

انتخاب آرایش بهینه‌ی شبکه‌ی عصبی در تحلیل خاک‌های مخلوط با خرده لاستیک‌های بازیافتی

دانیال رضازاده عبدگاهی (دانشجوی دکتری)

فاضل فصیحی (کارشناس ارشد)

حسین نادرپور* (استادیار)

دانشکده‌ی مهندسی عمران، دانشگاه سمنان

مهندسی عمران شریف، بهار ۱۳۹۴ (ص. ۱۱۱-۱۰۵، شماره ۱/۱، ص. ۱۱۱-۱۰۵)

یکی از پارامترهای مهم در انتخاب مصالح مقدار مقاومت برشی و رفتار مکانیکی آن است. روش‌های مختلفی به منظور بهبود و افزایش پارامترهای مقاومتی خاک‌ها همچون به‌کارگیری خرده‌های لاستیک مخلوط با خاک موجود است. برای بررسی درصد اختلاط و تأثیر آن در پارامترهای مقاومتی ترکیب ایجادشده، نیاز به انجام آزمون‌های سه محوری است؛ که از معایب اصلی آن می‌توان به لزوم در اختیار داشتن تجهیزات آزمایشگاهی، زمان‌بر بودن و توانایی انجام یک آزمایش در واحد زمان اشاره کرد. در این نوشتار با استفاده از ۹۰۶ داده‌ی ناشی از آزمایش‌های سه محوری به طرح شبکه‌ی عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی تنش انحرافی و کرنش حجمی این مخلوط‌ها پرداخته شده است. در نهایت، شبکه از نوع انتشار برگشتی با آرایش ۲-۱۲-۴ به‌عنوان شبکه‌ی بهینه انتخاب شده است، که نتایج دقت مناسب شبکه‌ی مذکور را برای شبیه‌سازی رفتار فوق نشان می‌دهد.

واژگان کلیدی: لاستیک بازیافتی، مصالح دانه‌ی، آزمایش سه محوری، تنش انحرافی، کرنش حجمی، شبکه‌ی عصبی مصنوعی، انتشار برگشتی.

۱. مقدمه

در دهه‌های اخیر مسئله‌ی بازیافت مواد، اهمیت دوچندان یافته است؛ که برای مثال می‌توان به بازیافت و به‌کارگیری دوباره‌ی لاستیک‌ها و تایرهای فرسوده اشاره کرد. به منظور تسریع در امر بازیافت، لاستیک‌ها به‌وسیله‌ی دستگاه‌های خردکن^۱ به قطعات کوچک‌تر با ابعاد مختلف تبدیل می‌شوند؛ که در نهایت، خرده‌لاستیک‌های تهیه‌شده به‌صورت مخلوط با خاک ماسه‌ی و به منظور بهبود خواص مکانیکی این خاک‌ها، در صنعت مهندسی عمران به‌کار گرفته می‌شوند.^[۱،۲] براساس پژوهش‌های انجام‌شده‌ی پیشین، با افزودن خرده‌لاستیک به خاک‌های ماسه‌ی تا درصد مشخصی (حدود ۳۵٪) مقاومت برشی این خاک‌ها افزایش می‌یابد.^[۳-۶] برای نمونه می‌توان به استفاده‌ی این مخلوط‌ها در خاک‌ریزهای پشت دیوار حائل،^[۷] پشته‌های خاکی در جاده‌ها،^[۹] لایه‌های زیرین زهکش‌ها،^[۱۰] خاک‌ریزهای اطراف لوله‌های مدفون،^[۱۱] و همچنین سایر سازه‌های ژئوتکنیکی،^[۱۲،۱۳] اشاره کرد. در سازه‌های ساخته‌شده از مصالح لاستیکی باید مسئله‌ی ایجاد حرارت داخلی و خطر آتش‌گرفتن خود به خودی مصالح لاستیکی نیز در طراحی لحاظ شود، که در صورت اختلاط با ماسه این مشکل حل می‌شود.^[۱۴]

استفاده از خاک‌های دانه‌ی مخلوط با خرده لاستیک در صورت عدم شناخت پارامترهای مهندسی موردنیاز برای طراحی ممکن نیست. یکی از انواع آزمون‌های رایج برای مطالعه‌ی رفتار حجمی و بررسی پارامترهای مقاومتی^۲ و همچنین بررسی * نویسنده مسئول

تاریخ دریافت: ۱۳۹۱/۱۲/۲۶، اصلاحیه ۱۳۹۲/۴/۹، پذیرش ۱۳۹۲/۴/۲۴.

همچنین در پژوهش دیگری (۲۰۱۰)، علاوه بر انجام آزمون سه محوری بر روی دو نوع خرده لاستیک مخلوط با ماسه با نسبت‌های اختلاط ۰، ۵، ۱۰، ۲۰، ۳۰، ۴۰ و ۱۰۰ درصد وزنی در فشارهای همه‌جانبه‌ی ۴۰، ۱۰۰ و ۲۰۰ کیلوپاسکال به طرح شبکه‌ی عصبی مصنوعی به منظور پیش‌بینی رفتار این مصالح پرداخته شده است؛ که ضعف اصلی مطالعه‌ی مذکور، آموزش شبکه فقط جهت تخمین تنش انحرافی نمونه‌ها بود که جهت محاسبه‌ی میزان کرنش حجمی باید به انجام آزمایش سه محوری متوسل شد.^[۱۵] مدول تغییر شکل مماسی^۴ و مقاطع^۵ از دیگر

پارامترهای مقاومتی هستند، که می‌توان از نمودارهای سه محوری مورد بررسی قرار گیرند، که مقادیر آن‌ها متأثر از تغییرات فشار همه‌جانبه و همچنین نسبت اختلاط خرده لاستیک با ماسه است و می‌توان گفت:

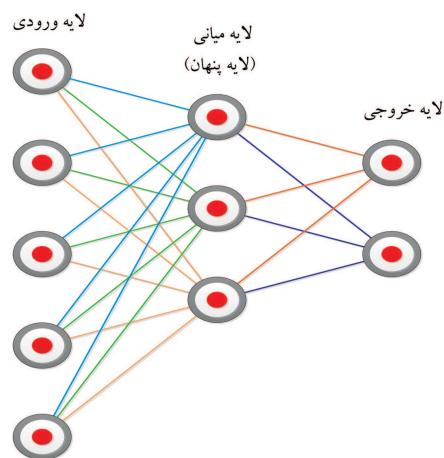
۱. هر دو مدول مماسی و متقاطع به‌طور خطی با افزایش فشار همه‌جانبه افزایش می‌یابند.

