

پیش بینی درصد تراکم خاک‌های ریزدانه در ساختمان سد مخزنی سرابی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

*علی حسن شریفی: دانشگاه آزاداسلامی واحد علوم و تحقیقات،

سیدمحمود فاطمی عقدا: دانشگاه تربیت معلم

علی ارومیه‌ای: دانشگاه تربیت مدرس

پذیرش ۹۰/۶/۱۲

تاریخ: دریافت ۸۹/۱۲/۱۹

چکیده

تحلیل تراکم حاصل شده از عملیات تراکم در خاک‌های ریزدانه در تحلیل برگشتی اهمیت به‌سزایی دارد. روش متداول در محاسبه درصد تراکم خاک؛ شیوه‌های معمول مانند روش مخروط ماسه، روش بالون لاستیکی و روش چگالی‌سنج هسته‌ای است. که به‌عنوان روشی مناسب جای‌گزین، شبکه عصبی آموزش دیده شده بر مبنای الگوهای تحلیل شده است. با روش‌های مذکور محاسبه تراکم، علاوه بر این که به دقت مورد نیاز در روش‌های مرسوم می‌رسد، سادگی و سهولت استفاده از آن از سایر روش‌ها پیش‌تر بوده و سرعت محاسبه آن نیز بیش‌تر است. در این تحقیق مدلی مبتنی بر شبکه عصبی چندلایه پرسپترون برای پیش‌بینی رفتار تراکمی خاک‌های ریزدانه در سد مخزنی سرابی در حین اجرا، و متراکم کردن لایه‌های خاک ارائه شد. متغیرهای ورودی شامل ۴ پارامتر ژئوتکنیکی رطوبت بهینه، درصد عبوری از الک ۲۰۰، حد روانی و حد خمیری و ۴ پارامتر اجرایی تعداد دفعات عبور غلتک، ضخامت لایه، رطوبت خاک در محل و دانسیته حاصل شده در محل، در نظر گرفته شد. این مدل که مبتنی بر شبکه عصبی چند لایه با روی‌کرد پسانتشار خطا ارائه شده، قادر است بدون داشتن حداکثر دانسیته آزمایشگاه که از ملزومات حتمی محاسبه درصد تراکم در حالت معمولی است؛ با استفاده از دیگر پارامترهای ژئوتکنیکی و اجرایی (۸ مورد اشاره شده) درصد تراکم و بالطبع حداکثر وزن مخصوص آزمایشگاه را با تقریب نزدیک به ۱۰۰ درصد محاسبه کند.

واژه‌های کلیدی: درصد تراکم خاک، شبکه عصبی، پارامتر ژئوتکنیکی، پارامتر اجرایی، حداکثر وزن مخصوص

آزمایشگاه

*نویسنده مسئول

مقدمه

مباحث مرتبط با عملیات خاکی در بدنه سدها و در احداث جاده‌ها و هر پروژه‌ای که به نوعی با عملیات خاکی در ارتباط هستند همواره مورد توجه محققان مختلف بوده است. خاک و سنگ به دلیل رفتار نامعین خود که ناشی از پیچیدگی ساختارهای تشکیل دهنده آنها است، ویژگی‌های مهندسی متفاوتی دارند. در بسیاری از شرایط دانش ما به اندازه‌ای نیست که بتوانیم رفتار خاک را به طور کامل پیش‌بینی کنیم. در این موارد، قضاوت مهندسی نقش مهمی را ایفا می‌کند و شیوه‌های تجربی طراحی بیش‌تر استفاده می‌شود. بنا بر این مهندسانی که با مسائل مربوط به رفتار خاک سروکار دارند، ناگزیر از تجربه‌گرایی هستند. پیشرفت علم رایانه به آنها امکان می‌دهد که پدیده‌های فیزیکی را با دقت و نزدیک به واقعیت حل کنند. هرچند مقایسه بین نتایج مدل‌ها و رفتار واقعی، مجدداً آنها را به تجربه‌گرایی می‌کشاند و این دلیلی است که شبکه‌های عصبی مصنوعی بتوانند راه جدیدی را بگشایند. مکانیک خاک هوشمند با بهره‌گیری از آخرین پیشرفت‌های هوش مصنوعی (سیستم خبره، ریاضیات فازی، شبکه عصبی، الگوریتم ژنتیک و علم سیستم‌ها) راه حلی برای مسائل پیچیده مکانیک خاک است. اساس مکانیک خاک هوشمند ایده‌های جدید بهینه‌سازی سیستم، پردازش اطلاعات نامعین، بازخور اطلاعات و بررسی کلی اطلاعات است. در بسیاری از شرایط مهندسی ژئومکانیک، مسائلی وجود دارند که بسیار پیچیده و نامشخص هستند. در بسیاری از مدل‌های ریاضی که سعی در حل چنین مسائلی دارند، نبود درک فیزیکی منجر به ساده‌سازی‌ها یا اتخاذ فرضیات متعدد در مدل می‌شود. به دلیل پیچیدگی ساختار توده خاک و شرایط اجرایی، ساخت یک مدل دقیق فیزیکی یا عددی کاری دشوار است. شبکه‌های عصبی از توانایی بالایی برای خودآموزی و ارائه روابط غیرخطی حاکم بر داده‌های جمع‌آوری شده، برخوردارند. این قابلیت منحصر به فرد باعث افزایش روز افزون به کارگیری شبکه‌های عصبی در مسائل ژئومکانیک شده است. شبکه‌های عصبی شیوه مناسبی برای مسائل مهندسی خاک هستند که مکانیسم پیچیده‌ای دارند و عامل‌های زیادی بر روند و نتیجه کار تأثیر دارند.

در روش شبکه‌های عصبی، توده خاک به‌طور غیرمستقیم با یک سیستم نرون‌های متصل به هم ارائه می‌شود و نیازی به تفسیر ژئومتریکی و مکانیکی نرون‌های داخلی شبکه نیست. روش‌های هوشمند فقط براساس داده‌های واقعی آموزش داده می‌شوند و ساختار و پارامترهای مدل را تعیین می‌کنند. در این حالت، نیازی به ساده‌سازی مسئله و در نظر گرفتن فرضیات، نیست.

پرکاربردترین الگوریتم آموزش شبکه عصبی، الگوریتم پس‌انتشار خطاست. این الگوریتم، تابع مربع خطا را برای قضاوت میزان یادگیری سیستم استفاده می‌شود.

کاربرد شبکه عصبی در مکانیک خاک

سیستم شبکه عصبی مصنوعی در زمینه‌های مختلف شامل پزشکی و مسائل علوم مهندسی کاربرد دارد. معادلات موجود حاکم بر مدل را می‌توان با شبکه مصنوعی که برای آنالیز مسائل چندمتغیره به کار می‌رود، تعویض کرد. کاربرد شبکه عصبی در مهندسی ژئوتکنیک نسبتاً جدید است و احتیاج به تحقیقات بیش‌تری دارد [۱].

محققان زیادی خواص مکانیکی خاک را بررسی کرده‌اند و علیرغم این بررسی‌ها نمی‌توان ادعا کرد سازوکار رفتاری خاک کاملاً شناخته شده است. به‌همین سبب روش‌های متداول کنونی همانند روش‌های تجربی و ریاضی، از فرضیه‌های ساده‌کننده‌ای برای حل مسائل چند متغیره ژئوتکنیک استفاده می‌کنند. با مروری بر این روش‌ها می‌توان استدلال کرد که رفتار پیچیده خاک را نمی‌توان توصیف کرد. بنا بر این ضرورت روشی جای‌گزین، که توانایی در نظر گرفتن تمام پارامترهای مؤثر را به‌طور هم‌زمان، و قدرت تعمیم و یادگیری مستقیم را از داده‌های تجربی داشته باشد، احساس می‌شود. استفاده از شبکه عصبی به‌عنوان راه حلی جای‌گزین، در حل بسیاری از مسائل مهندسی ژئوتکنیک در سال‌های اخیر با موفقیت استفاده شده است. زهو^۱ و ویو^۲ (۱۹۹۴) استفاده از شبکه عصبی چندلایه پرسپترون را برای تحلیل نتایج آزمایش‌های صحرایی تشریح کرده‌اند [۲]. آگراول^۳ در همین سال مقاومت برشی مؤثر

۱. Zhu

۲. Wu

۳. Agraval

رس‌های سیلتی و مدل رفتاری تنش- کرنش ماسه را با استفاده از شبکه عصبی پیش‌بینی کرده است [۳].

