

تعیین ظرفیت باربری شمع‌های کوبشی در خاک‌های ماسه‌ای با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

مظاهر برنتی^۱، علی اکبر گلشنی^{۲*}، سید شهاب الدین یشربی^۳

۱- کارشناس ارشد خاک و پی، دانشگاه تربیت مدرس

۲- استادیار گروه خاک و پی، دانشگاه تربیت مدرس

۳- دانشیار گروه خاک و پی، دانشگاه تربیت مدرس

Golshani@modares.ac.ir

تاریخ پذیرش: [۱۳۹۲/۴/۷]

تاریخ دریافت: [۱۳۹۱/۴/۷]

چکیده- اثر عواملی نظیر ناهمسانی محیط خاک در برگیرنده یک شمع، اجرای شمع، جنس شمع و شکل آن، تخمین صحیح ظرفیت باربری یک شمع را با مشکل همراه می‌سازد. با آن که آزمایش بارگذاری شمع می‌تواند با وجود دقت بالا، به عنوان یک روش قابل اعتماد در مراحل مختلف تحلیل و طراحی به کار رود، هزینه‌های زیاد و زمان انجام طولانی را برای پروژه‌های عمرانی تحمیل می‌کند و همین مساله باعث ایجاد محدودیت‌هایی در انجام این آزمایش می‌شود. در این میان مدل‌سازی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی روشی است که بر اساس داده‌ها و اطلاعات قبلی بوده و نیازی به ساده‌سازی و استفاده از ضرایب اطمینان بالا ندارد.

در این مقاله، شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی ظرفیت باربری شمع‌های فلزی ته‌باز کوبیده شده در خاک‌های ماسه‌ای، به کار گرفته شده‌اند. از ۴ پارامتر طول شمع، قطر شمع، مدول الاستیسیته خاک و زاویه اصطکاک داخلی آن به عنوان ورودی و از ظرفیت باربری شمع به عنوان خروجی استفاده شده است. چگونگی طراحی شبکه و عوامل موثر بر رفتار آن در مسئله مربوطه به صورت خلاصه بررسی شده است. در پایان با آنالیز حساسیت بر روی ساختار بهینه مدل‌های معرفی شده، در خصوص چگونگی اثر ۴ پارامتر ورودی بر خروجی شبکه بحث شده است.

واژگان کلیدی: آزمایش بارگذاری شمع، دستگاه تعیین ظرفیت باربری، شبکه‌های عصبی مصنوعی، چند لایه پرسپترون، آنالیز حساسیت

۱- مقدمه

تعیین ظرفیت باربری شمع‌ها از جمله مسائل مهمی است که اثر عواملی مانند ناهمسانی محیط خاک دربرگیرنده یک شمع، اجرای شمع، جنس و شکل شمع، تخمین صحیح آن را با مشکل همراه می‌سازد. آزمایش بارگذاری شمع به عنوان یک روش قابل اعتماد، می‌تواند در مراحل مختلف تحلیل، طراحی و

اجرای شمع به منظور تعیین ظرفیت باربری محوری شمع به کار رود. از طرفی، آزمایش بارگذاری شمع با وجود دقت بالا، هزینه‌های زیاد و زمان انجام طولانی را برای پروژه‌های عمرانی تحمیل می‌کند. به این ترتیب پذیرش تحلیل‌های عددی در مسائل ژئوتکنیکی کم‌کم در حال افزایش است. در این پژوهش شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی ظرفیت

نرون متصل است، در وزن ضرب می‌شوند. منظور از پسوند، شماره نرون مورد بحث و شماره اتصال ورودی است.

- یک جمع‌کننده، که ورودی‌ها به نرون که در واقع است را با مقدار بایاس جمع می‌کند.
- یک تابع فعالیت که برای محدود کردن خروجی نرون در یک محدوده مطلوب به کار می‌رود.

۲-۱- شبکه عصبی چند لایه پرسپترون

یکی از متداولترین شبکه‌های عصبی، شبکه چند لایه پرسپترون^۳ یا به اختصار شبکه MLP است. این شبکه یک لایه ورودی، خروجی و تعدادی لایه پنهان دارد. در این شبکه هر نرون در هر لایه به تمامی نرون‌های لایه قبل و بعد متصل است که هیچ گونه اتصال برگشتی در شبکه وجود ندارد [۱]، نشان داده شده است. که شبکه‌های MLP با یک لایه مخفی با توابع تبدیل مشتق پذیر در لایه میانی و خروجی قادر به تقریب تمامی توابع با هر درجه تقریب خواهد بود، مشروط به اینکه به اندازه کافی در لایه مخفی نرون داشته باشیم [۳]. بنابراین در این پژوهش، از شبکه عصبی با یک لایه پنهان استفاده شده است.