۲. مدول‌های مماسی و متقاطع با افزایش مقدار نسبت اختلاط خرده لاستیک در خاک ماسه‌یی کاهش یافته‌اند، که روند کاهش آن‌ها در فشارهای همه‌جانبه‌ی پایین‌تر، کمتر است و با افزایش فشارهای همه‌جانبه، رشد چشم‌گیری داشته‌اند. [۱۴] اغلب آزمایش‌های سه محوری صورت‌پذیرفته بر روی خاک‌های دانه‌یی علاوه بر عدم صرفه‌ی اقتصادی، نیازمند تجهیزات ویژه‌یی نیز هستند. لذا ارائه‌ی روشی مبتنی بر روش‌های عددی می‌تواند نقش مهمی در پیش‌بینی و تعیین رفتار مکانیکی این نوع مصالح ایفا کند. لذا در این نوشتار با استفاده از نتایج داده‌های آزمایشگاهی آزمون سه محوری بر روی خاک‌های ماسه‌یی مخلوط با خرده لاستیک که زورنبرگ^۶ و همکاران (۲۰۰۴) انجام داده‌اند،^[۱۳] به طرح یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی جهت محاسبه‌ی تنش انحرافی و همچنین کرنش حجمی این نوع مصالح پرداخته شده است.

۲. ساختار شبکه عصبی

همان‌طور که رایانه برای پردازش اطلاعات از حافظه‌ی انسان مدل‌برداری کرده است، فتاوری نوین شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز ساختار محاسباتی موازی مغز را مدل کرده است. یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی^۷ ایده‌یی است که برای پردازش اطلاعات از سیستم عصبی زیستی الهام می‌گیرد و مانند مغز به پردازش اطلاعات می‌پردازد. عنصر کلیدی این ایده، ساختار جدید سیستم پردازش اطلاعات است، که از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق‌العاده به هم پیوسته^۸ تشکیل شده است، که برای حل یک مسئله با هم هماهنگ عمل می‌کنند. این عمل از طریق اتصال نورون‌های هر گروه به لایه‌های قبلی و بعدی انجام می‌شود. خروجی هر نورون در ضرایب وزنی ضرب و به تابع تحریک غیرخطی به عنوان ورودی داده می‌شود. شکل ۱، نمونه‌یی از شبکه‌ی عصبی را نمایش می‌دهد.

در این فرآیند در مرحله‌ی آموزش، اطلاعات آموزشی به شبکه داده می‌شود، سپس وزن‌های شبکه به گونه‌یی تنظیم می‌شوند که خطای بین خروجی فعلی و



شکل ۱. نمایش یک نمونه‌ی شبکه‌ی عصبی.

هدف کمینه شوند و با اینکه تعداد دفعات آموزش به مقداری که از پیش تعیین شده است، برسد. در مدل‌سازی شبکه‌های عصبی، انتخاب تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نورون‌ها، فرآیند بسیار مهمی محسوب می‌شود؛ چرا که اگر تعداد آنها کم باشد، برای حل مسائل غیرخطی و پیچیده با کمبود منابع یادگیری مواجه می‌شود و اگر زیاد باشد، علاوه بر اینکه باعث افزایش زمان آموزش می‌شوند، ممکن است رفتاری غیر از رابطه‌ی بین پارامترهای موجود در شبکه را آموزش دیده و در حل مسائل ضعیف عمل کند.

رایج‌ترین استفاده از شبکه‌های عصبی، برنامه‌ریزی برای تعیین احتمال وقوع است.^[۱۶] با توجه به اینکه شبکه‌های عصبی دارای دو ویژگی اساسی یادگیری یا نگاشت‌پذیری براساس ارائه‌ی داده‌های تجربی (قدرت و توانایی تعمیم‌پذیری) و ساختارپذیری موازی هستند، این شبکه‌ها برای مسائلی که بتوان به کمک پیش‌بینی اولویت‌بندی کرد، به ویژه سیستم‌های پیچیده که مدل‌سازی این سیستم‌ها یا میسر نیست و یا به سختی انجام می‌شود، بسیار مناسب هستند. مهم‌ترین کاربردهای شبکه‌های عصبی را می‌توان در ۹ دسته بیان کرد:^[۱۷]

۱. طبقه‌بندی، شناسایی و تشخیص الگو؛

۲. پردازش سیگنال؛

۳. پیش‌بینی سری‌های زمانی؛

۴. مدل‌سازی و کنترل؛

۵. بهینه‌سازی؛

۶. سیستم‌های خبره و فازی؛

۷. مسائل مالی، بیمه، امنیتی، بازار بورس و وسایل سرگرم‌کننده؛

۸. ساخت وسایل صنعتی و پزشکی؛

۹. تشخیص رفتار در مدل‌های حمل و نقلی.

از انواع شبکه‌های قابل استفاده جهت پیش‌بینی می‌توان به شبکه‌های انتشار برگشتی، پس انتشار، دلتا و... اشاره کرد که در ادامه، به جهت مدل‌سازی رفتار خاک‌ها با استفاده از شبکه‌ی پس انتشار برگشتی^۹ به تشریح آن پرداخته شده است.

شبکه‌های انتشار برگشتی که یکی از معروف‌ترین، مؤثرترین و آسان‌ترین مدل‌ها برای خواندن متن، پیش‌بینی و پیش‌گویی و ردیابی چندین هدف و... در میان شبکه‌های پیچیده و چند لایه هستند، در اوایل دهه‌ی ۱۹۷۰ منتشر شد. این شبکه، بیشترین میزان استفاده را در میان انواع مختلف شبکه‌های عصبی با کاربردهای بسیار متنوع دارد.