گوه^۱ در سال ۱۹۹۵ و ۱۹۹۶ کاربرد شبکه عصبی را در پیش‌بینی روان‌گرایی بررسی کرده است [۴]، [۵]. محققانی مانند هیدج^۲ و ویلیام^۳ (۱۹۷۹) کرنش ماسه تحت تنش‌های سیکلی [۶] و در سال ۱۳۷۷ مهین روستا تنش- کرنش خاک‌های رسی را با استفاده از شبکه‌های عصبی بررسی کرده‌اند [۷].

روش استفاده از شبکه عصبی برای پیش‌بینی رفتار تنش-کرنش شن را پنومادو^۴ و زهانو^۵ در سال ۲۰۰۰ [۸]، و ارزیابی رفتار تنش- کرنش ماسه‌ها را الیس^۶ و همکاران در سال ۱۹۹۵ [۹]، و همچنین پیش‌بینی رفتار تنش- کرنش رس‌ها را پنومادو همکاران در سال ۱۹۹۴ استفاده کرده‌اند [۱۰]. همچنین روش مذکور را در مورد ظرفیت باربری شمع‌ها ابوکیف^۷ در سال ۱۹۹۸ [۱۱] استفاده کرده است.

بنی‌مهد و یثربی در سال ۱۳۸۲ از شبکه عصبی در مدل‌سازی، تحلیل و طراحی در مباحث مهندسی ژئوتکنیک استفاده کرده‌اند [۱۲] و در سال ۱۳۸۸ بابایی به کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی و تفسیر نتایج آزمایش بارگذاری صفحه در خاک‌های ریزدانه پرداختند [۱۳]. حبیب آگاهی، کاتبی و جوهری در سال ۲۰۰۰، رفتار مکانیکی خاک‌های ریزدانه (تنش و کرنش) را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی بررسی کرده‌اند [۱۴].

محققان مختلف دیگری همچون جوآنگ^۸، کوئن^۹، شیباتا^{۱۰}، شاهین^{۱۱}، نجار^{۱۲} و همکارانشان (۱۹۹۶ تا ۲۰۰۲) در زمینه‌های مختلفی مانند ضریب نفوذپذیری خاک‌های ریزدانه، آزمایش نفوذ استاندارد و آزمایش نفوذ مخروط، تورم خاک، تنش و کرنش در خاک‌های ریزدانه، پیش‌بینی رفتار ماسه و رس‌ها، نشست پی‌های کم عمق و تعیین پارامترهای تراکم خاک از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کرده‌اند [۱۵]، [۱۶]، [۱۷]، [۱۸]، [۱۹]، [۲۰]، [۲۱]، [۲۲]، [۲۳]، [۲۴]، [۲۵].

۱. Goh	۲. Hadge	۳. William	۴. Penumadu	۵. Zhao
۶. Ellis	۷. Abo kiefa	۸. Juang	۹. Coen	۱۰. Shibata
۱۱. Shahin	۱۲. Najjar			

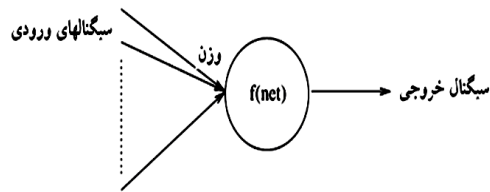
در مجموع می‌توان گفت شبکه‌های عصبی مصنوعی، ابزاری توانمند برای تحلیل برگشتی در علوم زمین‌شناسی مهندسی، ژئوتکنیک و مکانیک خاک هستند. به همین سبب و به منظور تحلیل برگشتی هوشمند سد مخزنی سرابی بر اساس نتایج رفتارسنجی، اطلاعات مورد نیاز از اوراق آزمایشگاهی در قالب ۱۲۴۵ دسته داده، جمع‌آوری شد و سپس این اطلاعات برای یافتن ارتباط غیرخطی و پیچیده موجود در بین ورودی‌های شبکه (که همان اطلاعات قابل اندازه‌گیری در حین اجرای پروژه‌اند) و خروجی‌های شبکه (که شامل درصد تراکم حاصل است)، با شبکه‌های عصبی چندلایه به وسیله قانون آموزشی پس‌انتشار خطا بررسی شدند. در تحقیق حاضر نیز سعی شد با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی و اجرایی در محل سد مخزنی سرابی و بر اساس شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدلی از این شبکه‌ها با رویکرد پس‌انتشار خطا برای پیش‌بینی درصد تراکم خاک‌های ریزدانه استفاده شده در این پروژه، به کار گرفت.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

نرون‌ها، سلول‌های تشکیل دهنده دستگاه عصبی بدن هستند. هر نرون با استفاده از تعدادی دندريت (گیرنده) تحریک‌های عصبی را دریافت می‌کند و پس از پردازش این پیام‌ها، آن‌ها را از طریق یک آکسون (فرستنده) به نرون بعدی ارسال می‌کند. مغز، کامپیوتری با ساختار پیچیده پیچیده، غیرخطی و موازی است و توانایی انجام وظایفی مانند بازشناسی الگو، ادراک و کنترل موتور را- بسیار سریع‌تر از هر کامپیوتری- داراست. علاوه بر این خصوصیات، ویژگی‌های دیگری مانند توانایی فراگیری، حفظ‌کردن و حتی تعمیم، تحقیقات را در جهت مدل‌سازی الگوریتمی سیستم‌های زیستی به صورت شبکه‌های عصبی مصنوعی، به حرکت درآورده است. تخمین زده می‌شود که در قشر مخ انسان، ۱۰ تا ۵۰۰ بیلیون نرون با ۶۰ تریلیون سیناپس وجود دارند. این نرون‌ها در حدود ۱۰۰۰ حوزه، که هر کدام حدود ۵۰۰ شبکه عصبی دارند، قرار گرفته‌اند [۲۶]، [۲۷].

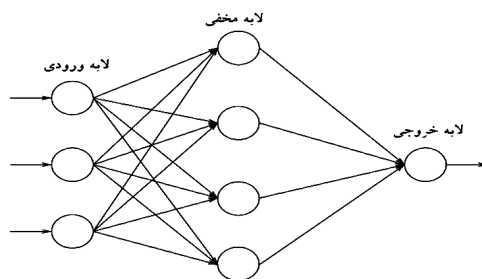
نرون مصنوعی (AN)، مدلی از نرون زیستی (BN) است. هر نرون مصنوعی، سیگنال‌ها را از محیط اطراف و یا نرون‌های مصنوعی دیگر دریافت می‌دارد و سپس این سیگنال‌ها را با

یک‌دیگر جمع کرده و در نهایت زمانی که آتش می‌کند، سیگنالی را به تمام نرون‌های مصنوعی متصل انتقال می‌دهد. شکل ۱، نرونی مصنوعی و شکل ۴ نیز نمونه ساختار شبکه عصبی را نشان می‌دهد.



شکل ۱. نرون مصنوعی [۲۸]

سلول‌های ورودی مستقیماً سیگنال‌های نرمالیزه شده را دریافت می‌کنند و هدف سیستم به‌دست آوردن سیگنال نرمالیزه شده در خروجی شبکه است. چنان‌که در شکل ۲ مشاهده می‌شود خروجی نرمالیزه شده لحظه‌ای بعد به لایه ورودی اعمال شده است، بنا بر این هنوز هم خاصیت پیش‌بینی‌کنندگی قانون کنترل، حفظ شده است [۲۷]، [۲۸].



