ASCE)0733-947X(2007)133:10(582)**

# Development of a Model for Predicting the Resilient Modulus of Stabilized Clay Soils Using Artificial Neural Network

*Vahid Khalifeh, Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Sirjan University of Technology, Sirjan, Iran.*

*Ali Reza Ghanizadeh, Associate Professor, Department of Civil Engineering, Sirjan University of Technology, Sirjan, Iran.*

*Navid Nadimi, Associate Professor, Civil Engineering Department, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran.*

*E-mail: navidnadimi@uk.ac.ir*

Received: June 2023- Accepted: November 2023

## **ABSTRACT**

In road pavement design, soil resilient modulus is one of the factors that play a very important role in determining pavement thickness. In the past, determining the Resilient Modulus of soil directly from laboratory results has not always been practical due to its high costs, both in terms of equipment and labor. Therefore, it is possible to predict and determine this parameter based on past field data using artificial intelligence. Our goal in this paper is to develop a model for predicting the resilient modulus of stabilized clay soils using artificial neural networks. In this study, four different soil samples stabilized with additives, such as lime, fly ash, and cement kiln dust, were examined using the pavement design appendix of the AASHTO 2002 specification. By comparing the results to the laboratory data based on the statistical indicators such as regression coefficient (0.99), root mean square error (less than 6 percent), we found that the artificial neural network was highly accurate in predicting the resilient modulus.

**Keywords:** Resilience Modulus, Artificial Neural Network, Prediction, Pavement