

پیش‌بینی پتانسیل رمبندگی خاک‌های رمبنده از طریق شبکه‌های عصبی مصنوعی

جواد شریفی*^۱، ماشاله خامه‌چیان^۲، محمد غفوری^۳

۱. دانشجوی دکترای زمین‌شناسی مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد

۲. دانشیار زمین‌شناسی مهندسی، دانشگاه تربیت مدرس

۳. استاد زمین‌شناسی مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد

Javad2114@yahoo.com

تاریخ پذیرش: [۱۳۹۳/۱۱/۹]

تاریخ دریافت: [۱۳۹۲/۱۰/۱۱]

چکیده - در این پژوهش به منظور بررسی قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی در تعیین پتانسیل رمبندگی، نمونه‌های متعدد خاک رمبنده از یک منطقه (دشت زاهدان) گردآوری شده است. در آزمایشگاه آزمایش‌های معمول رمبندگی روی آن‌ها انجام و تعداد ۱۳۰ نمونه خاک رمبنده به دست آمده از اعماق و مکان‌های مختلف دشت در پایگاه داده ثبت شد. آزمایش رمبندگی انجام شده، تحکیم مضاعف بوده که برای بررسی بیشتر آزمایش‌های دانه‌بندی، وزن مخصوص، حدود اتربرگ و خواص مقاومتی نیز روی نمونه‌ها انجام شد. در مراحل بعد نتایج برای ورود به شبکه‌های عصبی مصنوعی آماده شده و مدل‌سازی انجام شد. پس از مرحله آموزش شبکه و یادگیری، مدل‌های مختلف شبکه مورد سعی و خطا قرار گرفته و در ادامه مدل بهینه شبکه شامل شش ورودی و یک خروجی انتخاب شده است. با توجه به نتایج پیش‌بینی، مشخص شد که بین داده‌های تجربی و پیش‌بینی شده به وسیله شبکه عصبی مصنوعی بیشتر از ۹۵ درصد همبستگی مشاهده می‌شود. همچنین نتایج نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌تواند پتانسیل رمبندگی را به طور مناسبی پیش‌بینی کند و به دلیل استفاده از آزمایش‌های ساده و کم هزینه، باعث کاهش حجم محاسبات و آزمایش‌های لازم خواهد شد.

واژگان کلیدی: خاک‌های رمبنده، پتانسیل رمبندگی، مدل‌سازی، شبکه‌های عصبی مصنوعی

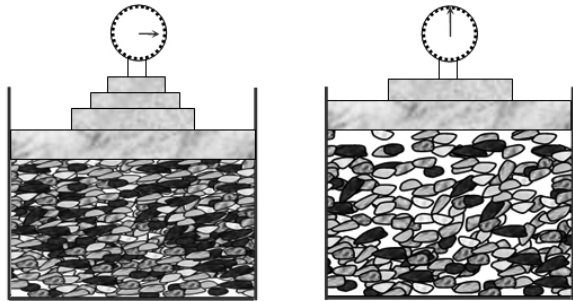
۱- مقدمه

مصنوعی یکی از ابزارهای قدرتمند تجزیه و تحلیل داده‌ها در بسیاری از رشته‌های مختلف علمی است که استفاده از آن مورد توجه مهندسين ژئوتکنیک قرار گرفته است [۱-۴]. در این زمینه پژوهش‌های زیادی برای پیش‌بینی خواص خاک و مصالح به وسیله شبکه‌های عصبی صورت گرفته است و پژوهشگران مختلفی از شبکه‌های عصبی در مباحث مهندسی ژئوتکنیک، زمین‌شناسی مهندسی، سازه و ساختمان استفاده کرده‌اند [۱-۷]. یکی از کاربردهای جالب شبکه‌های عصبی مصنوعی در مهندسی ژئوتکنیک، پیش‌بینی پتانسیل رمبندگی خاک

در سال‌های اخیر پیشرفت‌های زیادی در پردازش سریع اطلاعات و محاسبات عددی به وسیله نرم‌افزارها صورت گرفته است. این روش‌ها سبب تسریع در محاسبه، کاهش خطا و همچنین ارایه راهکارهایی شده که با روش‌های تجربی ممکن نبوده، به گونه‌ای که سبب رشد پروژه‌ها افزایش انگیزه پژوهشی شده است. یکی از این پیشرفت‌ها و نوآوری‌ها، مدل‌سازی و محاسبات از طریق شبکه‌های عصبی مصنوعی است. مدل‌های شبکه‌های عصبی

۲-۱- حفاری و آزمایش‌های برجا

حفاری انجام شده در این مطالعه دستی و تا عمق ۱۲ متر در ۴۸ نقطه از منطقه مورد مطالعه بوده است. هم‌زمان با حفر گمانه، آزمایش نفوذ استاندارد (SPT) نیز در چاهک‌ها انجام شده است. در طول انجام حفاری نمونه‌های دست‌خورده و دست‌نخورده برای انجام آزمایش‌های آزمایشگاهی اخذ شده است.



شکل ۱- شکل شماتیک قالب تحکیم قبل و بعد از آزمایش

جدول ۱- محدوده مقادیر حاصل از آزمایش‌های انجام شده

محدوده مقادیر		واحد	آزمایش‌های انجام شده
حداکثر	حداقل		
SM و ML		Unified	نام خاک
۱۶/۱	۱۴/۲	kN/m ³	وزن واحد حجم اشباع
۱۵/۳	۱۳	kN/m ³	وزن واحد حجم خشک
۹/۱	۲	درصد	درصد رطوبت
۴۳	۱۴	درصد	حد روانی
۹۰	۵۱/۴	درصد	درصد ریزدانه
۳۰	۱۲	درصد	شاخص خمیری
۳۲	۲۳	درجه	زاویه اصطکاک داخلی
۰/۶۲	۰/۵۸	درصد	پوکی اولیه
۲/۷۱	۲/۵۱	-	وزن مخصوص
۸۰	۶۰	درصد	درجه اشباع
۶۹	۵۱	درصد	درصد تراکم
۲۱	۶	ضربه	آزمایش نفوذ استاندارد