شبکه‌های انتشار برگشتی محدودیت‌هایی دارند که به‌طور مثال به تعداد زیادی داده‌های آموزش با ناظر با طیف وسیعی از نمونه‌های ورودی - خروجی نیاز دارد. به‌علاوه فرآیند داخلی آن به‌خوبی قابل فهم نیست و هیچ تضمینی برای هم‌گراشدن سیستم در یک راه حل قابل قبول وجود ندارد. در بعضی از مواقع آموزش نیز باعث انحراف روند آموزش شبکه و گیرکردن در حداقل‌های^{۱۰} محلی می‌شود، که باعث ایجاد خطا می‌شود و شبکه را از یافتن بهترین واکنش باز می‌دارد. این حالت زمانی رخ می‌دهد که شبکه خطایی را پایین‌تر از احتمالات موجود پیدا می‌کند، در حالی که کوچک‌ترین خطای ممکن را به‌دست نیاورده است.

داده‌های موردنیاز در شبیه‌سازی این نوع شبکه‌ها، به ۲ گروه تقسیم می‌شوند:^[۱۸]

همواره به دلیل اینکه پس از اعمال هر زوج ورودی - خروجی به عنوان الگوی یادگیری، بردارهای ورودی (الگوهای ورودی) در خلال سه مرحله فوق تغییر نمی‌کنند، شماره‌ی مرحله تکرار k عملاً با اعمال k امین الگو به شبکه‌ی معادل است. در نهایت، فرآیند آموزش شبکه هنگامی که تغییرات دو شاخص میانگین مربعات خطا در هر سیکل و ترم تغییرات گرادیان خطا، از مقدار تعیین شده کمتر باشد، شبکه‌ی آموزش را متوقف می‌کند.

۳. تحلیل داده‌های آزمایشگاهی

همان‌طور که پیش‌تر نیز بیان شد، یافتن نسبت اختلاط بهینه و همچنین شرایط فیزیکی خاک از عوامل تأثیرگذار در رفتار مکانیکی مخلوط‌ها هستند که به‌طور مشخصی مقاومت برشی بیشینه و تغییرات حجمی مخلوط را تحت تأثیر قرار می‌دهند. لذا در ادامه این دو پارامتر به‌طور کمی مورد بررسی قرار گرفته‌اند. نسبت اختلاط در نظر گرفته شده به صورت وزنی است و مطابق رابطه‌ی ۸ تعریف می‌شود:

$$\chi = \frac{W_{ts}}{W_{ts} + W_s} \quad (۸)$$

در این رابطه، W_{ts} وزن خرده لاستیک‌ها و W_s وزن خشک خاک است. بدین ترتیب نمونه‌هایی با نسبت‌های وزنی ۰، ۵، ۱۰، ۳۰، ۳۸٫۳، ۶۰ و ۱۰۰ درصد تهیه و تحت آزمون سه محوری با فشارهای همه‌جانبه‌ی ۴۸٫۳، ۱۰۳٫۵ و ۲۰۷ کیلوپاسکال قرار داده شده‌اند. نسبت ابعاد نیز از رابطه‌ی ۹ به‌دست می‌آید:

$$\eta = \frac{l_{ts}}{W_{ts}} \quad (۹)$$

که در آن، l_{ts} طول خرده لاستیک‌ها و W_{ts} عرض آن‌هاست. برای بررسی اثر تراکم نسبی مجموعه‌ی ماسه (D_r)، دو تراکم ۵۵ و ۷۵ برای ماسه در آزمایش لحاظ شده است، که در جدول ۱ محدودده‌ی داده‌های مورد بررسی و نتایج آزمون‌های سه محوری نشان داده شده است.

۴. فرآیند آموزش شبکه

اولین گام در آموزش شبکه‌ی عصبی ارائه‌ی الگوهایی است که شبکه بتواند با استفاده از آنها آموزش داده شود. به همین منظور ۹۰۶ داده‌ی مختلف که از آزمون سه‌محوری به‌دست آمده‌اند،^[۳] جهت مدل‌سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی استفاده شده‌اند.

قبل از شروع فرآیند مدل‌سازی و پس از تهیه‌ی داده‌ها، اولین مرحله هم‌پایه‌کردن آنهاست. در شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توان داده‌ها را مستقیماً وارد شبکه کرد، اما بهتر است جهت مدل‌سازی بهتر داده‌ها را با مقیاس متناسب با محدوده‌ی تغییرات و میزان کمیته و بیشینه طوری مقیاس کرد که داده‌های هر ورودی شبکه در محدوده‌ی ۰ تا ۱ محدود شود. در این مطالعه جهت دقیق‌تر کردن روند مدل‌سازی و یافتن شبکه با خروجی دقیق‌تر، تمام داده‌های نورون‌های ورودی مقیاس شده‌اند.^[۱۹]

گام بعدی پس از مرتب و هم‌پایه‌کردن پایگاه داده‌ی آموزش، شروع فرآیند مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی، انتخاب شبکه‌ی بهینه است. از آنجایی که هدف از این نوشتار، ارائه‌ی شبکه‌ی عصبی مناسب برای تخمین و پیش‌بینی تغییرات تنش انحرافی و کرنش حجمی است، بهترین گزینه در شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت تخمین و حدس، شبکه‌های پس‌انتشار برگشتی است، لذا این شبکه جهت مدل‌سازی انتخاب شده است.

• داده‌های آموزشی: این داده‌ها که ۶۰ تا ۷۰ درصد از کل داده‌های موجود را تشکیل می‌دهند؛ جهت آموزش و وزن‌دهی به‌کار می‌روند. پس از آموزش شبکه توسط این داده‌ها، وزن‌ها مقدار نهایی خود را پیدا می‌کنند، به نحوی که شبکه برای داده‌های آموزش، کمترین خطا را به‌دست می‌آورد.