۲-۱-۲- تعیین تعداد نرون های میانی

تعداد نرون‌های لایه پنهان بر رفتار شبکه تاثیر زیادی دارد. اگر تعداد نرون‌ها کم باشد، شبکه نمی‌تواند نگاهت غیرخطی بین ورودی و خروجی را با دقت منعکس کند (یادگیری کم^۴)، از طرف دیگر اگر نرون لایه پنهان بیشتر از حد لزوم باشد، شبکه با تولید نگاهت غیرخطی پیچیده داده‌های آموزشی را حفظ می‌کند اما در مقابل داده‌های جدید عملکرد مناسب ندارد و در واقع شبکه قدرت تعمیم خود را از دست می‌دهد (یادگیری بیش از حد^۵). تعداد

۳. Multi-Layer Perceptron

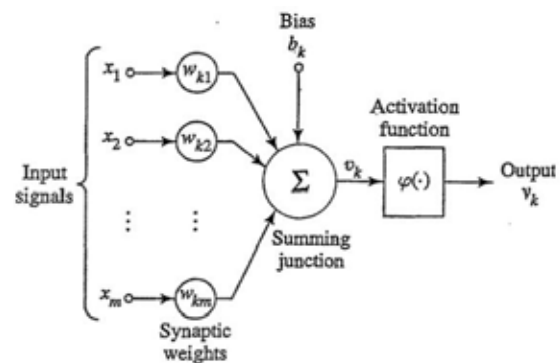
۴. Under fitting

۵. Over fitting

باربری شمع‌های فلزی کوبیده شده در ماسه استفاده شده است. برای آموزش شبکه‌ها از داده‌های واقعی شمع‌های که در مطالعات ژئوتکنیک حوض خشک منطقه هرمزگان که به وسیله‌ی شرکت مهندسی مشاور پژوهش عمران راهوار صورت گرفته، استفاده می‌شود. ولی از آنجایی که تعداد آزمایش‌های واقعی صورت گرفته محدود بوده، برای تکمیل اطلاعات چندین آزمایش در آزمایشگاه انجام گرفت.

۲- شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی مجموعه‌ای از عناصر ساده محاسباتی متصل به نام نرون است که قابلیت یادگیری منحصر به فرد آن، به این سیستم توانایی می‌دهد تا روابط پیچیده را بیاموزد. این واحدهای محاسباتی با تعداد زیادی اتصال با یکدیگر ارتباط دارند که در واقع تمام دانش برگرفته از محیط در آن ذخیره شده است. اولین مدل نرون توسط پیتس^۱ و مک کولچ^۲ (۱۹۴۳) معرفی شد (شکل ۱).



شکل ۱: مدل ریاضی نرون

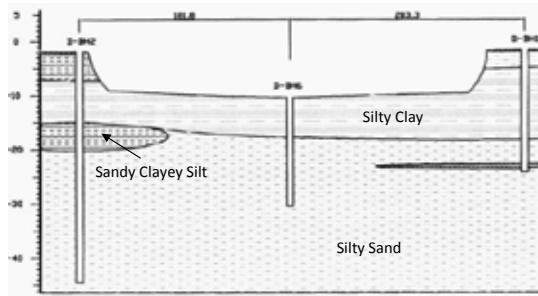
در این مدل سه عنصر اصلی دیده می‌شود:

- مجموعه‌ای از اتصالات که با مقادیر وزن یا مقاومت مشخص می‌شوند. یک سیگنال، که به

۱. Piths

۲. McCulloch

ضخامت حدود ۲ متر (حدود ۷ تا ۹ متری) لایه رس سیلتی همراه با لجن به ضخامت حدود ۸ متر (از ۹ متری تا ۱۷ متری) ماسه سیلتی قرمز رنگ تا انتهای گمانه‌ها (بیش از ۱۷ متری)



شکل ۲ یک مقطع ژئوتکنیکی از ناحیه مورد نظر را نشان می‌دهد.

۳-۱-۱- جایگزین کردن ماسه به جای رس

این لایه رسی شمع‌های آزمایش شده را تحت تاثیر خود قرار داده و از طرفی شمع‌های آزمایشگاه درون بسترهای ماسه‌ای آزمایش شده قرار گرفته است. پس برای این که شرایط آزمایش‌های آزمایشگاهی و آزمایش‌های صحرایی را مشابه هم کنیم نیاز است تا به جای لایه رسی که در محل وجود دارد، لایه ماسه‌ای قرار دهیم. برای این کار ابتدا نیاز است تا مقدار باری را که لایه رسی تحمل می‌کند را محاسبه کنیم.

نوک همه‌ی شمع‌های کوبیده شده در محل، در خاک درشت دانه زیرین قرار می‌گیرد، پس در همه‌ی شمع‌ها، لایه رسی ایجاد ظرفیت باربری جدار می‌کند.