۲-۲- بررسی‌های آزمایشگاهی

تحکیم، عبارت است از تغییر حجم یک بعدی خاک وقتی تحت تاثیر تنش فشاری قرار می‌گیرد. آزمایش تحکیم مضاعف به این صورت است که دو آزمایش تحکیم روی دو نمونه یکسان انجام می‌شود. یکی از این آزمایش‌ها

است، که موضوعی جدید و در عین حال کاربردی است و باعث جلوگیری از رخدادهای خطرآفرین در مکان‌هایی که این گونه خاک‌ها در سطح رخنمون دارند، می‌شود [۱]. خاک‌های رمبنده، نهشته‌های بادرفتی است که از سیلت تا ماسه‌ریز به همراه پوششی از مقادیر کمی رس تشکیل شده‌اند. جریان‌ات سیلابی و تند مصالح رسوبی با دانه‌بندی بد و ساختاری سست را تشکیل می‌دهند. از این‌رو این خاک‌ها با ظاهری دانه درشت و ساختمان سست که معمولاً از اندازه سیلت تا ماسه ریز و به همراه مقادیر کمی رس ظاهر می‌شوند، در طبیعت شناسایی می‌شوند [۸-۱۰]. معمولاً برای تعیین پتانسیل رمبندگی خاک از سلول ادومتر یا آزمایش تحکیم استفاده می‌شود که به تحکیم مضاعف مشهور است. آزمایش تحکیم مضاعف معمولاً وقت‌گیر و مراحل نمونه‌برداری و انتقال آن به آزمایشگاه مشکل و هزینه زیادی در بردارد، برای همین روشی ساده و دقیق مورد نیاز است که پتانسیل رمبندگی را در زمان کمتری تشخیص دهد.

در این پژوهش به منظور بررسی قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی در تشخیص و پیش‌بینی پتانسیل رمبندگی خاک‌های رمبنده، تعداد ۱۳۰ نمونه خاک رمبنده با خواص فیزیکی و مکانیکی متفاوت از دشت زاهدان گردآوری شده و به آزمایشگاه انتقال یافته است. در آزمایشگاه خواص مختلف خاک مورد آزمایش قرار گرفته و آزمایش رمبندگی تحکیم مضاعف بر روی نمونه‌ها انجام شده است، برای بررسی بیشتر آزمایش‌های دانه‌بندی، وزن مخصوص، حدود ات‌برگ و خواص مقاومتی نیز بر روی نمونه‌ها انجام شد. بدین ترتیب پس از اخذ مقادیر و پارامترهای لازم از آزمایش‌های آزمایشگاهی، نتایج برای ورود به شبکه آماده شده و مدل‌سازی انجام شد. پس از مرحله آموزش شبکه و یادگیری، مدل‌های مختلف شبکه مورد سعی و خطا قرار گرفته و در ادامه مدل بهینه انتخاب شده است. این مدل در نهایت نیز با روش‌های تجربی مورد ارزیابی واقع شده است.

۲- بررسی‌های صحرایی و آزمایشگاهی

آزمایش‌های مختلفی استفاده می‌شود. از آزمایش‌های معمول رهنندگی سلول ادومتر یا سلول آزمایش تحکیم است و نتیجه آزمایش از طریق رابطه ۱ محاسبه می‌شود. در این آزمایش نمونه با رطوبت طبیعی بارگذاری شده و نشست‌ها اندازه‌گیری شده و بعد از متعادل شدن نشست‌ها، نمونه اشباع شده و میزان فروریزش در اثر اضافه کردن آب اندازه‌گیری می‌شود [۸-۱۷].

$$C_{col} = \frac{\Delta h}{h} = \frac{\Delta e}{1+e} \quad (1)$$

e مقدار پوکی و h ارتفاع نمونه است و C_{col} نیز پتانسیل رهنندگی است

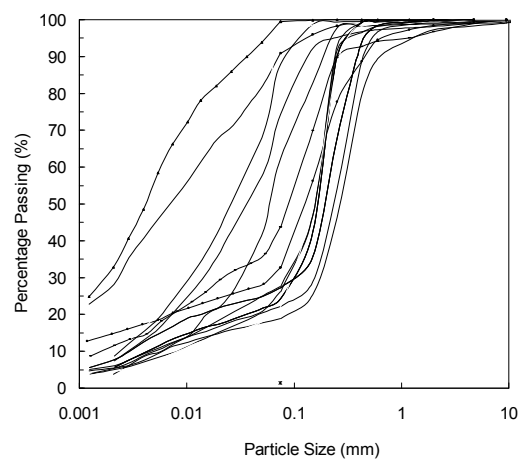
جنینگز و نایت (۱۹۷۵) با ارایه معیاری آزمایش تحکیم مضاعف را برای ارزیابی کمی رهنندگی تکمیل کرده و جدول ۲ را به کار بردند که شاخصی از شدت پتانسیل رهنندگی بر مبنای این معیار ارایه می‌دهد [۱۴].

جدول ۲- وضعیت مخاطره رهنندگی معیار جنینگز و نایت (۱۹۷۵)

وضعیت مخاطره	پتانسیل رهنندگی (%)
خطری ندارد	۰-۱
خطر کم	۱-۵
خطر متوسط	۵-۱۰
خطر بالا	۱۰-۲۰
خیلی خطرناک	بیشتر از ۲۰

به دلیل طبیعت غیر اشباع یا خشک خاک‌های رهننده، به هنگام اشباع شدن حجم آنها به سرعت کاهش می‌یابد، بر این اساس، هندی (۱۹۷۳) ضابطه‌ای را بر مبنای نسبت حد روانی به رطوبت اشباع پیشنهاد کرد. اگر این نسبت کمتر از ۱ باشد، خاک رهننده و اگر بیشتر از یک باشد، خاک غیر رهننده محسوب می‌شود [۱۹-۲۱]. شاخص رهنندگی (i_r) که شامل درصد رطوبت طبیعی، درجه اشباع، حد خمیری و شاخص خمیری است، به وسیله‌ی فدا (۱۹۶۶) پیشنهاد شد. این شاخص به وسیله رابطه ۲ تعریف می‌شود [۱۵].