شکل ۲. شبکه عصبی مصنوعی [۲۸]

یادگیری نرون مصنوعی

به‌طور کلی سه‌گونه یادگیری وجود دارد:

یادگیری با نظارت^۱: شبکه عصبی با مجموعه‌ای از داده‌ها که شامل بردارهای ورودی و هدف (خروجی دل‌خواه) است، آماده می‌شود. این مجموعه داده‌ها همان مجموعه آموزش است. هدف از آموزش با نظارت آنست که پس از تنظیم مقادیر وزن‌ها، مقدار خطای موجود بین خروجی واقعی نرون و خروجی هدف به حداقل ممکن برسد.

یادگیری بدون نظارت^۲: هدف یافتن الگوها یا خصوصیات از داده‌های ورودی، بدون کمک گرفتن از منبعی خارجی است. اکثر الگوریتم‌های یادگیری بدون نظارت، اساساً در مورد الگوهای آموزشی بی‌قاعده به‌کار می‌روند.

۱. Supervised Learning

۲. Unsupervised Learning

تقویت یادگیری^۱: هدف در این نوع یادگیری، تشویق کردن نرون یا بخشی از شبکه عصبی به‌ازای عمل کرد خوب و جریمه کردن نرون به‌ازای عمل کرد بد است [۲۸].

آموزش شبکه با روش پس‌انتشار خطا

در این بخش از الگوریتم LMS برای طبقه مهمی از شبکه‌های عصبی موسوم به شبکه‌های چندلایه پیش‌خور ارائه می‌شود. این تعمیم موسوم است به یادگیری پس‌انتشار خطا که مبتنی بر قانون یادگیری اصلاح خطا است. از قانون یادگیری پس‌انتشار خطا (BP) برای آموزش شبکه‌های عصبی چندلایه پیش‌خور که عموماً شبکه‌های چندلایه پرسپترون (MLP) هم نامیده می‌شود، استفاده می‌کنند. به عبارتی توپولوژی شبکه‌های پس‌انتشار خطا تکمیل می‌شود. این قانون-مثل قانون LMS- تقریبی است از الگوریتم S.D و در چارچوب یادگیری عمل‌کردی قرار می‌گیرد.

شبکه عصبی پس‌انتشار خطا از تعداد زیادی نرون که در لایه‌های مختلف (ورودی، میانی و خروجی) قرار گرفته، تشکیل شده است. این شبکه، یک شبکه قدرتمند تعیین نگاشت است که می‌تواند برای یادگیری رابطه بین پارامترهای ورودی و خروجی استفاده شود. بیش از ۵۰ مدل شبکه عصبی تاکنون ساخته شده است و ثابت شده که الگوریتم یادگیری پس‌انتشار خطا پرفرمدارترین و بهترین الگوریتم یادگیری در شبکه‌های عصبی چندلایه است. این الگوریتم برای آموزش شبکه‌های عصبی چندلایه پیش‌خور استفاده می‌شود [۲۸].

قانون پس‌انتشار خطا از دو مسیر اصلی تشکیل می‌شود: مسیر اول به مسیر رفت موسوم است که در این مسیر، بردار ورودی به شبکه پرسپترون چندلایه اعمال می‌شود و تأثیر آن از طریق لایه‌های میانی به لایه‌های خروجی انتشار می‌یابد. بردار خروجی تشکیل یافته در لایه خروجی، پاسخ واقعی شبکه پرسپترون چندلایه را تشکیل می‌دهد. در این مسیر پارامترهای شبکه، ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته می‌شوند.

مسیر دوم به مسیر بازگشت موسوم است. در این مسیر، برعکس مسیر رفت، پارامترهای شبکه پرسپترون چندلایه تغییر یافته و تنظیم می‌گردند. این تنظیم مطابق با قانون اصلاح خطا

۱. Reinforcement Learning

صورت می‌گیرد. سیگنال خطا، در لایه خروجی شبکه تشکیل می‌شود. مقدار خطا پس از محاسبه در مسیر برگشت از لایه خروجی و از طریق لایه‌های شبکه، در همه شبکه توزیع می‌گردد. چون توزیع اخیر در مسیر خلاف مسیر ارتباطات وزنی سیناپس‌ها صورت می‌پذیرد، کلمه پسانتشار خطا^۱ برای توضیح اصلاح رفتاری شبکه انتخاب شده است. پارامترهای شبکه طوری تنظیم می‌شوند که پاسخ واقعی آن هرچه بیشتر، به پاسخ مطلوب نزدیک‌تر شود. به این روش اصلاح خطا اصطلاحاً روش بهینه‌سازی شیب نزولی^۲ نیز اطلاق می‌شود.

توسعه الگوریتم‌های پسانتشار خطا با فراهم آوردن روش محاسباتی کارا، رنسانسی در شبکه‌های عصبی ایجاد کرد؛ زیرا شبکه‌های پرسپترون چندلایه با قاعده آموزش پسانتشار خطا هم‌چنان بیش‌ترین کاربرد را در حل مسائل فنی و مهندسی دارند [۲۷]، [۲۸].

جمع‌آوری و آماده‌سازی داده‌ها در منطقه بررسی شده

سد مخزنی سرابی در فاصله ۲/۲ کیلومتری بالادست ایستگاه هیدرومتری پل علی‌آباد و حدود ۱۰ کیلومتری شرق شهر تویسرکان در مختصات جغرافیایی ۴۸ درجه و ۳۲ دقیقه طول شرقی و ۳۴ درجه و ۳۳ دقیقه عرض شمالی بر روی رودخانه گزندر واقع شده است. مساحت حوضه آبریز تا محور سد سرابی ۳۳ کیلومتر مربع است (شکل ۳).

دسترسی به محل سد سرابی از شهر تویسرکان و از طریق جاده اصلی آسفalte موجود در مسیر تویسرکان- ملایر امکان‌پذیر است.

بدنه سد سرابی از نوع سنگ‌ریزه‌ای با هسته رسی قائم به ارتفاع ساختمانی ۶۹ متر تا تراز ۲۲۱۴ متر از سطح دریا و طول تاج ۲۸۷ متر است.

کالورت تخلیه‌کننده تحتانی و آب‌گیر کشاورزی در تکیه‌گاه چپ قرار دارند سرریز سد از نوع شوت آزاد با مقطع کنترل اوجی در تکیه‌گاه راست سد جانمایی شده‌اند. حوضه آبریز سد در محدوده آبریز رودخانه قلقل‌رود قرار دارد و ارتفاع ساخت‌گاه سد حدود ۲۱۴۵ متر از سطح تراز دریا است. از اهداف مهم احداث این سد می‌توان علاوه بر کنترل سیلاب حوضه، برای تأمین

۱. Back Propagation

۲. Gradient Descent Optimization

آب مورد نیاز باغداری، شرب، پرورش ماهی و گسترش زراعت و باغبانی و مکان‌های تفریحی و سیاحتی اشاره گردد.

مصالح استفاده شده در هسته رسی سد مخزنی سرابی از نوع رس‌های لاغر (CL) است [۲۹].



شکل ۳. موقعیت جغرافیایی سد سرابی در استان همدان و در فاصله ده کیلومتری شرق شهر تویسرکان

[۳۰]

در این تحقیق در ابتدا اطلاعات مورد نیاز برای تحلیل برگشتی، جمع‌آوری گردید. این داده‌ها شامل مشخصات زمین‌شناسی مهندسی و فعالیت اجرایی سدسازی‌اند و با نگاهی گذرا به اطلاعات جمع‌آوری شده از آن‌ها می‌توان دریافت که دامنه متنوعی از شرایط محتمل را دارا هستند. بنا بر این می‌توان بیان کرد که شبکه آموزش دیده با این اطلاعات، دارای تعمیم زیادی است و می‌توان از آن برای تحلیل برگشتی لایه‌های اجرایی در ماه‌های آینده و در پروژه‌های با شرایط مشابه با اطمینان زیاد، استفاده کرد.