• داده‌های آزمایشی: پس از آموزش شبکه توسط داده‌های آموزش و رسیدن به کمیته‌ی خطا در آن مرحله، مابقی داده‌ها (۳۰ تا ۴۰ درصد باقی‌مانده) که در آموزش نقشی نداشته‌اند، به‌عنوان داده‌های جدید به شبکه وارد و پاسخ شبکه با پاسخ مطلوب مقایسه می‌شود تا بدین ترتیب راندمان شبکه‌ی آموزش دیده محک زده شود.

به منظور شبیه‌سازی یک مسئله با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، پس از دسته‌بندی داده‌ها، اولین کار انتخاب ابعاد شبکه است. در لایه‌ی ورودی باید به تعداد ابعاد داده‌های ورودی، نورون وجود داشته باشد، که تعداد آنها بر مبنای تعداد الگوهای ورودی مشخص می‌شود. در لایه‌ی خروجی نیز باید به تعداد داده‌های خروجی، نورون وجود داشته باشد. در مورد تعداد نورون‌های لایه‌ی میانی، مبنای خاصی وجود ندارد و معمولاً با سعی و خطا به نحوی انتخاب می‌شود که شبکه، کمترین میزان خطا را داشته باشد.

قدم بعدی در شبیه‌سازی، انتخاب نوع تابع خروجی نورون است، که عموماً در شبکه‌های انتشار برگشتی، تابع سیگموئید (رابطه‌ی ۱) به دلیل مشتق‌گیری ساده و ارتباط مستقیم مشتق تابع با خود تابع استفاده می‌شود:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (۱)$$

در الگوریتم شبکه‌های انتشار برگشتی دو مسیر محاسباتی موجود است: مسیر اول، پیش‌خور یا رفت و مسیر دوم، پس‌خور یا برگشت نامیده می‌شود.

به علت استفاده از مسیر رفت یا پیش‌خور در این نوشتار، در ادامه فقط به شرح آن پرداخته شده است. این مسیر با معادلات ۲ الی ۴ بیان می‌شود:^[۱۷]

$$a = p(k) \quad (۲)$$

$$a^{L+1} = F^{L+1}[W^{L+1}(k)a^L + b^{L+1}(k)] \quad (۳)$$

$$a(k) = a^L(k) \quad (۴)$$

که در آن‌ها، L تعداد لایه‌ها و برابر است با $(0, 1, \dots, L-1)$ ، نشان‌دهنده‌ی بردار ورودی، a بردار خروجی و W ماتریس وزن نورون‌ها در لحظه‌ی زمانی k است.

در این مسیر همان‌گونه که مشاهده می‌شود، پارامترهای شبکه در هنگام اجرای محاسبات رفت تغییر نمی‌کنند و توابع متحرک، روی تک تک نورون‌ها عمل می‌کنند (رابطه‌ی ۵):

$$F^{L+1}(n(k)) = [f^{L+1}(n_L(k)) \dots f^{L+1}(n_{SL+1}(k))]^T \quad (۵)$$

نهایتاً ماتریس‌های وزن و بردارهای بایاس شبکه‌ی چند لایه با روابط ۶ و ۷ تنظیم می‌شوند:

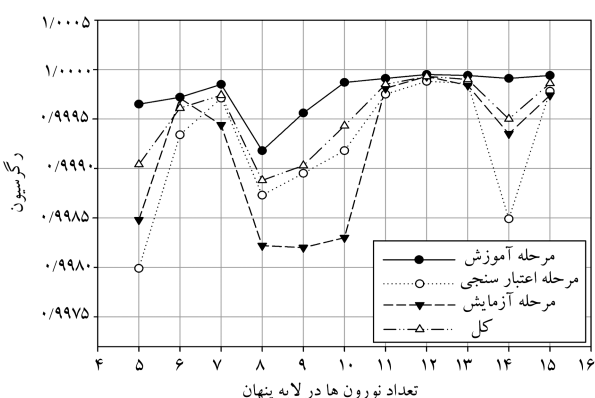
$$W^L(k+1) = W^L(k) - \alpha \delta^L(k)[a^{L-1}(k)]^T \quad (۶)$$

$$b^L(k+1) = b^L(k) - \alpha \delta^L(k) \quad (۷)$$

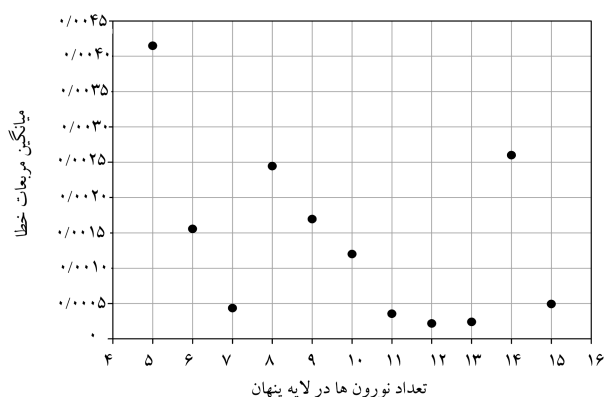
که در آنها، $L = 1, 2, \dots, L$ است.

جدول ۱. محدوده‌ی داده‌های مورد بررسی و نتایج آزمون‌های سه محوری استفاده شده در مدل‌سازی. [۳]

تراکم نسبی ماسه (D_r) (درصد)	نسبت وزنی خرده‌لاستیک (χ) (درصد)	عرض خرده‌لاستیک (میلی‌متر)	نسبت ابعاد خرده لاستیک‌ها (η)	زاویه‌ی اصطکاک داخلی (ϕ) (درجه)	چسبندگی ظاهری (C) (کیلوپاسکال)	زاویه‌ی اصطکاک داخلی (ϕ_{eq}) (درجه)	ردیف
۵۵	۱۰	۱۲٫۷	۴	۳۵٫۷	۲۱٫۷	۳۸٫۹	۱
۵۵	۳۰	۱۲٫۷	۴	۳۵٫۷	۳۰٫۴	۴۰٫۲	۲
۵۵	۶۰	۱۲٫۷	۴	۳۴٫۴	۱۸٫۲	۳۷٫۳	۳
۷۵	۳۰	۱۲٫۷	۴	۳۶٫۴	۳۰٫۷	۴۰٫۸	۴
۷۵	۲۰	۱۲٫۷	۴	۳۷٫۲	۲۲	۴۰٫۳	۵
۵۵	۳۸٫۳	۱۲٫۷	۴	۳۶٫۱	۴۱٫۲	۴۲	۶
۵۵	۵	۱۲٫۷	۴	۳۶٫۱	۷	۳۷٫۱	۷



شکل ۲. تغییرات نورون و پیدا کردن شبکه‌ی بهینه براساس ضریب همبستگی.