روی نمونه‌ای با رطوبت طبیعی و دیگری در شرایط اشباع است [۱۱-۱۲]. جنینگز و نایت (۱۹۷۵) این آزمایش را اصلاح کردند، آزمایش اصلاح شده تحکیم مضاعف شامل بارگذاری بر روی نمونه تا یک مقداری دلخواه از تنش است، در این لحظه بدون افزایش تنش نمونه را از آب اشباع کرده و تغییر حجم نمونه اندازه‌گیری می‌شود. بدین ترتیب آزمایش تحکیم مضاعف با توجه به معیار جدید پژوهشگران روی نمونه‌های مورد مطالعه طبق استاندارد ASTM D 5333 انجام شده است [۱۳-۱۴]. شکل ۱ شکل شماتیک نمونه قبل و بعد از آزمایش تحکیم مضاعف را نشان می‌دهد. نتایج انجام آزمایش‌های آزمایشگاهی و صحرایی در جدول ۱ نشان داده شده است، همچنین شکل ۲ منحنی دانه‌بندی چند نمونه خاک مورد مطالعه را نشان می‌دهد.



شکل ۲- منحنی دانه‌بندی چند نمونه خاک مورد مطالعه

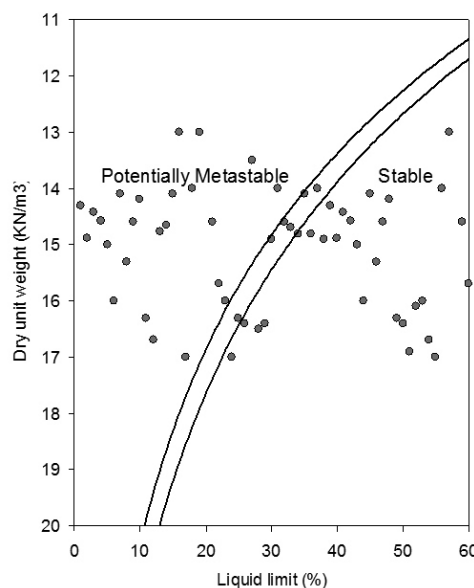
۱-۱- معیارهای رهنندگی

عوامل موثر بر رهنندگی خاک‌ها در چند مورد خلاصه می‌شود که شامل تاثیر نوع خاک، پارامترهای تراکم، تاثیر مواد شیمیایی و عمق نمونه‌گیری است. از معیارهای بررسی این‌گونه خاک‌ها می‌توان به معیار ابلف (۱۹۴۸)، معیار کلونجر (۱۹۵۸)، معیار گیبس و بارا (۱۹۶۲)، معیار دنیسف (۱۹۶۴)، معیار جنینگز و نایت (۱۹۷۵)، معیار فدا (۱۹۶۶) و معیار ASTM اشاره کرد. به طور کلی پتانسیل رهنندگی خاک‌ها متفاوت بوده و برای تعیین آن از

$$i_c = \frac{m/S_r - PL}{PI} \quad (2)$$

که در آن i_c و m شاخص رمبندگی و درصد رطوبت طبیعی، S_r درجه اشباع و PL و PI حد خمیری و شاخص خمیری است.

اگر شاخص رمبندگی از مقدار $0/85$ تجاوز کند، نشانه‌ای از وجود رفتار رمبندگی در خاک وجود خواهد داشت. دودلی (۱۹۷۰) نیز گزارش داد که بیشتر خاک‌های رمبنده حدود روانی زیر 45% و شاخص خمیری زیر 25% دارند [۱۰، ۲۲]. ضابطه دیگری برای شناسایی این گونه خاک‌ها به وسیله‌ی گیبس و بارا (۱۹۶۲) پیشنهاد شد. این ضابطه بر پایه دانسیته طبیعی خشک و حد روانی بود که مابین خاک‌های رمبنده و غیررمبنده تفکیک شده بود [۲۲-۲۱، ۱۶]. برای بینش کلی در مورد هم‌همی نمونه‌های برداشت شده از منطقه (خاک رمبنده و غیررمبنده)، از معیار گیبس و بارا استفاده و نمودار آن ترسیم شد (شکل ۳).



شکل ۳- معیار شناسایی خاک‌های رمبنده به وسیله‌ی گیبس و بارا

۲- شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی از تعدادی نرون مصنوعی و

اتصالات بین آن‌ها تشکیل شده است که این نرون‌ها در لایه‌های مختلف شبکه به صورت موازی عمل پردازش روی داده‌های ورودی را انجام می‌دهند و اطلاعات تجربی را به منظور استفاده‌های بعدی از داده‌ها استخراج و در شبکه ذخیره می‌کنند. نرون‌ها بلوک‌های اصلی سازنده یک شبکه عصبی است، که از آن‌ها به عنوان عناصر پردازشگر شبکه نام برده می‌شود. هر نرون دارای یک یا چند ورودی است که با استفاده از یک تابع تبدیل (یا تابع فعالیت) ترکیب خطی این ورودی‌ها را به خروجی مورد نظر تبدیل می‌کند. توابع تبدیل مختلفی برای استفاده در یک نرون وجود دارد که با توجه به کاربرد متصور از شبکه، هر یک از آنها آزمایش و پس از ارزیابی کارایی هر یک، نسبت به انتخاب تابع تبدیل نهایی تصمیم‌گیری می‌شود [۶-۷].