پس از جمع‌آوری این اطلاعات، داده‌های حاصل دسته‌بندی شدند که حاصل آن ۱۲۴۵ دسته داده با ۹ پارامتر است (۱۱۲۰۵ پارامتر اندازه‌گیری شده). در جدول ۱ داده‌ها، در سه ردیف با عناوین حداکثر، حداقل و میانگین آورده شده است که در ردیف مربوط به میانگین، میانگین عددی حاصل از ۱۲۴۵ عدد چال دانسیته قید شده است و در دو ردیف دیگر نیز

حداقل و حداکثر ممکن در بین ۱۲۴۵ عدد چال دانسیته آورده شده است. در این جدول رابطه عددی شاخص خمیری با نشانه خمیری و حد روانی برقرار نیست زیرا هر کدام از داده‌های حداکثر و حداقل، الزاماً مربوط به یک چال دانسیته نیست.

پارامترهای ورودی و خروجی شبکه عصبی

پارامترهای ورودی شبکه عصبی مورد نظر، با توجه به میزان تأثیر گذاری‌شان بر روی خروجی هدف شبکه، شامل ۸ پارامتر است که این ۸ پارامتر در زمان عملیات اجرایی سد سازی، به‌سهولت قابل برداشت و محاسبه هستند. پارامترهای ورودی شبکه عصبی در ادامه آمده است.

الف) پارامترهای زمین‌شناسی مهندسی که شامل ۴ پارامتر بدین شرح است:

۱. حد روانی، ۲. نشانه خمیری، ۳. درصد عبوری از الک ۲۰۰، ۴. رطوبت بهینه آزمایشگاهی

ب) پارامترهای اجرایی سدسازی که شامل ۴ پارامتر بدین شرح است:

۱. تعداد دفعات عبور غلتک، ۲. دانسیته حاصل شده در محل، ۳. ضخامت لایه‌های اجرا شده، ۴. رطوبت لایه‌های اجرا شده.

پارامتر خروجی شبکه عصبی، پارامتر عمده زمین‌شناسی مهندسی در ارزیابی قابلیت حصول اطمینان از خصوصیات تراکمی خاک است.

این پارامتر عبارت است از درصد تراکم حاصل شده در محیط اجرای هسته رسی سد مخزنی سربابی، خلاصه این پارامترها در جدول‌های ۱ و ۲ آمده است.

جدول ۱. اطلاعات آزمایشگاهی استفاده شده [۳۱]

	تعداد کل چال‌های مورد تجزیه و تحلیل	دانسیته نسبی خشک در محل (gr/cm^3)	ضخامت لایه (cm)	رطوبت در محل (%)	دفعات عبور غلتک	رطوبت بهینه (%)	LL (%)	FL (%)	عبوری الک ۲۰۰ (%)	تفاضل رطوبت اجرا شده از رطوبت بهینه	تراکم نسبی (%)	دانسیته آزمایشگاه (gr/cm^3)	FI (%)
میزان حداکثر	۱۲۴۵	۱.۹۳	۲۳	۲۳.۱	۱۲	۲۱	۴۲	۲۱.۲	۸۷.۶	۴.۷	۱۰.۸	۱.۸۸	۲۱.۲
میزان حداقل	-	۱.۵۰	۸.۵	۸.۸	۴	۱۴	۲۷	۱۶.۷	۵۰.۱	-۹.۲	۸.۵	۱.۶۹	۹.۹
میانگین	-	۱.۷۵	۱۵.۸	۱۶.۷	۸.۲	۱۷.۱	۳۴	۱۸.۸	۶۵.۲	-۰.۵	۹.۹	۱.۷۸	۱۵.۲

جدول ۲. پارامترهای ورودی و خروجی شبکه عصبی - تحلیل پس‌انتشار خطا در سد مخزنی سرابی [۳۱]

ورودی های شبکه				
ردیف	شرح آیتم	واحد	شناسه	مقادیر اندازه گیری شده
				حداکثر حداقل
۱	حد روانی	درصد	LL	۴۲ ۳۷
۲	حد خمیری	درصد	PL	۲۱.۲ ۱۶.۷
۳	عبوری الک ۲۰۰	درصد	-	۸۷.۶ ۵۰.۱
۴	رطوبت پهنه آزمایشگاهی	درصد	mopt	۲۱ ۱۴
۵	رطوبت اجرا شده در محل	درصد	m	۲۳.۱ ۸.۸
۶	ضخامت لایه	cm	T	۲۳ ۸.۵
۷	دفعات عبور غلنگ	دفعه (بار)	P	۱۲ ۴
۸	دانسیته در محل	gr/cm3	d _r	۱.۹۳ ۱.۵
خروجی شبکه				
۱	میزان تراکم لایه ها	درصد	Dr	۱۰۸ ۸۵

تعیین نوع شبکه عصبی استفاده شده

پس از مرحله جمع‌آوری داده‌ها و آماده‌سازی آن‌ها، باید نوع شبکه عصبی استفاده شده تعیین شود. در مرحله تعیین نوع شبکه عصبی، چنان‌که در بخش‌های قبلی بیان شد، شبکه‌های عصبی متعددی وجود دارند که باید پس از بررسی آن‌ها، بهترین شبکه را انتخاب کرد. در این تحقیق، به‌منظور پیش‌بینی و تخمین پارامتر تراکم حاصل شده در سد مخزنی سرابی با استفاده از شبکه‌های عصبی آموزش دیده بر اساس نتایج تراکمی حاصل شده از ۱۲۴۵ عدد چال دانسیته نسبی بررسی شده، شبکه عصبی چندلایه پیش‌خور با روش آموزشی با نظارت پس‌انتشار خطا بهترین گزینه است. دلایل استفاده از شبکه عصبی پس‌انتشار خطا، بدین شرح است:

هدف از این تحقیق، تخمین و پیش‌بینی پارامترها است که شبکه عصبی پس‌انتشار خطا در این زمینه بسیار خوب عمل می‌کند. یادگیری این نوع شبکه عصبی با ناظر است. یعنی با توجه به ورودی‌ها و خروجی‌های معین، می‌توان ارتباط بین پارامترهای بردار ورودی و خروجی را به‌دست آورد. بنا بر این با توجه به این‌که هدف از این تحقیق نیز تعیین رابطه غیرخطی پیچیده بین پارامترهای ورودی و خروجی است، این نوع شبکه عصبی بسیار مناسب است. ساختمان این شبکه و کار با آن نسبت به بسیاری از شبکه‌های دیگر ساده‌تر است.

پس از انتخاب نوع شبکه، مرحله بعدی معماری شبکه و طراحی پارامترهای مؤثر بر آن است. این پارامترها عبارتند از:

الف) تعداد نرون‌ها در لایه‌های ورودی و خروجی، ب) تعداد لایه‌های پنهان، ج) تعداد نرون‌ها در لایه پنهان، د) توابع فعالیت لایه‌های مختلف شبکه، ه) انتخاب خطای مناسب برای شبکه، و) پیش‌پردازش داده‌ها، ز) تقسیم‌بندی درست داده‌ها به سری‌های آموزشی، ارزیابی و آزمایشی، ح) پیش‌پردازش داده‌ها، ط) تعیین نوع روش، آموزش و یادگیری.

آموزش شبکه و بررسی عمل کرد شبکه عصبی مصنوعی

برای تعیین تعداد نرون‌ها در لایه‌های ورودی و خروجی شبکه عصبی با توجه به این که ۸ پارامتر ورودی برای شبکه در نظر گرفته شده است، تعداد نرون‌ها در لایه ورودی شبکه ۸ عدد است، تعداد نرون‌ها در لایه خروجی شبکه نیز با توجه به پارامتر خروجی مورد نظر، ۱ عدد است.