با توجه به ضخامت لایه رسی و سایر مشخصات مربوطه، برای هر شمع، مقدار مقاومت اصطکاکی ناشی از لایه رسی با استفاده از α ، β ، λ و α محاسبه شد و میانگین آن‌ها به عنوان مقاومت اصطکاکی لایه رسی در نظر گرفته شد.

با مشخص شدن سهم لایه رسی در ظرفیت باربری

نرون‌های لایه مخفی به طور تجربی به دست می‌آید [۴].

۳-۱-۲- آموزش و آزمایش شبکه

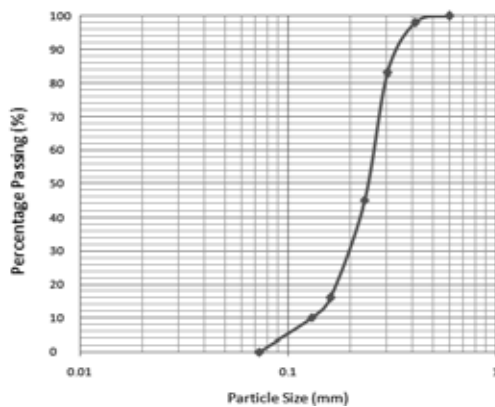
منظور از آموزش، تنظیم پارامترهای آزاد شبکه (وزن‌ها) برای دریافت پاسخ مطلوب است. از این رو در فرایند آموزش، ورودی‌های مربوط به بخشی از بانک اطلاعاتی (مجموعه آموزش) به شبکه ارائه می‌شود، مقادیر خروجی محاسبه شده و با مقادیر هدف مقایسه شده و با توجه به مقدار خطا وزن‌ها اصلاح می‌شود. هر بار ارائه ورودی‌ها و تنظیم وزن‌ها را یک سیکل آموزشی می‌گویند. سیکل‌های آموزشی تا جایی ادامه می‌یابد که خطا به حد قابل قبولی برسد. در پایان مقادیر وزن‌ها ذخیره شده و شبکه برای بخش دیگری از داده‌ها که در فرایند آموزش استفاده نمی‌شوند (مجموعه ارزیابی) آزمایش می‌شود. در این مقاله از روش پس انتشار خطای لونیبرگ مارکوات استفاده شده است که ضمن بالابردن سرعت آموزش، از ناپایداری شبکه جلوگیری می‌کند.

۳- آزمایش‌های صحرایی

در این پژوهش از نتایج ۲۱ آزمایش بارگذاری فشاری شمع که در مجتمع کشتی سازی هرمزگان، برای مطالعه‌ی ژئوتکنیکی تکمیلی حوض خشک که به وسیله‌ی مهندسین مشاور پژوهش عمران راهوار صورت گرفته، استفاده شده است. وضعیت عمومی لایه‌بندی خاک در محل پروژه به این شرح است: مخلوط ماسه سیلت دار و رس سیلت دار سبز رنگ به ضخامت حدود ۳ متر (تا عمق حدود ۳ متری) تناوب لایه ماسه سیلت دار سبز رنگ به ضخامت حدود ۴ متر (عمق حدود ۳ تا ۷ متری) لایه سنگی به ضخامت متوسط ۲۰ سانتی متری (حدود ۷ متری)

لایه ماسه‌ای سیلت دار سبز رنگ (شن دار) به

آزمایش‌ها بر روی شمع‌های لوله‌ای جدار نازکی به طول ۳۵، ۴۰، ۴۵ و ۵۰ سانتی‌متر، قطر ۲۰، ۲۵ و ۳۲ میلی‌متر، ضخامت ۰/۹ میلی‌متر و در بستری ماسه‌ای به تراکم نسبی ۵۰، ۶۰، ۷۰، ۷۵ و ۸۰ درصد صورت گرفت، و با توجه به این قطرها، طول‌ها و تراکم‌های نسبی تعداد ۶۰ آزمایش انجام شد. ماسه استفاده شده به نام ماسه سیلیسی شکسته فیروزکوه است که به اختصار ماسه استاندارد ۱۶۱ نامیده می‌شود. این نوع ماسه دارای رنگ زرد طلائیست. این ماسه در طبقه بندی Unified در رده SP قرار دارد. منحنی دانه‌بندی این ماسه در شکل ۴ نشان داده شده است [۵].