تعداد محدودی تابع وجود دارد که به صورت گسترده در شبکه‌های مختلف استفاده می‌شود. برخی این توابع عبارت‌اند از توابع خطی، محدودکننده سخت، نرده‌ای، گوسی، سیگموئید، لوجستیک-سیگموئید. هر شبکه نیز دارای یک بردار ورودی و یک بردار خروجی است، بردار ورودی شبکه به عنوان ورودی برای اولین لایه شبکه در نظر گرفته می‌شود و بردار خروجی شبکه برابر با خروجی آخرین لایه است. لایه‌های اول و آخر به ترتیب لایه ورودی و خروجی و لایه‌هایی که بین این دو لایه قرار دارند، لایه‌های پنهان نامیده می‌شوند. یک شبکه تک لایه فقط دارای لایه‌های ورودی و خروجی است در حالی که یک شبکه چند لایه علاوه بر این دو لایه شامل یک یا چند لایه میانی یا پنهان نیز می‌باشد [۶].

پس از انتخاب معماری اولیه شبکه، نوبت به آموزش شبکه می‌رسد. همانطور که قبلاً نیز بیان شد آموزش شبکه فرایندی است که طی آن وزن‌ها و مقادیر ثابت بهینه هر نرون در لایه‌های مختلف شبکه، با استفاده از یک الگوریتم آموزش تعیین می‌شوند. آموزش شبکه با توجه به ساختار و هدف مساله مورد بررسی می‌تواند با ناظر یا بدون ناظر باشد. یکی از متداول‌ترین معماری‌های مورد استفاده برای اهداف تخمین توابع مختلف، شبکه‌های پرسپترون چندلایه

۳- ساخت مدل و پیش‌بینی

قبل از ساخت مدل و پیش‌بینی، آزمایش تحکیم مضاعف روی نمونه‌ها انجام و پتانسیل ریبندگی هر نمونه مشخص شده است. از آنجایی که آزمایش تحکیم مضاعف وقت گیر بوده و نیاز مراحل نمونه‌برداری دارد و انتقال آن به آزمایشگاه نیز هزینه‌های بسیاری در بر دارد، در این پژوهش سعی شده است که با انجام ۱۳۰ آزمایش، پتانسیل ریبندگی برای تمامی نقاط دشت تخمین زده شود. از این رو در ادامه به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی آزمایش‌های انجام شده در نرم‌افزار MATLAB مدل و پیش‌بینی رخداد پدیده ریبندگی انجام شده است. معمولاً در پیش‌بینی‌ها، متغیرهای راهنما یا شاخص به گونه‌ای انتخاب می‌شود که اندازه‌گیری آنها آسان و هزینه کمی در برداشته باشد. نتیجه پیش‌بینی نیز بستگی به انتخاب پارامترها داشته و از دقت به دست آمده مطلوب بودن پیش‌بینی تشخیص داده می‌شود. در این پژوهش نیز سعی شده است که متغیرهای انتخاب شده به آسانی به وسیله‌ی آزمایش‌های آزمایشگاهی قابل تعیین بوده و نتایج آن با کمترین هزینه در دسترس واقع شود.

۳-۱- پارامترهای ورودی

پس از اخذ نتایج از آزمایش‌های آزمایشگاهی، نمونه‌ها برای ورود به شبکه آماده شدند. برای مدل‌سازی پیش‌بینی پتانسیل ریبندگی از پارامترهای شاخص خاک مثل وزن مخصوص (G_s)، شاخص خمیری (PI)، حد روانی (LL)، درصد رطوبت (w)، آزمایش نفوذ استاندارد (SPT) و مقدار ریزدانه گذری از الک ۲۰۰ (#200) به عنوان ورودی استفاده شده است. پارامتر خروجی یا هدف، پتانسیل ریبندگی (CP) بر حسب درصد است که از رابطه ۱ به دست آمده است.

پس از آماده‌سازی داده‌ها، مجموعه آنها به دو گروه مجزا برای جلوگیری از بیش‌برازش شبکه تقسیم شد. در ادامه ۷۵ درصد از داده‌ها برای آموزش و ۲۵ درصد برای آزمایش شبکه در نظر گرفته شد. تقسیم‌بندی داده‌ها به

پیشخور است که معمولاً شبکه پرسپترون چند لایه^۱ یا به اختصار MLP نامیده می‌شوند [۷].

یکی از مهم‌ترین چالش‌های پیش‌رو در استفاده از شبکه‌های عصبی بحث انتخاب مدل شبکه است. انتخاب مدل شامل انتخاب تعداد لایه‌های شبکه، تعداد نرون در هر لایه، انتخاب تابع تبدیل نرون‌های هر لایه، نوع پیوند بین نرون‌ها، نوع آموزش، الگوریتم یادگیری و انتخاب تابع عملکرد مناسب است [۵-۳]. متأسفانه هیچ قانونی برای انتخاب توپولوژی شبکه به جز چند توصیه مختصر که برای بهبود نتایج از آنها استفاده می‌شود، وجود ندارد. ساده‌ترین روشی که برای انتخاب معماری بهینه شبکه استفاده می‌شود، روش سعی و خطاست. در این روش تعداد زیادی از شبکه‌ها با معماری‌های مختلف آموزش داده می‌شوند و نتایج آنها با معیارهای مختلفی مثل مجموع مربعات خطا، میانگین مربعات خطا، میانگین خطای مطلق، ضریب تعیین برای داده‌های آزمایشی با هم مقایسه می‌شود [۷]. روابط ۳ تا ۶ به ترتیب پارامترهای یاد شده را نشان می‌دهند.

$$SSE = \sum_i (o_j - t_j)^2 \quad (۳)$$

$$RMS = \sqrt{\left(\frac{1}{P}\right) \times \sum_j |t_j - o_j|^2} \quad (۴)$$

$$MAPE = \left(\frac{o-t}{o}\right) \times 100 \quad (۵)$$

$$R^2 = 1 - \left(\frac{\sum_j (t_j - o_j)^2}{\sum_j (o_j)^2}\right) \quad (۶)$$

در این روابط، t مقدار هدف و o مقدار خروجی و p نیز الگو است.