در این تحقیق، با توجه به تعداد زیاد داده‌ها و پراکنده بودن مقادیر آن‌ها، برای یافتن تعداد بهینه لایه‌های پنهان شبکه و نیز تعداد بهینه نرون‌ها در این لایه‌ها، چندین شبکه متفاوت از نظر تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌های موجود در لایه‌های پنهان ساخته و اجرا شد. در هر مرحله، مقادیر میانگین مربع خطا (MSE) و ضریب هم‌بستگی بین خروجی‌های هدف و واقعی شبکه مربوطه (R) به دست آمد. در نهایت مشخص شد که شبکه‌ای با دو لایه پنهان و تعداد نرون‌های ۴۵ (لایه اول) و یک (لایه دوم) دارای کم‌ترین مقدار میانگین مربع خطا و بیش‌ترین مقدار ضریب هم‌بستگی است که نتایج این بررسی‌ها در جدول ۳ آمده است.

تعیین توابع فعالیت لایه‌های شبکه عصبی مصنوعی

هر نرون به یک تابع فعالیت نیاز دارد. اما به دلیل آن‌که نرون‌های هر لایه نقش مشابهی دارد، بنا بر این به توابع فعالیت یکسانی نیاز دارند. در این تحقیق توابع فعالیت شبکه عصبی،

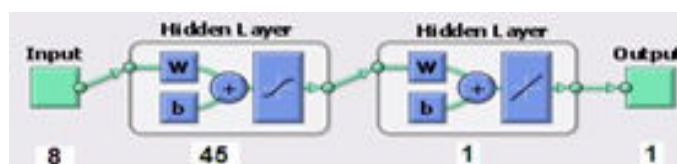
برای تحلیل پس‌انتشار خطا در سد مخزنی سربابی، در دو لایه پنهان (تانژانت سیگموئید و خطی) و لایه خروجی (خطی) است (شکل ۴).

جدول ۳. بررسی ساختار بهینه شبکه عصبی پس‌انتشار خطا در سد مخزنی سربابی [۳۲]

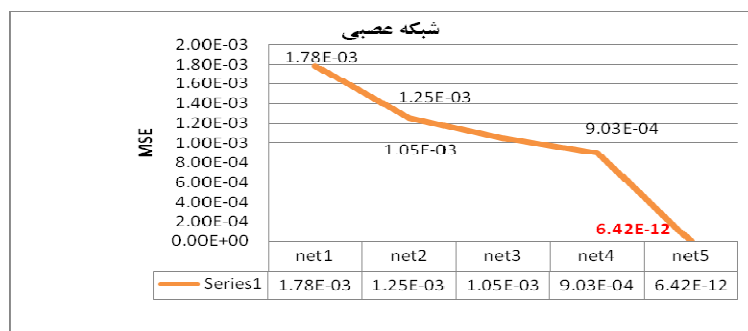
R	MSE	مشخصات لایه ها						
		خروجی			مخفی ۲			
		تابع فیلت	تعداد نورن	تتابع فیلت	تتابع فیلت	تعداد نورن	تتابع فیلت	تعداد نورن
		PURLIN	۱	PURLIN	PURLIN	PURLIN	PURLIN	PURLIN
۰.9۸۵۶	1.78E-03	1.25E-03	1.05E-03	9.03E-04	6.42E-12	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	
۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹				

تعیین خطای مناسب

در این تحقیق، با توجه به تعداد پارامترها و دسته داده‌ها و ارتباط غیرخطی بین پارامترهای شبکه، کم‌ترین خطای ممکن تا رسیدن به بالاترین ضریب هم‌بستگی مدنظر قرار گرفته است. در شکل ۵، سیر نزولی گرادیان خطای آموزش، در ۵ شبکه بررسی شده برای تحلیل پس‌انتشار خطا در سد مخزنی سربابی، آمده است.

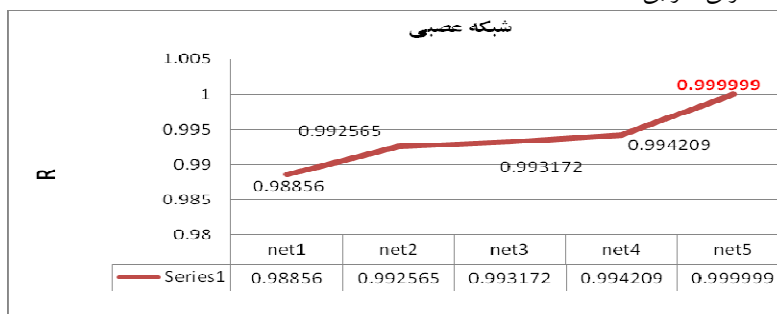


شکل ۴. ساختار شبکه عصبی پس‌انتشار خطا در سد مخزنی سربابی [۳۲]



شکل ۵. سیر نزولی گرادیان خطا در مرحله آموزش شبکه عصبی [۳۲]

در شکل ۶، سیر صعودی گرادیان ضریب هم‌بستگی بین خروجی‌های هدف و خروجی‌های واقعی شبکه، در طول دوره آموزش شبکه، در ۵ شبکه بررسی شده برای تحلیل پس‌انتشار خطا در سد مخزنی سرابی، آمده است.



شکل ۶. سیر صعودی گرادیان ضریب هم‌بستگی در مرحله آموزش شبکه عصبی [۳۲]

تقسیم‌بندی داده‌ها

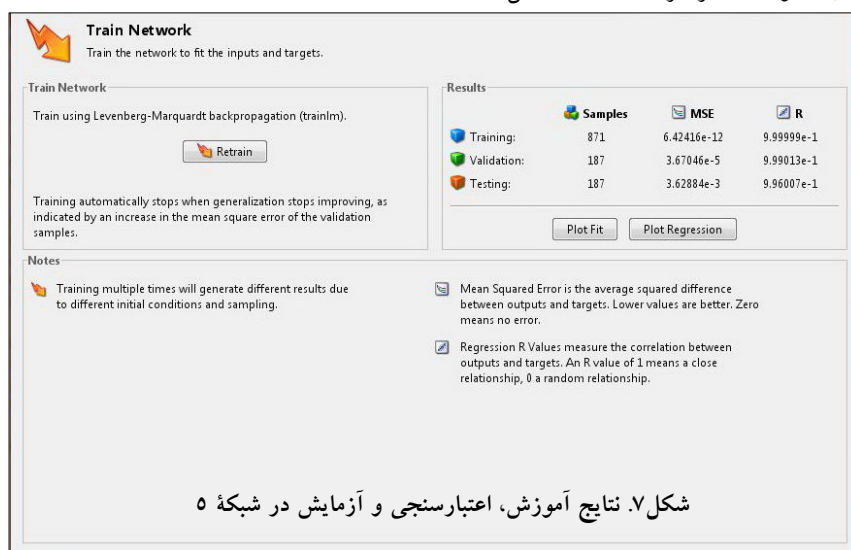
در شبکه‌های عصبی، عموماً داده‌ها به سه قسمت آموزشی، ارزیابی و آزمایشی تقسیم‌بندی می‌شوند:

داده‌های آموزشی داده‌هایی هستند که در فرآیند آموزش شبکه استفاده شده، قرار می‌گیرند. همچنین از این داده‌ها برای محاسبه گرادیان و بهینه ساختن وزن‌ها و بایاس‌ها نیز استفاده می‌شود.

داده‌های ارزیابی در واقع بخشی از داده‌های آموزشی هستند. این داده‌ها عموماً به‌دلیل جلوگیری کردن از بروز پدیده بیش‌یادگیری و حفظ کردن داده‌ها، به‌وسیله شبکه در طی فرایند آموزشی، به‌کار می‌روند.