شکل ۴: منحنی دانه بندی ماسه مورد آزمایش

سایر مشخصات این ماسه به شرح زیر است:

$$G_s = 2,66 \quad \text{چگالی}^1 \text{ دانه‌ها}$$

$$e_{\max} = 0,928 \quad \text{نسبت تخلخل}^2 \text{ خاک در شل ترین حالت}$$

$$e_{\min} = 0,583 \quad \text{نسبت تخلخل خاک در متراکم ترین حالت}$$

قطر ذراتی که ۵۰ درصد ذرات از آن ریزترند.

$$D_{50} = 0,26$$

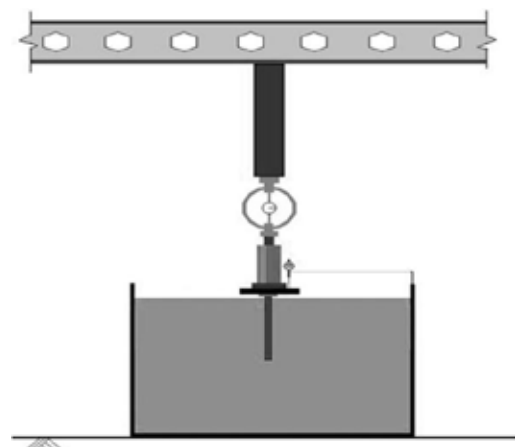
کل شمع، در گام بعدی هدف پیدا کردن ماسه‌ای است که اول دارای وزن مخصوصی برابر با وزن مخصوص لایه رس بوده و دوم بتواند مقاومتی برابر با مقاومت لایه رسی از خود نشان دهد. در این قسمت با در نظر گرفتن ماسه‌های مختلف با زوایای اصطکاک داخلی متفاوت، در پایان خاک ماسه‌ای با وزن مخصوص $1/75 \text{ T/m}^3$ و زاویه اصطکاک داخلی ۳۴ درجه به عنوان ماسه جایگزین در نظر گرفته شد.

۴- آزمایش‌های آزمایشگاهی

۴-۱- آزمایش بارگذاری شمع

به منظور یافتن ظرفیت باربری شمع‌های قائم تحت بار محوری، از آزمایش تعیین ظرفیت باربری شمع که در دستگاه ظرفیت باربری در ابعاد بزرگ و در آزمایشگاه خاک و پی دانشگاه تربیت مدرس ساخته شده است، استفاده شد.

دستگاه فوق شامل سه بخش است: مخزن ساخت نمونه (به ابعاد $100 \text{ cm} \times 100 \text{ cm} \times 85 \text{ cm}$)، قسمت اعمال نیرو و قسمت اندازه‌گیری نیرو و نشست؛ شکل ۳ نمای کلی از دستگاه ظرفیت باربری را نشان می‌دهد.

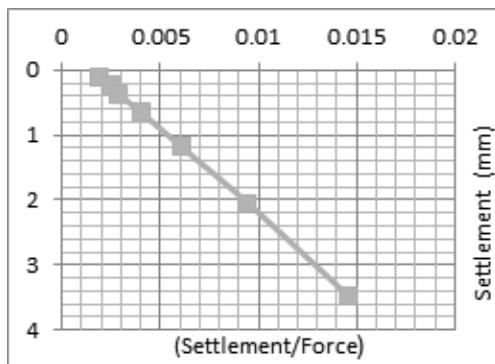


شکل ۳: دستگاه ظرفیت باربری

۱. Density

۲. Void Ratio

از روش چین^۵ محاسبه شده است. طبق روش چین، ابتدا مقادیر تغییر مکان بر مقدار بار متناظر آن تقسیم شده و سپس نمودار تغییر مکان بر حسب این مقدار (حاصل تقسیم تغییر مکان بر بار) ترسیم می‌شود. چنانچه نقاط حاصل از این روش روی یک خط راست قرار گیرند، شیب خط مزبور باربری نوک شمع را تعیین خواهد نمود. اما در اکثر مواقع، با اجرای معیار چین نقاط حاصل روی دو خط مستقیم قرار می‌گیرند که به این ترتیب شیب خط اول مقدار باربری جدار و شیب خط دوم مقدار ظرفیت باربری کل شمع را مشخص می‌کند (شکل ۵).



شکل ۵: مثالی از تفسیر منحنی بار - نشست شمع به وسیله چین

۴-۲- آزمایش بارگذاری صفحه PLT

برای محاسبه مدول الاستیسیته آزمایش بارگذاری صفحه استفاده انجام شد. برای این کار یک صفحه دایره‌ای صلب به قطر ۲۰ سانتی‌متر استفاده شده است. سیستم اعمال بارگذاری مشابه روش ذکر شده در آزمایش‌های بارگذاری شمع است، و از ۳ کرنش سنج برای تعیین میزان نشست صفحه در اثر بار اعمالی استفاده شده است. سپس نمودار بار تغییر مکان رسم شد و با استفاده از رابطه ۱، مدول الاستیسیته برای تراکم‌های مختلف محاسبه شد.