-
- ۱ Multi layer Perceptron (MLP)
 - ۲ Sum of the Squares Error (SSE)
 - ۳ Root-Mean-Squared (RMS)
 - ۴ Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

به صورت اولیه مقداردهی می‌شود. مقدار دهی به صورت تصادفی با مقادیر کوچک انجام شده و یا این که صفر در نظر گرفته می‌شود. مرحله بعد نمونه‌های آموزش به شبکه معرفی می‌شود. تغییر وزن‌های اتصالات شبکه جزء مرحله سوم است. مرحله چهارم اضافه کردن یک واحد به متغیر و تکرار الگوریتم از مرحله دو، به تعداد ثابت یا تا جایی که مقادیر وزن‌های شبکه تغییرات ناچیزی داشته باشند [۱۱].

فرآیند آموزش و یادگیری بعد از این که حلقه تکرار به ۲۰۰۰ دور با مقدار خطای ۰/۰۳ رسید متوقف شده است. شکل ۵ حلقه تکرار فرآیند آموزش و یادگیری برای پیش‌بینی پتانسیل رمبندگی را نشان می‌دهد. در این شکل خطای شبکه (MSE) و تعداد دورهای آموزش در مدل ساخته شده را نشان می‌دهد. برای محاسبه خطای شبکه از رابطه ۷ استفاده شده است.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (CPI_{measured} - CPI_{predicted})^2 \quad (7)$$

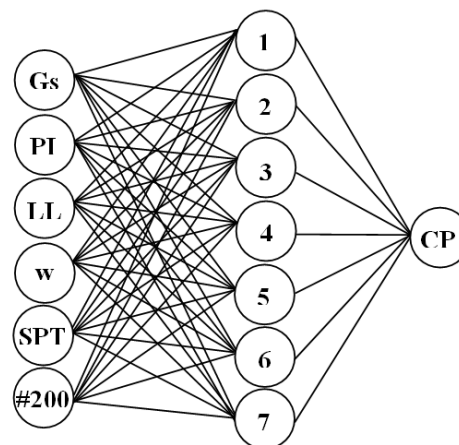
تجزیه و تحلیل شبکه

پس از مراحل آموزش و آزمون شبکه، نتایج تجزیه و تحلیل شده و دقت محاسبات مورد ارزیابی واقع شده است. برای این منظور ابتدا کارایی شبکه مورد ارزیابی قرار گرفته است. بدین ترتیب که مقادیر هدف که در آزمایشگاه به دست آمده و مقادیر حاصل از پیش‌بینی روی یک نمودار رسم شده و انحراف معیار نیز تعیین شده است. کارایی شبکه مورد بررسی در شکل ۶ در مرحله آموزش و شکل ۷ برای همه داده‌ها (مرحله آموزش و آزمون) نشان داده شده است.

صورت تصادفی انجام شد، اما از داده‌های یکسانی برای آموزش، ارزیابی و آزمون همه شبکه‌ها استفاده شد.

۲-۳- معماری شبکه

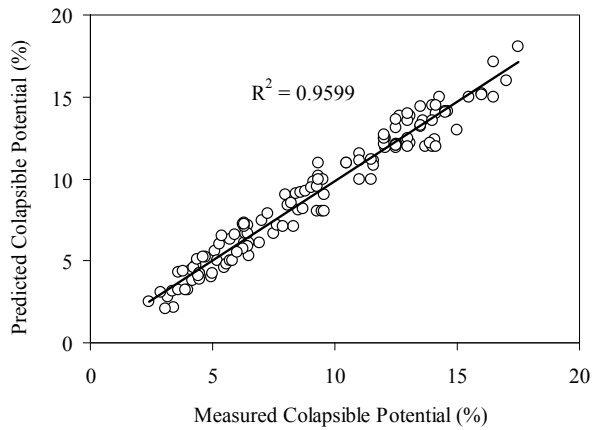
در این مطالعه از شبکه پرسپترون پیشخور سه لایه با الگوریتم آموزشی انتشار برگشتی خطا و انطباقی برای پیش‌بینی استفاده شده است (شکل ۴). مدل‌های شبکه‌های عصبی پردازش شده در این پژوهش دارای شش ورودی و یک نرون خروجی است. یک لایه نرون پنهان نیز در معماری شبکه چند لایه‌ای استفاده شده است. نرون‌های همسایه به صورت تمام در ارتباط با دیگر لایه‌ها به وسیله وزن‌ها است. در نهایت نرون‌های لایه خروجی نتیجه شبکه را تولید می‌کنند. تعداد نرون در لایه مخفی نیز به عنوان یک پارامتر متغیر در نظر گرفته شده و شبکه‌هایی با تعداد نرون‌های مختلف در لایه مخفی طراحی و میزان خطا مورد مقایسه قرار گرفت، به گونه‌ای که با هفت نرون در لایه مخفی کمترین خطا به دست آمده و این تعداد بعنوان عدد بهینه برای پیش‌بینی پتانسیل رمبندگی انتخاب شده است [۱].



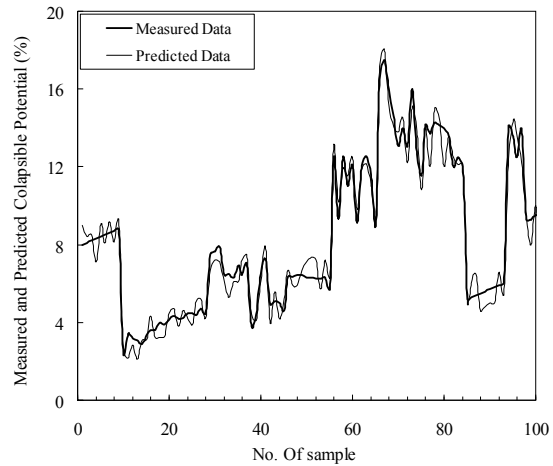
شکل ۴- معماری شبکه استفاده شده در این پژوهش
لایه خروجی لایه پنهان لایه ورودی

آموزش و آزمون شبکه

از ۱۳۰ داده در مرحله آموزش تعداد ۱۰۰ نمونه وارد مدل شده و بقیه به عنوان مجموعه آزمایش استفاده شد. برای اجرای آموزش طی ۴ مرحله اقدام می‌شود، که ابتدا شبکه