داده‌های آزمایشی، برای آزمایش کردن درستی شبکه استفاده می‌شوند. این داده‌ها در طی آموزش شبکه استفاده نمی‌شوند ولی برای مقایسه میزان خطا استفاده می‌شوند. این داده‌ها هم‌چنین برای رسم خطای داده‌های آزمایشی در طی فرایند آموزش، استفاده می‌شوند.

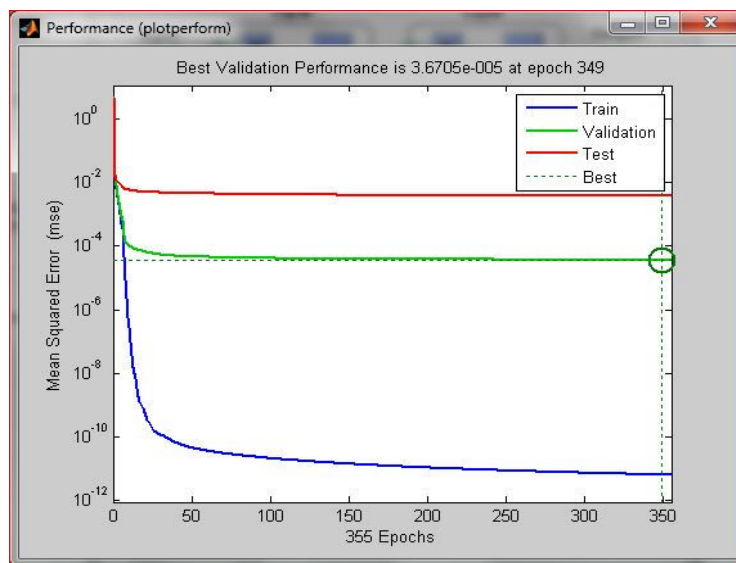
در این تحقیق، ۷۰ درصد از داده‌ها برای آموزش، ۱۵ درصد برای ارزیابی و ۱۵ درصد نیز برای آزمون در نظر گرفته شده‌اند (شکل ۷).



برای دسته‌بندی داده‌ها، دو راه وجود دارد:

به دل‌خواه قسمتی از داده‌ها به‌عنوان داده‌های آموزشی و باقی به‌عنوان داده‌های ارزیابی و آزمایشی انتخاب شوند. در این حالت، امکان درست انتخاب نکردن داده‌ها بیش‌تر است. زیرا مثلاً، با انتخاب یک‌سری از داده‌های شبیه به هم و تکرار داده‌های آن‌ها، در بین داده‌های آموزشی، شبکه می‌تواند با خصوصیات آن داده‌ها آموزش یابد و دارای همان خصوصیات

شود، درحالی که کل داده‌ها دارای این خصوصیت نیستند. یکی از نتایج کار این است که داده‌های آزمون جواب ضعیفی می‌دهند و جواب هم‌خوان با داده‌های آموزشی نیست. برنامه به نحوی نوشته شود که داده‌ها به‌طور تصادفی انتخاب شوند. در این حالت، چون داده‌ها از قسمت‌های مختلف مجموعه داده‌ها انتخاب می‌شوند، تمام خصوصیات را در بر می‌گیرند و خصوصیات داده‌ها به سمت مجموعه خاصی از داده‌ها میل پیدا نمی‌کند. در این تحقیق از روش دوم استفاده شده است. در این راستا، با استفاده از تابع دستوری (Dividevec) در نرم‌افزار (MATLAB 7.9.0)، داده‌ها به‌صورت تصادفی در سه مجموعه آموزشی، ارزیابی و آزمایشی، با درصد تعیین شده قرارگرفتند که در شکل ۸ (الف و ب) نشان داده شده است که بهترین نتایج حاصل از اعتبارسنجی در ۳۴۹ دور به‌دست آمده شده است.

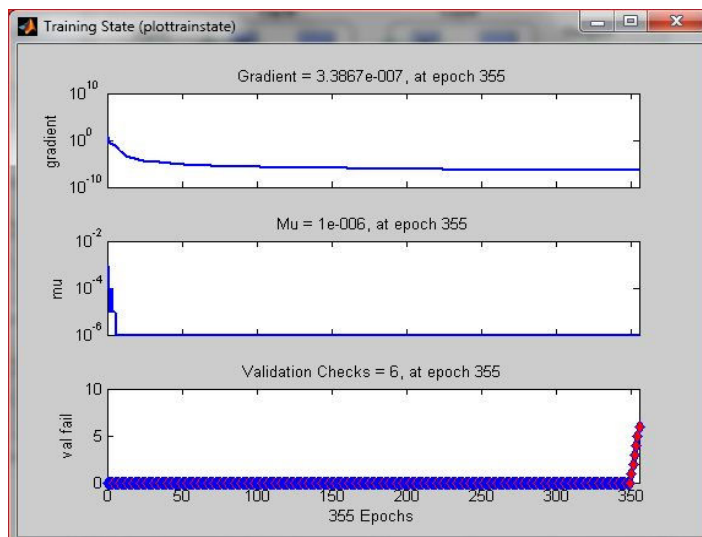


شکل ۸ الف. عمل کرد شبکه عصبی تحلیل پس‌انتشار خطا در سد مخزنی سرابی در هنگام آموزش

پیش‌پردازش و پس‌پردازش داده‌ها

از تکنیک‌هایی که استفاده از آن‌ها می‌تواند باعث آموزش بهتر شبکه شود، پیش‌پردازش داده‌ها است. در این تحقیق با توجه به دامنه گسترده مقادیر پارامترها، با ارائه مقادیر واقعی

آنها به شبکه، امکان دارد که خطاهایی در آموزش شبکه ایجاد شود. این خطا عمدتاً ناشی از اهمیت یافتن تصادفی پارامتری کم اهمیت و یا بالعکس، به خاطر مقادیر بسیار زیاد یا بسیار کم آنها است.



شکل ۸ ب. عمل کرد شبکه عصبی تحلیل پس انتشار خطا در سد مخزنی سرابی

در هنگام آموزش

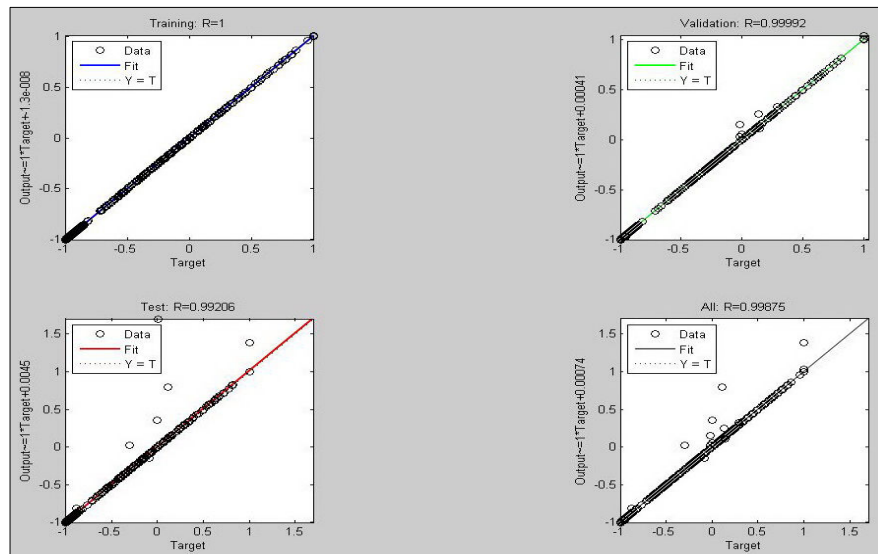
برای جلوگیری از بروز این خطا، در این تحقیق تمامی داده‌های ورودی و خروجی، با استفاده از تابع دستوری (mapminmax) در نرم‌افزار (MATLAB 7.9.0)، در محدوده $[-1, 1]$ نگاشت خطی شدند.