$$F = (\%) \cdot 200$$

ضریب یکنواختی^۱ $C_u = 1,8$
ضریب دانه‌بندی^۲: $C_c = 1,19$

نمونه‌های بستر ماسه‌ای در مخزن ظرفیت باربری ساخته شدند. به منظور ساختن نمونه‌های ماسه‌ای با مقادیر تراکم نسبی مورد نظر، مقدار مشخصی ماسه به لحاظ وزنی در مخزن ظرفیت باربری ریخته و تا رسیدن به ارتفاع ۱۰ سانتی‌متری برای هر لایه کوبیده می‌شدند. بعد از آماده شدن بستر ماسه‌ای برای کوبیدن شمع و برای به کمینه رساندن خروج از مرکزیت بار، از یک لوله راهنما^۳ که به وسیله‌ی بازوی فلزی به ستون کناری دستگاه متصل شده بود استفاده شد.

برای اعمال نیرو از یک جک هیدرولیکی با ظرفیت ۵ تن استفاده شد. این جک هیدرولیکی از پایین به صفحه بارگذاری^۴ (که روی شمع قرار می‌گیرد) و از بالا به یک ستون متحرک (ساخته شده با قوطی ۱۰۰ میلی‌متری) که متصل به یک جرثقیل است، متتهی می‌شود. بارگذاری در این آزمایش‌ها به روش بارگذاری استاندارد که در آیین‌نامه ASTM شرح داده شده است، صورت گرفته است.

برای اندازه‌گیری مقدار نیروی اعمال شده از یک حلقه نیروسنج به ظرفیت ۶ تن با دقت ۰/۰۰۲ میلی‌متر استفاده شد. میزان نشست شمع نیز به وسیله‌ی ۳ عدد کرنش سنج الکترونیکی با دقت ۰/۰۱ میلی‌متر محاسبه شد. این کرنش‌سنج‌ها به صورت راس یک مثلث متساوی الاضلاع بر روی صفحه آزمایش قرار می‌گرفتند.

در پایان پس از آزمایش و رسم نمودار نیرو-تغییر مکان برای هر شمع، ظرفیت باربری شمع‌ها

۱. Uniformity Coefficient

۲. Coefficient of Gradation or Curvature

۳. Guide Tube

۴. Test plate

۵. Chin

(۱)

$$E=Q/\delta D (-1 \mu^{2}) * I$$

δ = نشست ایجاد شده در اثر بار Q

D = قطر صفحه صلب

μ = ضریب پواسون

Q = بار وارده

I = ضریب اصلاح مربوط به آرایش و چگونگی آزمایش

مدل‌ها در نظر گرفته شده‌اند؛ با توجه به این که آزمایش‌های آزمایشگاهی در ابعاد بسیار کوچکتر از ابعاد واقعی صورت گرفت، برای از بین بردن اثر مقیاس از قانون مقیاس سانتریفیوژ استفاده شد. برطبق این روش پارامترهای مختلف طبق جدول ۱ تغییر می‌کند [۶]. N، عدد مقیاس است و از آنجا که با تاثیر دادن عدد مقیاس ۴۵، داده‌های آزمایش‌های آزمایشگاهی به داده‌های آزمایش‌های برجا، نزدیک می‌شوند، N برابر ۴۵ انتخاب شده است.

جدول ۱: قوانین تاثیر مقیاس بر پارامترهای مختلف

Quantity	Scale Factor
for static events	
Length, L	1/N
Force, F	1/N ²
Modul, E	1
Friction Angle, ϕ	1

لازم به ذکر است که برای محاسبه زوایای اصطکاک داخلی ماسه (ϕ) در تراکم‌های مختلف، از روشی که آقای حمید رضا الهی به کار گرفته، استفاده شده است [۷].

به عنوان نمونه پارامترهای ورودی و خروجی برای شمع با قطر ۳۲ میلی‌متر و طول ۴۵ سانتی‌متر قبل از اثر مقیاس در جدول ۲ نشان داده شده است.

۵- شبکه عصبی به کار رفته در این مطالعه

۵-۱- بانک اطلاعاتی

در مجموع تعداد ۸۱ داده (۲۱ آزمایش مربوط به مطالعات ژئوتکنیکی تکمیلی حوض خشک منطقه هرمزگان و ۶۰ آزمایش که در آزمایشگاه انجام شد) برای آموزش، ارزیابی و آزمایش شبکه موجود می‌باشد که از این تعداد، ۵۱ داده برای اطلاعات آموزشی، ۱۵ داده برای اطلاعات ارزیابی و ۱۵ داده نیز برای اطلاعات آزمایشی استفاده شد.