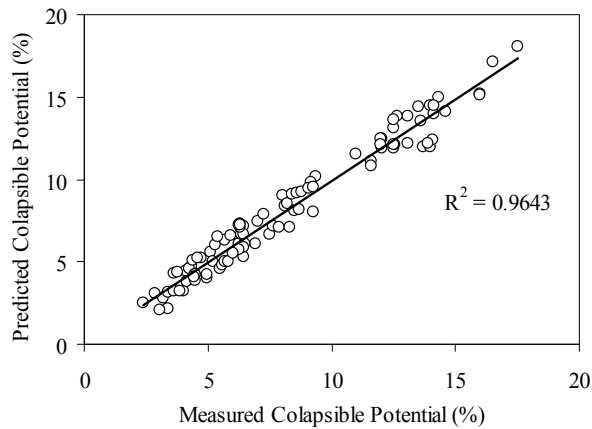


شکل ۸- همبستگی بین نتایج تجربی و پیش‌بینی در آموزش

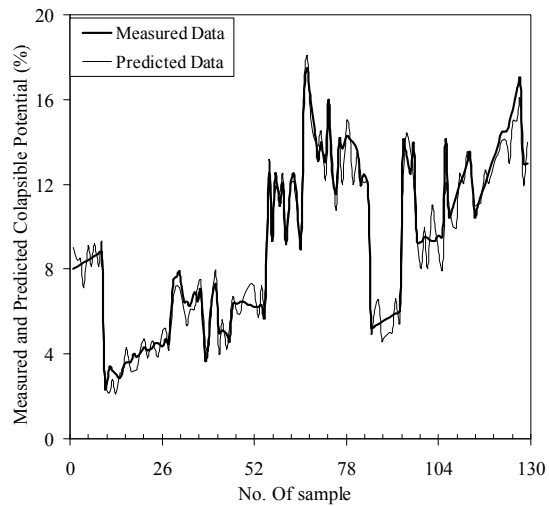


شکل ۶- نتایج مدل در مرحله آموزش

شکل ۱۰ تحلیل آماری نتایج به دست آمده از شبکه را نشان می‌دهد. در این شکل حساسیت نسبت به مقدار میانگین برای مدل ساخته شده را نشان می‌دهد. در این شکل سهم هر پارامتر در پیش‌بینی پارامتر خروجی را نشان می‌دهد. برخی از داده‌های به دست آمده در آزمایشگاه نتایج حاصل از مدل در جدول ۳ نشان داده شده است.



شکل ۹- همبستگی بین نتایج در مرحله آموزش و آزمون



شکل ۷- نتایج مدل در مرحله آموزش و آزمون

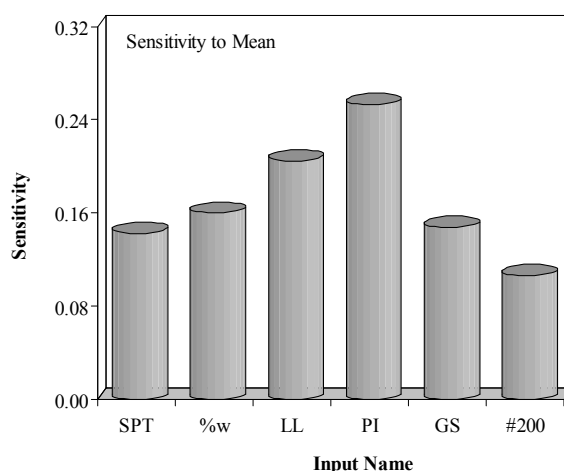
در ادامه مقادیر بدست آمده از آزمایشگاه و مقادیر تعیین شده به وسیله‌ی شبکه روی نموداری نشان داده شده و همبستگی بین این نتایج به دست آمده است. شکل ۸ همبستگی بین نتایج تجربی و پیش‌بینی در آموزش و همچنین شکل ۹ همبستگی بین نتایج در مرحله آموزش و آزمون را نشان می‌دهد.

پیش‌بینی شده دارای دقت مناسب می‌باشد. اگر چه ممکن است عدد پیش‌بینی شده در برخی از حالت‌ها دارای تفاوت محسوس باشد (ردیف ۸ جدول ۳). به طور کلی با توجه به نمودار شکل ۸ و شکل ۹ پیش‌بینی تا بیش از ۹۵ درصد به اعداد تجربی نزدیک است. با توجه به خطای نمونه‌گیری و همچنین خطاهای آزمایش تحکیم مضاعف، دقت به دست آمده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در این پژوهش مناسب است. از طرفی دیگر، با توجه به شکل ۱۰ مشاهده می‌شود در صورتی که عدد حد روانی و شاخص خمیری دارای دقت مناسب باشد، پتانسیل رمبندگی پیش‌بینی شده نیز دارای دقت مناسبی است. بنابراین می‌توان نتیجه‌گیری کرد که حساسیت پتانسیل رمبندگی به پارامترهای حد روانی، شاخص خمیری و حد رطوبت بیشتر از آزمایش نفوذ استاندارد، چگالی و درصد عبوری از الک ۲۰۰ است.

با توجه به مدل ارائه شده در این پژوهش، شبکه‌های عصبی با لایه‌های پنهان دارای توانایی‌های بیشتری نسبت به شبکه‌های عصبی دو لایه است. بنابراین می‌توان ثابت کرد که شبکه‌های عصبی پیش‌خور با یک لایه پنهان و همچنین تابع فعال‌سازی خطی در نرون خروجی و تعداد نرون‌های کافی در لایه پنهان قادرند هر تابعی را با دقت مناسب تقریب بزنند.