برای پس‌پردازش داده‌های آتی، کدهای نگاشت خطی داده‌ها در این نرم‌افزار در فایل ذخیره شدند تا در زمان نیاز، داده‌ها با توجه به این کدها، با تابع دستوری (mapminmax 'reverse') در همین نرم‌افزار نگاشت معکوس، خطی شوند.

تعیین نوع روش آموزش و یادگیری

برای آموزش شبکه عصبی، در نرم‌افزار (MATLAB 7.9.0)، ۱۴ روش کلی وجود دارد.

با توجه به شبکه عصبی طراحی شده، اهداف شبکه، زمان، میزان حافظه مورد نیاز کامپیوتر و راهنمایی‌های ارائه شده در این نرم‌افزار، روش آموزشی LM (Levenberg-Marquardt) برای آموزش شبکه عصبی در تحلیل پسانتشار خطا در سد مخزنی سرابی استفاده شده است. برای تعیین درستی شبکه، ضریب هم‌بستگی خروجی‌های واقعی و هدف شبکه بررسی شده‌اند. نتایج نشان می‌دهند که شبکه طراحی شده برای تحلیل پسانتشار خطا در سد مخزنی سرابی، NET 5، به‌خوبی آموزش دیده است و ضریب هم‌بستگی در آن ۰.۹۹۹۹۹۹ و صحت شبکه تقریباً ۱۰۰ درصد است (شکل ۹).



شکل ۹. نمودار ضریب هم‌بستگی خروجی هدف و خروجی واقعی شبکه NET 5 [۳۱]

تعیین صحت عمل‌کرد شبکه با داده‌های آزمایشی جدید

برای صحت عمل‌کرد شبکه و اطمینان از نحوه عمل‌کرد آن، تعداد ۸۹ داده جدید که دارای ۸ پارامتر هستند (متناسب با جدول ۲)، به شبکه داده شد. نتایجی که شبکه پیش‌بینی کرد، با نتایج واقعی در جدول ۴ با هم مقایسه شده‌اند و نتایج نهایی در جدول ۵ آمده است.

شیوه عمل کرد شبکه در تحلیل داده‌ها

پس از انجام آزمایش، دانسیته نسبی برجا در محل، و پس از تعیین رطوبت مصالح در آزمایشگاه، از تقسیم دانسیته خشک محل به دانسیته حداکثر آزمایشگاه و ضرب آن در عدد ۱۰۰ میزان تراکم برحسب درصد به دست می‌آید. اما در شیوه آموزش داده شده به شبکه، این شبکه است که تصمیم می‌گیرد با توجه به ۸ پارامتر ورودی بیان شده؛ چه تراکم آزمایشگاهی برای خاک مورد نظر لحاظ کند و در نتیجه آن، علاوه بر درصد تراکم حداکثر، دانسیته آزمایشگاه نیز محاسبه شود، که از تقسیم دانسیته خشک در محل بر درصد تراکم، ضرب در صد این عدد به دست می‌آید.

جدول ۴. مقایسه نتایج تراکم واقعی موجود در داده‌های آزمایشگاه و شبیه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی [۳۲]

اختلاف پیش بینی (%)	تراکم سازی شده توسط شبکه (%)	درصد تراکم با لحاظ حداکثر دانسیته آزمایشگاه	اختلاف پیش بینی (%)	تراکم سازی شده توسط شبکه (%)	درصد تراکم با لحاظ حداکثر دانسیته آزمایشگاه	اختلاف پیش بینی (%)	تراکم سازی شده توسط شبکه (%)	درصد تراکم با لحاظ حداکثر دانسیته آزمایشگاه
0.62	99.38	100.00	0.43	96.54	96.11	0.22	101.92	104.14
2.21	95.91	98.82	0.38	95.94	100.50	0.06	104.14	94.41
0.33	101.45	101.12	1.35	101.35	100.00	0.34	101.69	97.22
0.36	102.05	101.69	0.51	101.07	100.56	0.71	102.38	101.67
1.30	100.70	99.40	0.29	99.73	99.44	0.17	100.77	100.60
0.75	101.31	100.56	0.55	98.88	98.33	0.90	94.20	93.30
1.14	97.76	98.90	1.24	95.25	94.01	0.64	95.05	94.41
0.95	99.60	100.55	1.47	102.03	100.56	1.25	97.06	95.81
1.23	96.56	97.79	1.02	103.24	102.22	0.80	104.15	103.35
1.03	99.52	100.55	1.41	90.31	91.72	1.60	99.37	97.77
1.19	93.84	95.03	0.63	98.81	99.44	1.12	101.68	100.56
2.29	97.12	99.41	0.76	100.93	101.69	1.47	99.24	97.77
0.93	98.55	97.62	0.58	98.86	99.44	0.05	98.85	98.80
1.11	101.11	100.00	0.66	99.90	100.56	0.04	98.92	98.88
1.14	100.02	98.88	0.76	100.93	101.69	0.03	98.91	98.88
1.16	96.69	95.53	1.24	98.17	99.41	0.26	96.89	96.63
1.19	97.25	96.06	0.88	99.71	100.59	0.18	96.81	96.63
1.14	99.46	98.32	0.79	96.96	97.75	0.13	101.56	101.69
1.67	97.69	97.02	1.08	98.92	100.00	0.55	98.15	97.60
2.24	93.00	95.24	1.01	98.99	100.00	0.02	97.62	97.60
1.12	98.33	99.45	1.20	99.92	101.12	0.37	98.12	97.75
1.04	100.62	101.66	0.63	95.44	96.07	0.58	98.89	98.31
1.06	98.94	100.00	0.61	95.88	95.27	0.40	100.40	100.00
1.04	96.75	97.79	2.05	100.91	102.96	0.39	100.39	100.00
1.06	100.60	101.66	0.74	102.61	103.35	0.42	100.98	100.56
2.52	91.53	94.05	0.76	101.47	102.23	0.22	96.03	95.81
0.02	94.66	94.64	0.45	93.40	93.85	1.20	95.21	94.01
0.84	100.84	100.00	0.69	100.43	101.12	0.89	95.33	94.44

جدول ۵. نتایج حاصل از مقایسه داده‌های واقعی با نتایج پیش‌بینی شده به وسیله شبکه عصبی مصنوعی [۳۲]

تراکم میانگین داده های واقعی	98.7	حد اکثر اختلاف پیش بینی شده توسط شبکه	91.7	میانگین اختلاف پیش بینی شبکه	2.91	0.88
تراکم میانگین داده های پیش بینی شده توسط شبکه	98.7	حد اکثر اختلاف پیش بینی شده توسط شبکه	90.3	میانگین اختلاف پیش بینی شبکه	0.02	

نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی

۱. با در دست داشتن مقادیر دقیق پارامترهای فیزیکی و مکانیکی خاک و اطلاعات اجرایی سدسازی و تراکم، با دقت بسیار زیاد می‌توان تراکم حاصل و به تبع آن حداکثر دانسیته خشک آزمایشگاه را پیش‌بینی کرد.

۲. از جمله نکات این تحقیق، محاسبه تراکم آزمایشگاه با لحاظ کردن پارامترهای مکانیک خاک چون حدود اتزبرگ، عبوری الک ۲۰۰ و ... پارامترهای اجرایی است، به عبارت دیگر در روش‌های معمول (که هم‌اکنون در حال اجرا است) به پارامترهای اجرایی مانند انرژی غلتک و ... توجه نمی‌شود و همین امر یکی از مشکلات روش‌های تراکم آزمایشگاهی است. و به همین دلیل روش‌های مختلف A، B، C و D و به دنبال آن روش‌های اصلاح شده پدیدار گشته است. اما در این شیوه علاوه بر لحاظ نمودن اکثر خصوصیات ژئوتکنیکی خاک، انرژی غلتک، ضخامت لایه، رطوبت و دانسیته در محل، که از پارامترهای اجرایی هستند؛ نیز در محاسبه حداکثر دانسیته آزمایشگاه لحاظ می‌گردند و دانسیته محاسبه شده با شبکه عصبی، حداکثر دانسیته قابل دستیابی تحت شرایط محیط اجرا است و این نقطه قوت مهم این تحقیق است.