۵-۲- پارامترهای ورودی و خروجی

با توجه به عوامل تاثیرگذار، پارامترهای زاویه اصطکاک داخلی خاک (ϕ)، مدول الاستیسیته خاک، قطر شمع (D) و طول شمع (L) به عنوان ورودی

جدول ۲: پارامترهای ورودی و خروجی برای شمع با قطر ۳۲ میلی‌متر و طول ۴۵ سانتی‌متر قبل از اثر مقیاس

Dr %	Input				Output
	L (mm)	D (mm)	E(Kpa)	ϕ	Qu (Kg)
۵۰	۳۲	۴۵۰	۵۳	۳۷	۲۴۷/۹
۶۰	۳۲	۴۵۰	۸۳	۳۸	۳۶۰/۳
۷۰	۳۲	۴۵۰	۱۳۰	۳۹	۴۴۸/۶
۷۵	۳۲	۴۵۰	۱۶۰	۳۹/۵	۵۵۲/۷
۸۰	۳۲	۴۵۰	۱۹۸	۴۰	۵۹۱/۵

- میانگین قدر مطلق خطا^۳ (MAE):

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |E_i| \quad (5)$$

- بیشینه مقدار قدرمطلق خطا^۴ (MAXAE):

$$MAXAE = \max(|E_i|) \quad (6)$$

- انحراف استاندارد قدرمطلق خطا^۵ (SDAE): این شاخص نشان دهنده درجه پراکندگی قدرمطلق خطا حول MAE است.

۵-۴- پیاده کردن شبکه - آموزش و توقف آموزش

برای پیاده کردن شبکه‌ها، آموزش و تست آنها از جعبه ابزار شبکه عصبی Matlab R2009b استفاده شده است. برای آموزش شبکه‌ها روش لونیگ مارکوآت (ML) به کار برده شد؛ و برای بالا بردن قدرت تعمیم شبکه از روش Cross-validation برای توقف آموزش شده است. از آنجایی که تعداد نرون‌های میانی در رفتار شبکه‌ها نقش عمده‌ای دارد، شبکه‌های مختلف با ۴، ۶، ۸، ۱۰، ۱۲، ۱۴، ۱۶، ۱۸، ۲۰، ۲۲ و ۲۴ نرون میانی ارزیابی شد. ضریب همبستگی و همچنین شاخص خطای متوسط مربعات داده‌های ارزیابی، برای شبکه MLP با تعداد نرون‌های مختلف در جدول ۳ نشان داده شده است. برای این کار، هر شبکه با تعداد نرون ثابت، ۲۰ بار مورد آموزش قرار گرفت و در پایان شبکه‌ی دارای کمترین خطا ذخیره شده است.

همان‌گونه که از جدول ۳ مشخص است، ۴ شبکه با تعداد ۶، ۸، ۱۰ و ۱۴ نرون میانی در لایه پنهان که عملکرد بهتری نسبت به سایر شبکه‌ها دارند، انتخاب شده و در مقابل مجموعه آموزشی و آزمایشی ارزیابی شد (جدول ۴). با توجه به نتایج به دست آمده، بهترین حالت برای شبکه استفاده

از آنجا که متغیرهای ورودی و خروجی محدوده تغییر وسیعی دارند، بهتر است به بازه [۰، ۱] یا [۱، -۱] انتقال داده شود. هدف از این انتقال برای اطلاعات ورودی، تسهیل در همگرایی و عملکرد بهتر شبکه عصبی است. همچنین با توجه به توابع انتقال، از آنجا که خروجی‌های شبکه بین صفر و یک خواهند بود، لازم است اطلاعات مربوط به نرون‌های خروجی نیز به صورت اعداد بین صفر تا یک به شبکه ارائه شوند تا هنگام محاسبه خطای شبکه، مقادیر فوق و مقادیر تولید شده توسط شبکه در یک فاصله قرار گیرند [۲].

از این رو، در این پژوهش، متغیرهای ورودی و خروجی را با یک تبدیل خطی، طبق رابطه ۲ نرمالیزه کردیم.

$$NP = \frac{UB - LB}{MaxP - MinP} \times (SP - MinP) + LB \quad (2)$$

که در آن UB و LB، حد بالایی و پایینی بازه مورد نظر، MinP و MaxP مقدار کمینه و بیشینه داده در بانک اطلاعات مدل و SP و NP مقدار داده خام و نرمالیزه شده است.

۵-۳- شاخص‌های ارزیابی

برای مقایسه مدل‌ها با یکدیگر و ارزیابی آنها شاخص‌های ذیل در نظر گرفته شده است.

- ضریب همبستگی^۱ (R)

$$R = \frac{\sum (x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x - \bar{x})^2 \sum (y - \bar{y})^2}} \quad (3)$$

که در آن و میانگین X و Y در مجموعه داده‌ها است. مقادیر بالای R ارتباط قوی بین متغیرها بین دو مجموعه را نشان می‌دهد [۶].