شکل ۳. تغییرات نورون و پیدا کردن شبکه‌ی بهینه براساس میانگین مربعات خطا در لایه‌ی پنهان از شبکه.

شبکه به وضعیت پایداری رسیده و به اصطلاح آموزش دیده است. برای این منظور شبکه با آرایش ۲-۱۲-۴ مدل و تحت آموزش قرار گرفته و میزان خطای تابع عملکرد نیز ثبت شده است. نتایج مدل‌سازی انجام پذیرفته در جدول ۲ و شکل‌های ۲ و ۳ قابل مشاهده‌اند.

۱.۴. معرفی شبکه‌ی بهینه

همان‌طور که در شکل‌های ۲ و ۳ و جدول ۲ مشاهده می‌شود، نمودار دارای تقریب

همان‌طور که پیشتر نیز بیان شد؛ این شبکه‌ها، دارای یک لایه‌ی ورودی، یک یا چند لایه‌ی پنهان و یک لایه‌ی خروجی هستند که تعداد ورودی‌های شبکه، بیانگر تعداد پارامترهای موجود در بخش ورودی شبکه است. لایه یا لایه‌های پنهان هر کدام دارای تعدادی نورون هستند که تعداد این نورون‌ها و نوع توابع رفتاری به‌کار رفته در هر لایه در رفتار شبکه‌ی مورد نظر تأثیر دارد. لایه‌ی خروجی یک شبکه‌ی عصبی، نیز دارای یک یا چند نورون است که تعداد این نورون‌ها بیانگر تعداد مجهولاتی است که شبکه باید پاسخ قابل قبولی برای آنها ارائه دهد. در این نوشتار از نتایج داده‌های آزمایشگاهی آزمون سه محوری بر روی خاک‌های ماسه‌یی مخلوط با خرده‌لاستیک که توسط زورنبرگ و همکاران (۲۰۰۴) انجام شده است، استفاده شده است. [۳]

در این مدل‌سازی متغیرهای نسبت اختلاط، تراکم نسبی، فشار همه‌جانبه و کرنش محوری برای ایجاد شبکه به عنوان متغیرهای ورودی است و خروجی‌ها نیز شامل تنش انحرافی و کرنش حجمی هستند. در حالت کلی قاعده‌ی مشخصی برای تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نورون‌های آنها وجود ندارد. با وجود این در این نوشتار، در روند مدل‌سازی شبکه، تعداد لایه‌های پنهان در ابتدا ۱ در نظر گرفته شده است، که در صورت عدم پاسخ‌گویی با کمیته‌ی میزان خطای قابل قبول، این تعداد به ۲ افزایش خواهد یافت.

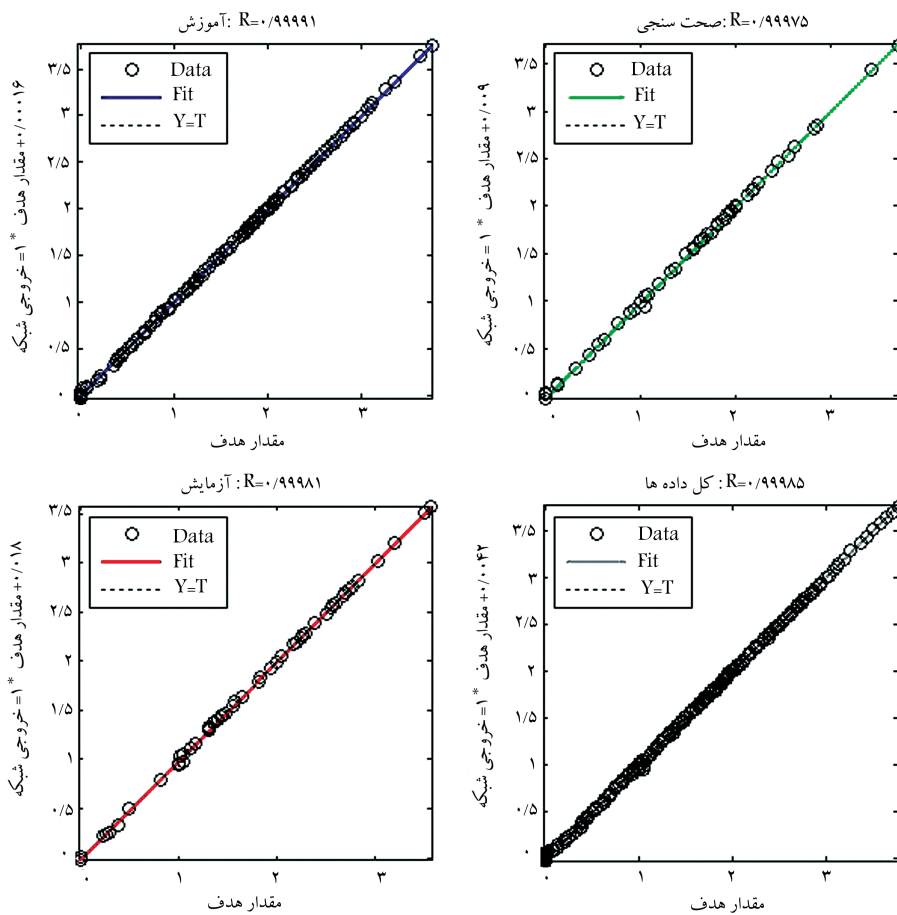
پس از انتخاب تعداد لایه‌های پنهان، باید نوع توابع انتقال به‌کار رفته در هر لایه تعیین شود. برای تخمین یک تقریب تابع مناسب (رگرسیون غیرخطی) می‌توان از شبکه‌ی پس‌انتشار برگشتی که تابع انتقال آن در لایه‌ی خروجی از نوع خطی ساده و در لایه‌های پنهان از نوع تانژانت سیگموئید است، استفاده کرد. پس شبکه‌ی عصبی انتخاب شده دارای آرایش اولیه‌ی ۲ - n - ۴ است. بدین معنی که این شبکه دارای ۴ ورودی، n نورون در لایه‌ی پنهان و ۲ خروجی است.