۳. نتایج به دست آمده از شبکه عصبی، حاکی از وجود رابطه پیچیده میان داده‌های ژئوتکنیکی و داده‌های اجرایی با حداکثر دانسیته محاسبه شده و درصد تراکم حاصل شده دارد، به طوری که این روابط در تحلیل‌های آماری قابل محاسبه نبود.

۴. چنانچه بتوان به روشی دیگر رطوبت بهینه را به دست آورد (مثلاً با به دست آوردن یک رابطه بین پارامترهای دیگر مکانیک خاک با رطوبت بهینه)، عملاً شیوه تراکم آزمایشگاه را (که به عنوان یک عامل کند کننده پروژه‌های عمرانی است) می‌توان حذف کرد.

منابع

۱. زمردیان، ع.، طهماسبی، ع.، برآورد پتانسیل روان‌گرایی خاک‌ها با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، اولین کنگره مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شریف (۱۳۸۲).
2. Zhou, Y. X., Whu, X. P., "Use of Neural Networks in the Analysis and Interpretation of Site Investigation Data", Computer & Geotechnics, Vol. 16 (1994) 105-122.
3. Agrawal, G., Frost. J. D., Chameau, J. L., "Data analysis and Modeling Using an Artificial Neural Network", Proc. 13th Conference of Int. Soc. Soil Mechanics and Foundation Engrg; Vol. 4 (1994) 1441-1444.
4. Goh, A. T. C., "Seismic Liquefaction Potential Assessed by Neural Networks", Journal of Geo technical Engineering, ASCE, 120 (9) (1995) 1467-1480.
5. Goh, A. T. C., "Neural Network Modeling of CPT Seismic Liquefaction Data", Journal of Geo technical Engineering", ASCE, 122 (1) (1996) 70-73.
6. Hadge, Willim E., "Cyclic stress-strain behavior of sand in offshore environment-M.Sc. thesis", Massachusetts Institute of Technology (1979).
۷. مهین‌روستا، ر.، پیش‌بینی رفتار تنش-کرنش خاک‌های رسی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد ژئوتکنیک، دانشگاه صنعتی شریف (۱۳۷۷).

8. Penumadu, D., Zhao, R., Modeling "Drained Compression Behavior of Sand Using ANN Numerical Method in Geotechnical Engineering", Geotechnical Special Publication, ASCE, No. 96 (2000) 71-87.
9. Ellis, G. W., Yao, C, Zhao, R. Penumadu, D., "Stress Strain Modeling of Sands Using Artificial Neural Networks", J. Geo. Engrg; Vol. 121, No. 5, (1995) 429-435.
10. Penumadu, D., Jin-Nan. L., Chamcau J-L., Arumugam, S., "Rate Dependent Behavior of Clays Using Neural Networks", Proc.13th Conference of Int. Soc. Soil Mechanics and Foundation Engrg; Vol. 4, (1994) 1445-1448.
11. Abu Kiefa, M. A., "General Regression Neural Networks for Driven Piles in Cohesionless Soils", Geotechnic and Geoenv. Engrg., ASCE; 124 (12), 1177-1185
۱۲. بنی‌مه‌ل، م.، یثربی، ش.، کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در مهندسی ژئوتکنیک: مدل‌سازی، تحلیل، طراحی، نشریه فنی و مهندسی مدرس، شماره ۱۴ (۱۳۸۲).
۱۳. بابایی، ب.، کاربرد شبکه عصبی در پیش‌بینی و تفسیر نتایج آزمایش بارگذاری صفحه در خاک‌های ریزدانه، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تربیت مدرس (۱۳۸۸).
14. Habibagahi, G., Katebi, S., Johari, "A Neural Network Framwork for Asia, eds; Toll & Leong. Balkema", Roucrdam (2000) 107-111.
15. Juang C. h, and Coen, c. J., "CPT-based liquefaction evalution using artificial neural networks", Computer Aided Civil and Infrastructure Engineering, 14 (3) (1999) 221-229.

16. Najjar, Y. M., Basheer, I. A., "Utilizing Computational Neural Networks for Evaluating the Permeability of Compacted Clay Liners", *Geotechnical and Geological Eng*, Vol. 14. No.3 (2000)193-212.
17. Najjar, Y. M., Ali, H. E., "Simulating the stress-strain behavior of Nevada sand by ANN.", *Proc, 5th U.S.National Congress on Computational Mechanics (USACM)*, Boulder, Colorado, August (1999) 4-6.
18. Najjar, Y. M, Ali, H. E., Basheer, I. A., "On the use of neurons for simulating the stress-strain behavior of soils", *Proc., 7th Int. symposium on Numerical Models in Geomechanics*", G. N. Pande, ed., Graz, Austria, NUMOG VII, September 1-3 (1999) 657-662.
19. Najjar, Y. M., Basheer, I. A., "Neural Network approach for site characterization and uncertainty prediction", *Geotechnical Special Publication, ASCE*, 58 (1) (1996a) 134-148.
20. Najjar, Y. M., Basheer, I. A., McReynolds, R., "Neural modeling of Kansan soil swelling", *Transportation Research Record No.1526*, (1996a) 14-19.
21. Najjar, Y. M., Basheer, I. A., Naouss, W. A., "On the identification of compaction characteristics by neuronets", *J. Computers and Geotechnics*, 18 (3) (1996b) 167-187.
22. Najjar, Y. M., Basheer, I. A., Naouss, W. A., "On the identification of compaction characteristics by neuronets", *J. Computers and Geotechnics*, 18 (3), (1996b) 167-187.

23. Najjar, Y. M., Ali, H. E., "CPT-based liquefaction potential assessment, Aneural approach", Geotechnical Special Publication, ASCE, 1 (1998) 542-553.
24. Shibata, T., Teparaksa, W., "Evaluation of liquefaction potentials of soils using cone penetration tests", Soils and Foundations, 28 (2), (1988) 49-60.
25. Shahin, M. A., Majer, R. H., Jaksa, M.B., "Predicting Settlement of Shallow Foundations Using Neural Networks", J. Geo & Geoenviron, Engrg, Vol. 128. No.9 (2002) 785-793.
۲۶. صمدی بخارائی، و.، کاربردهای *MATLAB* و *SIMULINK* در مهندسی، انتشارات خراسان، (۱۳۸۷) صفحات ۱۵۷ و ۱۹۷.
۲۷. منهاج، م.، مبانی شبکه‌های عصبی ج ۱، انتشارات صنعتی امیرکبیر (۱۳۸۸) صفحات ۱۶۵ و ۱۷۷ تا ۱۸۳.
28. Engelbrecht, A.P., "Computation Intelligence; An Introduction", 2nd ed., John Wiley & Sons Ltd (2007).
۲۹. مشخصات فنی و خصوصی سد مخزنی سرابی، جلد سوم، مهندسین مشاور آبدان فراز (۱۳۸۲) صفحات ۲ تا ۱۰۸.
۳۰. اطلس نقشه راه‌های ایران، انتشارات مرکز اطلاع رسانی ایران (۱۳۸۷)، صفحات ۱ و ۵۰.
۳۱. اسناد و اوراق آزمایشگاهی سد مخزنی سرابی، مهندسین مشاور آبدان فراز و زمین کاوان جنوب (۱۳۸۳ تا ۱۳۸۹).
۳۲. شریفی، علی حسن، ارزیابی خصوصیات تراکم پذیری خاک‌های ریزدانه در ساختمان سد سرابی با استفاده از روش‌های تحلیلی و سیستم شبکه عصبی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات (۱۳۸۹).