- متوسط مربعات خطا^۲ (MSE):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (E_i)^2 \quad (4)$$

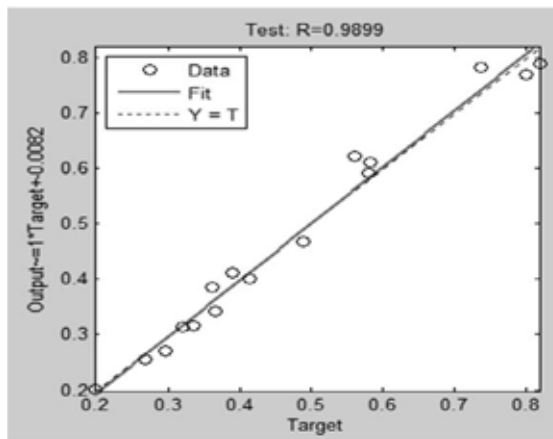
۱. استفاده Coefficient of correlation

۲. Mean Square Error

۳. Mean Absolute Error

۴. Maximum Absolute Error

۵. Standard Deviation of Absolute Error



شکل ۶: خروجی حاصل از شبکه در برابر مقادیر هدف برای اطلاعات آزمایشی با ۶ نرون میانی

۵-۵- اثر توابع انتقال مختلف بر کارایی

در این پژوهش سه تابع فعالیت خطی (Purelin)، تابع محرک زیگموئید (Logsig) و تابع تانژانت هیپربولیک (Tansig) مدنظر بوده است. با توجه به عملکرد مناسب توابع فعالیت خطی و محرک زیگموئید و همچنین برای کاهش محاسبات، از تابع انتقال Purelin در لایه پنهان استفاده نشده است. با استفاده از توابع فعالیت فوق می‌توان تعداد ۶ شبکه با توابع انتقال مختلف که سایر شرایط آنها یکسان است، تشکیل داد. این شبکه‌ها که در جدول ۵ مشخص است، ابتدا با استفاده از داده‌های ارزیابی مقایسه شدند.

جدول ۵: تاثیر توابع انتقال مختلف بر روی خطای شبکه برای داده‌های ارزشیابی

Transfer Functions		Testing Subset	
Hid.Layer	Out.Layer	R	MSE
Tansig	Tansig	۰/۹۷۱۱	۰/۰۰۲۲
Tansig	Logsig	۰/۸۸۳۵	۰/۰۳۲
Tansig	Purelin	۰/۹۷۰۶	۰/۰۰۲۳
Logsig	Tansig	۰/۹۵۱۴	۰/۰۰۶۸
Logsig	Logsig	۰/۹۳۱۷	۰/۰۱۲
Logsig	Purelin	۰/۹۵۹۴	۰/۰۰۴۵

از ۶ نرون در لایه پنهان است. چرا که شبکه با ۶ نرون در لایه پنهان دارای کمترین مقادیر خطا برای داده‌های ارزیابی و آزمایش شبکه است.

جدول ۳: مقایسه خطاها برای شبکه با تعداد نرون‌های مختلف در لایه پنهان برای اطلاعات ارزیابی

N.of H.Neurons	Error or Validation Subset	
	R	MSE
۴	۰/۹۶۲۴	۰/۰۰۳۶
۶	۰/۹۷۰۶	۰/۰۰۲۳
۸	۰/۹۷۳۳	۰/۰۰۱۸
۱۰	۰/۹۸۱۰	۰/۰۰۱۵
۱۲	۰/۹۶۷۸	۰/۰۰۲۹
۱۴	۰/۹۷۵۴	۰/۰۰۲۷
۱۶	۰/۹۵۷۶	۰/۰۰۴۷
۱۸	۰/۹۶۱۲	۰/۰۰۳۴
۲۰	۰/۹۵۶۷	۰/۰۰۵۴
۲۲	۰/۹۴۱۸	۰/۰۰۷۵
۲۴	۰/۹۵۴۴	۰/۰۰۶۱

جدول ۴: مقایسه خطاها برای شبکه با تعداد نرون‌های مختلف در لایه پنهان برای مجموعه آموزشی و آزمایشی