۴- نتیجه‌گیری

در مطالعه حاضر، آزمایش‌های گوناگونی در آزمایشگاه برای تعیین خواص فیزیکی و مکانیکی خاک انجام و نتایج آن برای ورود به شبکه آماده شده و در مراحل بعد شبکه ساخته شده و پیش‌بینی انجام شد. در این مطالعه از شبکه پرسپترون پیش‌خور سه لایه برای مدل استفاده شده است. سپس مدل ساخته شده پردازش و نتایج به دست آمده با مقدار هدف مقایسه شده و مقدار خطای ناشی از عملکرد شبکه تعیین شده است. به دلیل بالا بودن خطای به دست آمده در مراحل اولیه، شبکه با تغییراتی در پارامترهای ورودی و همچنین تغییر در لایه‌های ورودی و پنهان، دوباره ساخته شده و محاسبات انجام شد. در پایان با عمل



شکل ۱۰- تحلیل آماری نتایج پیش‌بینی

۳-۳- بررسی رهیافت‌هایی جهت بهبود نتایج

پس از بررسی نتایج به دست آمده از شبکه، اختلاف بین خروجی شبکه و مقادیر تجربی در بعضی از نقاط به صورت قابل ملاحظه‌ای نسبت به سایر نقاط افزایش نشان می‌دهد (شکل ۶ و ۷). با توجه به اینکه این نمونه‌ها در مجموعه داده‌های آزمایش قرار دارند، خطای مربوط به داده‌های آزمایشی در این حالت تقریباً دو برابر خطای داده‌های آموزش است. نکته قابل توجه این است که حذف داده‌های پرت از مجموعه آموزش تاثیری در بهبود عملکرد شبکه ندارد و فقط باعث کاهش خطای داده‌های آموزش می‌شود. حتی در بیشتر شبکه‌های ساخته شده حذف این داده‌ها از مجموعه آموزش ۵ تا ۱۰ درصد خطای مربوط به داده‌های آزمایشی را افزایش می‌دهد. در نهایت می‌توان شبکه‌هایی با ۲ و ۳ لایه را برای پیش‌بینی و تخمین مورد استفاده قرار داد و ضریب همبستگی بین ۹۰ تا ۹۵ درصد را به دست آورد که قابل قبول است، اما نمی‌توان بهترین شبکه را منحصر به یک ساختار واحد دانست بلکه توپولوژی‌های مختلفی وجود دارند که نتایج مشابهی را تولید می‌کنند.

طبق نتایج به دست آمده، خاکی با مشخصات ردیف ۱۵ از جدول ۳، پتانسیل رمبندگی آن از طریق تحکیم مضاعف ۳/۱۴ درصد به دست آمده است. در صورتی که از طریق شبکه‌های عصبی مصنوعی پتانسیل رمبندگی آن ۳/۳۸ به دست آمده است. بنابراین مشاهده می‌شود که عدد

شاخص خمیری، حد روانی، حد رطوبت، نفوذ استاندارد و ریزدانه‌گذری از الک ۲۰۰ می‌توان به معیار مناسبی برای رمنده بودن خاک دست یافت. از آنجایی که نمونه‌گیری و انجام آزمایش تحکیم مضاعف هزینه‌بر و زمانبر است، استفاده از شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند ابزاری مناسب برای تشخیص رمنده بودن خاک‌ها باشد.

سعی و خطا، شبکه بهینه طراحی شده و پیش‌بینی پتانسیل رمنده‌گی خاک انجام شد. طبق نتایج به دست آمده، شبکه عصبی برای خاک رمنده توانسته تا همبستگی ۹۵ درصد رابطه‌ای بین داده‌های تجربی و عددی برقرار کند و پیش‌بینی مناسبی انجام دهد. همچنین با توجه به تحلیل حساسیت انجام شده، شاخص خمیری و حد روانی تأثیری بیشتری در پیش‌بینی خاک‌های رمنده دارد؛ بنابراین با انجام آزمایش‌های سریع و کم‌هزینه مثل وزن مخصوص،

جدول ۳- برخی از داده‌های ورودی و خروجی مدل

نتایج پیش‌بینی	بررسی‌های آزمایشگاهی							ردیف
	پتانسیل رمنده‌گی (درصد)	پتانسیل رمنده‌گی (درصد)	ریز دانه	عدد نفوذ استاندارد	حد رطوبت	حد روانی	شاخص خمیری	
روش شبکه عصبی (%)	روش تجربی (%)	#200	SPT	w (%)	LL (%)	PI (%)	Gs	
۸/۰۰	۹/۰۰	۸۸/۰۷	۱۲	۷/۶۶	۲۶	۱۹	۲/۶۰	۱
۱۲/۰۰	۱۱/۵۰	۷۶/۰۰	۱۲	۴/۲۲	۲۴	۲۲	۲/۵۷	۲
۳/۲۰	۴/۰۰	۶۵/۲۴	۹	۸/۳۰	۳۰	۲۲	۲/۶۰	۳
۱۶/۱۰	۱۴/۰۰	۷۷/۲۱	۱۱	۴/۳۰	۲۶	۲۴	۲/۵۵	۴
۸/۴۰	۰۹/۱۰	۸۱/۱۲	۱۴	۷/۵۳	۳۱	۲۲	۲/۶۲	۵
۸/۵۰	۰۸/۱۰	۶۹/۰۲	۱۶	۷/۲۱	۳۲	۲۴	۲/۶۳	۶
۹/۷۰	۸/۰۰	۷۸/۰۰	۷	۴/۵۴	۲۰	۱۹	۲/۵۸	۷
۴/۵۰	۶/۸۰	۷۴/۰۰	۹	۷/۱۲	۳۱	۲۳	۲/۶۱	۸
۷/۲۰	۸/۹۰	۷۸/۸۶	۱۰	۴/۱۱	۱۵	۱۳	۲/۵۶	۹
۱۲/۲۰	۱۱/۹۰	۸۷/۴۳	۱۴	۴/۲۳	۲۶	۲۵	۲/۶۱	۱۰
۱۳/۱۰	۱۴/۲۰	۸۳/۳۲	۱۵	۶/۳۲	۲۳	۲۰	۲/۵۹	۱۱
۳/۱۹	۲/۸۲	۷۲/۵۴	۱۶	۶/۵۴	۳۸	۳۰	۲/۵۳	۱۲
۱۲/۱۰	۱۰/۰۰	۶۲/۰۸	۱۸	۵/۳۳	۲۴	۲۲	۲/۵۷	۱۳
۵/۶۰	۷/۱۰	۵۳/۸۷	۱۱	۸/۱۰	۳۳	۲۴	۲/۵۷	۱۴
۳/۳۸	۳/۱۴	۷۷/۹۷	۱۲	۶/۱۱	۳۲	۲۴	۲/۵۸	۱۵
۸/۰۰	۷/۰۰	۷۸/۶۷	۱۴	۲/۱۱	۱۸	۱۶	۲/۶۱	۱۶
۷/۰۰	۶/۰۰	۵۷/۱۲	۸	۳/۶۵	۳۲	۲۳	۲/۵۶	۱۷
۱۳/۰۰	۱۲/۰۰	۶۱/۰۰	۹	۳/۹۰	۱۹	۱۶	۲/۵۹	۱۸
۱۴/۰۰	۱۵/۰۰	۶۴/۰۰	۱۸	۳/۸۷	۲۰	۱۷	۲/۵۹	۱۹
۱۲/۰۰	۱۱/۰۰	۶۶/۰۰	۱۲	۲/۰۳	۲۳	۲۱	۲/۵۳	۲۰
۸/۰۰	۹/۰۰	۸۸/۰۷	۱۲	۷/۶۶	۲۶	۱۹	۲/۶۰	۲۱
۱۲/۰۰	۱۱/۵۰	۷۶/۰۰	۱۲	۴/۲۲	۲۴	۲۲	۵۷,۲	۲۲
۳/۲۰	۴/۰۰	۶۵/۲۴	۹	۸/۳۰	۳۰	۲۲	۲/۶۰	۲۳