تعداد نورون‌های لایه‌های پنهان باید با توجه به کمیته‌ی خطای قابل قبول در مرحله‌ی آموزش و آزمایش مشخص شود. جهت مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی، نرم‌افزارهای متعددی همچون Matlab, Neural Solution, Nnet Sheet, ... موجود است که به دلیل محیط کاربری آسان، قدرت بالا و در دسترس بودن آن، از نرم‌افزار Matlab جهت مدل‌سازی و یافتن شبکه‌ی بهینه استفاده شده است. [۲۰]

در مرحله‌ی آموزش با استفاده از ورودی‌های و خروجی‌های متناظر با آن‌ها، شبکه با یک ساختار مشخص طوری مدل‌سازی می‌شود که اندازه‌ی تابع عملکرد خطا در آن کمیته شود، که این تابع در شبکه‌های انتشار برگشتی معمولاً تابع میانگین مربعات خطا و یا تابع مجذور مربعات خطاست. در نهایت بهترین شبکه، شبکه‌ی بی است که به ازاء داده‌های آموزش، میزان تابع عملکرد کمتر از بقیه باشد. در این صورت

جدول ۲. تغییرات تعداد نورون در لایه‌ی مخفی و پیدا کردن شبکه‌ی بهینه.

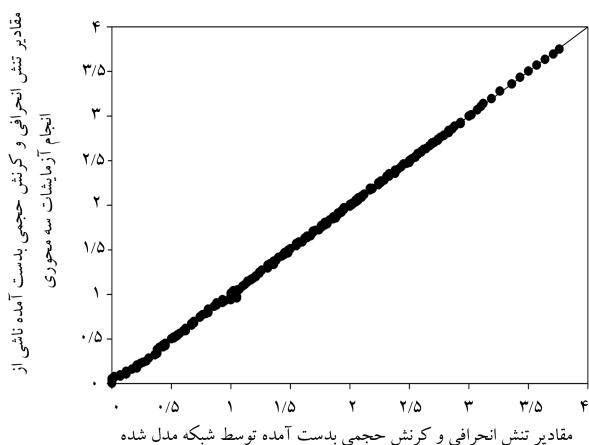
تعداد نودهای لایه‌ی پنهان	ضریب همبستگی (R^2)			میزان میانگین مربعات خطا
	مرحله‌ی آموزش	مرحله‌ی اعتبارسنجی	مرحله‌ی آزمایش	
۵	۰٫۹۹۹۶۵	۰٫۹۹۷۹۹	۰٫۹۹۸۴۸	۰٫۹۹۹۰۴
۶	۰٫۹۹۹۷۲	۰٫۹۹۹۳۴	۰٫۹۹۹۷۱	۰٫۹۹۹۶۱
۷	۰٫۹۹۹۸۵	۰٫۹۹۹۷۱	۰٫۹۹۹۴۴	۰٫۹۹۹۷۴
۸	۰٫۹۹۹۱۸	۰٫۹۹۸۷۳	۰٫۹۹۸۲۲	۰٫۹۹۸۸۸
۹	۰٫۹۹۹۵۶	۰٫۹۹۸۹۵	۰٫۹۹۸۲۰	۰٫۹۹۹۰۳
۱۰	۰٫۹۹۹۸۷	۰٫۹۹۹۱۸	۰٫۹۹۸۳۰	۰٫۹۹۹۴۳
۱۱	۰٫۹۹۹۹۱	۰٫۹۹۹۷۵	۰٫۹۹۹۸۱	۰٫۹۹۹۸۵
۱۲	۰٫۹۹۹۹۵	۰٫۹۹۹۸۸	۰٫۹۹۹۹۳	۰٫۹۹۹۹۳
۱۳	۰٫۹۹۹۹۴	۰٫۹۹۹۸۶	۰٫۹۹۹۸۴	۰٫۹۹۹۹۰
۱۴	۰٫۹۹۹۹۱	۰٫۹۹۸۴۹	۰٫۹۹۹۳۵	۰٫۹۹۹۵۰
۱۵	۰٫۹۹۹۹۴	۰٫۹۹۹۷۸	۰٫۹۹۹۷۴	۰٫۹۹۹۸۶



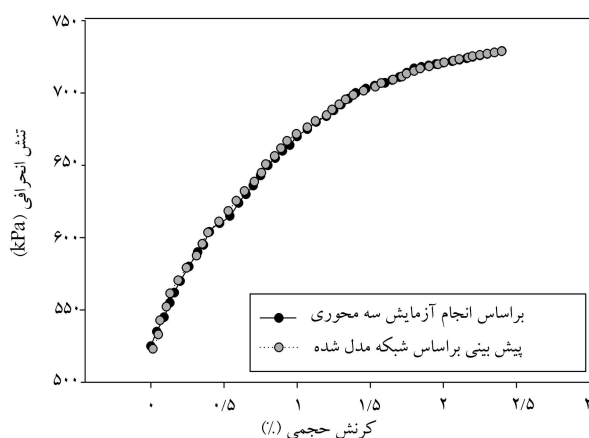
شکل ۴. نمودار رگرسیون شبکه پس از آموزش.

شکل‌های ۲ و ۳ براساس تغییرات تعداد نورون‌ها در لایه‌ی پنهان شبکه، میزان تغییرات این دو پارامتر را نمایش داده است، که نهایتاً با توجه به این دو نمودار و انتخاب شبکه‌ی بی که بیشترین مقدار رگرسیون و کمترین مقدار میانگین مربعات خطا را از میان شبکه‌های مدل‌شده به دست آورد، تعداد نورون‌های لایه یا لایه‌های پنهان نیز انتخاب می‌شود. شکل ۴، نمودار میزان دقت نتایج ناشی از مدل‌سازی

خوبی به خصوص در آرایش ۲-۱۲-۴ است، که در شکل‌های ۴ تا ۷، رگرسیون شبکه و میزان خطای آن نمایش داده شده است. یکی از عوامل مهم و دخیل در انتخاب شبکه‌ی بهینه در شبیه‌سازی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، انتخاب الگوریتمی با بیشترین مقدار رگرسیون و کمترین مقدار میانگین مربعات خطاست. مقادیر نمایش داده‌شده در



شکل ۷. مقایسه‌ی نتایج محاسبه‌شده براساس آزمایش‌های انجام‌شده و مقادیر تخمینی توسط شبکه.

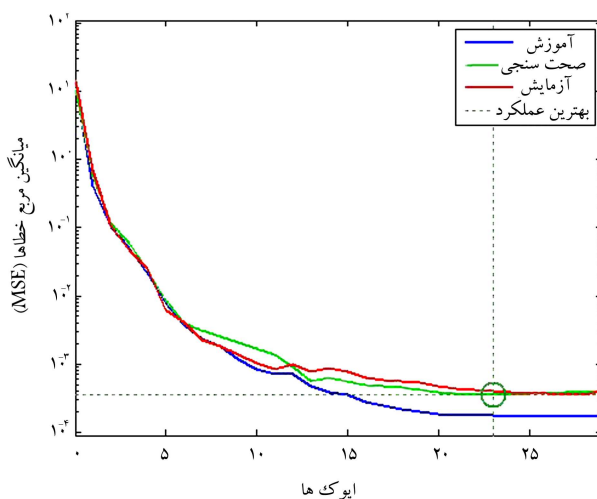


شکل ۸. مقایسه‌ی خروجی داده‌های جدید براساس انجام آزمایش سه محوری و نتایج پیش‌بینی توسط شبکه‌ی مدل‌شده.

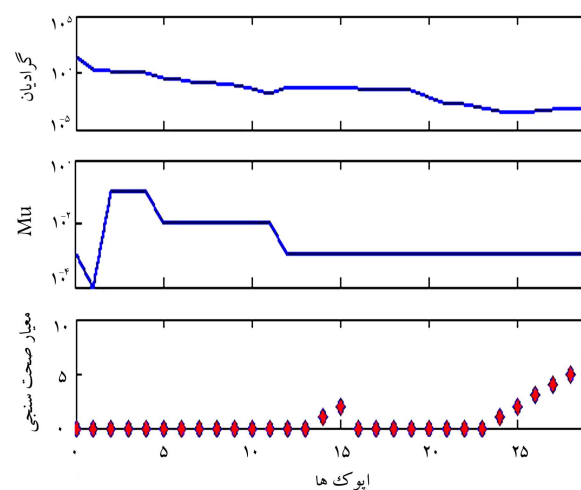
۵. نتیجه‌گیری

در این نوشتار، با استفاده از ۹۰۶ داده‌ی حاصل از آزمون آزمایشگاهی سه محوری، که بر روی خاک ماسه‌ی مخلوط با خرده‌لاستیک‌های بازیافتی با ابعاد و نسبت‌های اختلاط متفاوت انجام شده است، به طرح یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی جهت تخمین و پیش‌بینی میزان تنش انحرافی و کرنش حجمی پرداخته شده است. در انجام آزمون‌های آزمایشگاهی از قبیل آزمایش سه محوری علاوه بر نیاز به تجهیزات و زمان بر بودن، اعمال شرایط فشارهای همه‌جانبه‌ی متعدد و سنجش رفتار بعضی از دانه‌بندی‌های ممکن نیست. به علاوه، در آزمایشگاه فقط یک آزمایش در واحد زمان قابل انجام است. یکی از دلایل برتری روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی نسبت به انجام آزمون‌های آزمایشگاهی، توانایی انجام مدل‌سازی‌های موازی در واحد زمان، عدم نیاز به تجهیزات خاص و امکان پیش‌بینی رفتار مصالح تحت شرایطی مانند فشارهای همه‌جانبه متفاوت است.

نتایج به‌دست‌آمده از مدل‌سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی نشان می‌دهد که استفاده از این شبکه‌ها برای تحلیل و پیش‌بینی رفتار مصالح مخلوط مناسب است و می‌توان به این روش رفتار مخلوط خاک ماسه‌ی و خرده‌لاستیک‌های بازیافتی



شکل ۵. نمودار میانگین مربعات خطا در فرآیند آموزش شبکه.



شکل ۶. روند تغییرات شبکه در مراحل آموزش شبکه.

شبکه‌ی عصبی در مقایسه با خروجی‌های واقعی بررسی‌های آزمایشگاهی را نشان می‌دهد، که هرچه تمرکز این نقاط بر روی نیمساز ربع اول محورهای مختصات خط $(y=x)$ بیشتر باشد، تصدیقی بر درستی فرآیند مدل‌سازی شبکه‌ی عصبی و دقت بالای آن است. شکل‌های ۵ الی ۷ نیز نشان‌دهنده‌ی فرآیند مدل‌سازی شبکه‌ی عصبی با استفاده از نرم‌افزار متلب است، که در شکل ۵ رگرسیون شبکه‌ی انتخابی (۲-۱۲-۴) در مراحل مختلف مدل‌سازی، پس از طی ۲۳ اپوک مورد بررسی قرار گرفته است. در شکل ۶ نیز تغییرات میانگین مربعات خطا در فرآیند مدل‌سازی بر حسب تغییرات اپوک مورد بررسی قرار گرفته است، که اگر سه نمودار ترسیمی (Train, Validation, Test) در یک راستا و امتداد باشند، نشان‌دهنده‌ی صحت فرآیند مدل‌سازی توسط شبکه است. شکل ۷، روند تغییرات شبکه طی اپوک‌های مختلف را نمایش می‌دهد. در نهایت، جهت بررسی میزان صحت شبکه‌ی مدل‌شده و اعتبارسنجی آن، ۵۰ داده که جزء داده‌های مرحله‌ی آموزش نیستند؛ به عنوان داده‌های جدید وارد شبکه شده‌اند. با بررسی نتایج تخمین زده‌شده توسط شبکه و نتایج ناشی از آزمایش‌های سه محوری، تطابق بالای آنها نشان‌دهنده‌ی عملکرد صحیح شبکه‌ی انتخاب‌شده جهت پیش‌بینی کرنش حجمی و تنش انحرافی است (شکل ۸).