۵- منابع

- structure", Proc. 6th Asian Conf. Soil Mech. Found. Eng., Durban, pp.99-105.
- [15] Feda, J., 1996- Structural stability of subsident loess soils from Praha-Dejvice, Engineering Geology 39:3,201-219.
- [16] Gibbs, H.J. and Bara, J.P., 1962- Predicting surface subsidence from basic soil tests, Spec. Tech. Publ. 332, ASTM, pp.231-247.
- [17] Handy, R. L., 1973- Collapsible loess in Iowa, Soil sciences society of America proceedings 37. pp 281 – 284
- [18] Reznik, Y.M., 2000- Engineering approach to interpretation of oedometer test results performed on collapsible soils", Engineering Geology 57, 205–213.
- [۱] شریفی، ج، جمشید زهی، ح.ا، حمیدی‌راد، م.، ۱۳۹۰- تعیین پتانسیل رمبندگی از طریق مدل سازی خاک در شبکه‌های عصبی مصنوعی، ششمین کنگره ملی مهندسی عمران، دانشگاه سمنان، سمنان.
- [2] Shahin, M.A., Jaksa M.B., Maier H.R., 2009- Recent Advances and Future Challenges for Artificial Neural Systems in Geotechnical Engineering Applications, Advances in Artificial Neural Systems, doi:10.1155/2009/308239.
- [3] Hong-Guang, N., and Ji-Zong, W., 2000- Prediction of compressive strength of concrete by neural networks", Cement and Concrete Research 30, pp. 1245- 1250.
- [4] Pala, M., Erdogan O., Ahmet., O., Ishak Yuce, M., 2007- Appraisal of long-term effects of fly ash and silica fume on compressive strength of concrete by neural networks", Construction and Building Materials 21, pp. 384–394.
- [5] Miguel Rocha, P.C., and Neves, J., Manicom-Ramsamy, J., 2007- Evolution of neural networks for classification and regression", Neurocomputing, 70.
- [۶] قربانی، ف، ۱۳۸۵- استفاده از توابع شعاع مدار برای ارائه روش‌های یادگیری پیوندی در شبکه‌های عصبی مصنوعی، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تربیت مدرس، تهران.
- [۷] منهای، م.ب.، ۱۳۷۹- هوش محاسباتی جلد اول: مبانی شبکه‌های عصبی، ویرایش اول، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران.
- [8] Bell, F. G., 1993- Engineering geology, Black Well, Oxford.
- [9] Clevenger, W.A., 1958- Experiences with loess as a foundation material, Transactions American Society for Civil Engineers, 123, pp: 51-80.
- [10] Dudley, J.G., 1970- Review of collapsing soils, The Journal of Soil Mechanics and Foundation Division ASCE 96,925–947.
- [11] ASTM, 2000- Method for One-Dimensional Consolidation Properties of Soils, D2435-90. American Society of Testing and Materials, Philadelphia.
- [12] ASTM, 2000- Methods for One-Dimensional Swell or Settlement Potential of Cohesive Soils, D 4546-4590. American Society of Testing and Materials, Philadelphia.
- [13] ASTM, 2000- Standard Test Method for Measurement of Collapse Potential of Soils , ASTM D5333-03. American Society of Testing and Materials, Philadelphia.
- [14] Jennings, J.E. and Knight, K., 1975- A guide to construction on or with materials exhibiting additional settlement due to "collapse" of grain

Engineering Journal, Volume 51, Issue 3, 205–210.
[22] Benatti, J.C.B., Miguel, M.G., 2013- A proposal of structural models for colluvial and lateritic soil profile from southwestern Brazil on the basis of their collapsible behavior, Engineering Geology, Volume 153, Pages 1–11.

حیدری، م، ۱۳۶۹- ساخت دستگاه تحکیم با فشار [۱۹]
جانبی کنترل شده و بررسی پدیده رمبندگی، پایان نامه
کارشناسی ارشد زمین شناسی مهندسی، دانشگاه تربیت
مدرس، تهران.

[۲۰] بهرامی، ک، ۱۳۹۰- بررسی خصوصیات زمین شناسی
مهندسی نهشته‌های لسی شمال کلاله در استان گلستان،
پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تربیت مدرس، تهران.

[21] Gaaver, Khaled E., 2012- Geotechnical properties of Egyptian collapsible soils, Alexandria