جهت تخمین و پیش‌بینی، شبکه‌های انتشار برگشتی است. مهم‌ترین نکته در فرآیند مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی، انتخاب شبکه با تعداد نورون کمتر و رگرسیون بیشتر است و افزایش تعداد نورون‌ها در شبکه الزاماً باعث کاهش میزان خطا و بالا رفتن توانایی شبکه در تخمین خروجی‌ها نمی‌شود. در فرآیند مدل‌سازی، شبکه‌ی بهینه به حساب می‌آید که هم‌زمان با داشتن بالاترین رگرسیون، کمترین میانگین مربعات خطا را نیز داشته باشد. در نهایت، شبکه با آرایش ۲-۱۲-۴ به عنوان شبکه‌ی بهینه در این مطالعه انتخاب شده است.

را در نسبت‌های اختلاط متفاوت و همچنین با ابعاد خرده لاستیک‌های مختلف به راحتی مدل‌سازی کرد. بنابراین با انتخاب صحیح شبکه‌ی بهینه می‌توان تنش انحرافی و کرنش حجمی مصالح مخلوط را که تحت آزمون سه محوری قرار داده شده‌اند، تخمین زد. پارامترهای مقاومتی مورد نیاز به منظور طراحی سازه‌های ژئوتکنیکی را می‌توان از تغییرات تنش انحرافی و کرنش حجمی استخراج و رفتار مکانیکی مصالح مورد نظر را تعیین کرد. همان‌طور که در بخش مدل‌سازی نیز بیان شده است، یکی از بهترین شبکه‌ها

پانویس‌ها

1. tire shredder
2. strength parameters
3. triaxial test
4. tangential modulus
5. secant modulus
6. Zornberg
7. artificial neural network (ANN)
8. neurons
9. feed forward back propagation
10. minimum

منابع (References)

1. Ahmed, I. and Lovell, C. "Use of rubber tires in highway construction," *Proceeding of utilization of waste material in civil engineering construction, ASCE*, pp. 166-181 (1993).
2. Edil, T.B. and Bosscher, P.J. "Engineering properties of tire chips and Soil mixtures", *Geotechnical Testing Journal*, **17**(4), pp. 453-464 (1994).
3. Zornberg, J.G., Cabral, A.R. and Viratjandr, C. "Behavior of tire shred sand mixtures", *Canadian Geotechnical Journal*, **41**(2), pp. 227-241 (2004).
4. Foose, G.J., Benson, C.H. and Bosscher, P.J. "Sand reinforced with shredded waste tire", *Journal of Materials in Civil Engineering*, **122**(9), pp. 760-767 (1996).
5. Attom, M.F. "The use of shredded waste tires to improve the geotechnical engineering properties of sands", *Environmental Geology*, **49**(4), pp. 497-503 (2005).
6. Tatilsoz, N., Edil, T.B. and Benson, C.H. "Interaction between reinforced geosynthetics and soil-tire chip mixture", *Geotech. Geoenviron. Engineering, ASCE*, **124**(11), pp. 1109-1119 (1998).
7. Humphrey, D. and Manion, W. "Properties of tire chips for lightweight fill, Grouting, soil improvement and geosynthetics", *Proceedings of the Conference Sponsored by the Geotechnical Engineering Division of ASCE*, New Orleans, **2**, pp. 1344-1355 (1992).
8. Lee, J.H., Salgado, R., Bernal, A. and Lovell, C.W. "Shredded tires and rubber-sand as lightweight backfill", *Journal of Geotechnical & Geoenvironmental Engineering*, **125**(2), pp. 132-141 (1999).
9. Bosscher, P., Edil, T.B. and Kuraoka, S. "Design of highway embankments using tire chips", *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, **123**(4), pp. 295-304 (1997).
10. Kjartanson, B.H., Lohnes, R.A., Yang, S., Kerr, M.L., Zimmerman, P.S. and Gebhardt, M.A. "Use of waste tires in civil and environmental construction, final report", Iowa Department of Natural Resources Landfill Alternatives Financial Assistance Program (1993).
11. Tafreshi, S.N.M., Mehrjardi, G.T. and Dawson, A.R. "Buried pipes in rubber-soil backfilled trenches under cyclic loading", *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, **138**(11), pp. 1346-1356 (2012).
12. Feng, Z. and Sutter, K. "Dynamic properties of granulated rubber/sand mixtures", *Geotechnical Testing Journal*, **23**(3), pp. 338-344 (2000).
13. Garga, V.K. and Shaughnessy, V.O. "Tire-reinforced earthfill Part 1: Construction of a test fill, performance, and retaining wall design", *Canadian Geotechnical Journal*, **37**(1), pp. 75-96 (2000).
14. Rao, G.V. and Dutta, R.K. "Compressibility and strength behavior of sand-tire chip mixtures", *Geotechnical and Geological Engineering*, **24**(3), pp. 711-724 (2006).
15. Edincliler, A., Cabalar, A.F., Cagatay, A. and Cevik, A. "Triaxial compression behavior of sand and tire wastes using neural networks", *Neural Computing and Applications*, **21**(3), pp. 441-452 (2010).
16. Anderson, D. and McNeil, G., *Artificial Neural Networks Technology*, state-of-the-art Report, ELIN:A011, New York (1992).
17. Adeli, H. "Neural network in civil engineering", Department of civil and Environmental Engineering and Geodetic Science, Computer-Aided civil and Infrastructure Engineering (2001).
18. Hagan, M.T., Demuth, H.B. and Beale, M.H., "Neural network design", Michigan University (2002).
19. Naderpour, H., Kheyroddin, A.F. and Ghodrati Amiri, G. "Prediction of FRP-confined compressive strength of concrete using artificial neural networks", *Composite Structures*, **92**(12), pp. 2817-2829 (2010).
20. Matlab User Manual, Mathworks (2010).