N.of H.Neurons	Error or Training Subset				
	R	MSE	MAE	MAXAE	SDAE
۶	۰/۹۹۵۱	۰/۰۰۰۶	۰/۰۱۴	۰/۰۹۹	۰/۰۲
۸	۰/۹۸۵۴	۰/۰۰۱۵	۰/۰۲۵	۰/۱۲۷	۰/۰۳
۱۰	۰/۹۹۲	۰/۰۰۰۷۳	۰/۰۱۶۷	۰/۱۱۴۹	۰/۰۲۱
۱۴	۰/۹۹۶۲	۰/۰۰۱	۰/۰۲۱	۰/۱۲۳۶	۰/۰۲۳
Error or Testing Subset					
۶	۰/۹۸۹۹	۰/۰۰۰۸	۰/۰۱۷	۰/۱۲۷۷	۰/۰۲۴
۸	۰/۹۸۹۵	۰/۰۰۱۶	۰/۰۲۷	۰/۱۳۵۱	۰/۰۲۹
۱۰	۰/۹۸۲۴	۰/۰۰۲۳	۰/۰۲۹	۰/۱۳۹	۰/۰۳۱
۱۴	۰/۹۸۵۱	۰/۰۰۲۱	۰/۰۲۳	۰/۱۳۴۹	۰/۰۲۵

به عنوان نمونه در شکل ۶، خروجی‌های حاصل از شبکه عصبی در برابر مقادیر هدف برای اطلاعات آزمایشی برای شبکه با ۶ نرون میانی نشان داده شده است.

مقایسه شدند. با توجه به شاخص‌های خطا در جدول ۶، مشاهده می‌شود شبکه‌ای که تابع انتقال لایه پنهان آن Tansig و تابع انتقال لایه خروجی آن Purelin باشد، دارای بهترین کارایی است.

همان‌گونه که در جدول ۵ می‌بینیم از این ۶ شبکه، دو شبکه که کارایی بهتری از خود نشان دادند، همان‌گونه که در جدول ۶ مشخص است با استفاده از پارامترهای خطا برای داده‌های آموزشی و آزمایشی

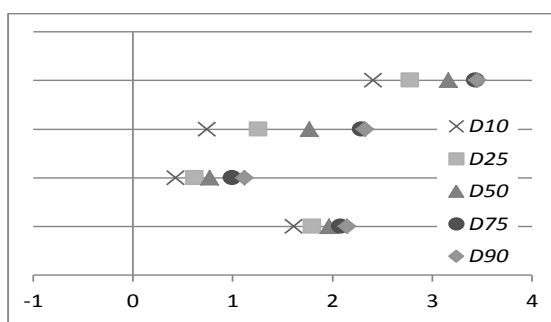
جدول ۶: تاثیر توابع انتقال مختلف بر روی خطای شبکه برای داده‌های آموزشی و آزمایشی

Hidden Layer	Output Layer	Error or Training Subset				
		R	MSE	MAE	MAXAE	SDAE
Tansig	Tansig	۰/۹۸۷۲	۰/۰۰۲۵	۰/۰۲۳	۰/۱۱۳۱	۰/۰۲۷
Tansig	Purelin	۰/۹۹۵۱	۰/۰۰۰۶	۰/۰۱۴	۰/۰۹۹	۰/۰۲
		Error or Testing Subset				
Tansig	Tansig	۰/۹۸۶۳	۰/۰۰۱۸	۰/۰۱۹	۰/۱۲۴۵	۰/۰۲۴
Tansig	Purelin	۰/۹۸۹۹	۰/۰۰۰۸	۰/۰۱۷	۰/۱۲۷۷	۰/۰۲۴

حساسیت‌های نسبی مقادیر ظرفیت باربری در مقابل هر ۴ پارامتر ورودی برای شبکه MLP با ۶ نرون در لایه پنهان محاسبه شده و در جدول ۷ ارائه شده و در شکل ۷ نشان داده شده است.

جدول ۷: مقادیر درصد‌های آماری حساسیت نسبی به ورودی‌ها

	D	L	E	ϕ
D10	۱/۶۱۱۷	۰/۴۲۷۹	۰/۷۴۰۸	۲/۴۰۶۸
D25	۱/۸۰۰۲	۰/۶۲۱۶	۱/۲۶۱۹	۲/۷۷۲۸
D50	۱/۹۶۸۲	۰/۷۷۲۱	۱/۷۷۲۸	۳/۱۶۰۸
D75	۲/۰۸۶۲	۰/۹۹۵۲	۲/۲۹۴۱	۳/۴۳۶
D90	۲/۱۴۶۴	۱/۱۱۸۵	۲/۳۲۴۸	۳/۴۵۱۳



شکل ۷: آنالیز حساسیت شبکه عصبی

۶- آنالیز حساسیت

برای انجام آنالیز حساسیت برای هر مجموعه داده که دارای مقادیر ورودی مربوط به خودش است، مقادیر مشتق نسبی خروجی نسبت به هر ۴ ورودی به طور جداگانه محاسبه شده و در پایان از روش آماری مقادیر حساسیت نسبی که به وسیله یو و همکاران (۲۰۰۱) به کار گرفته شده [۱۰] استفاده شده است. در این روش پنج درصد آماری ($D10$, $D25$, $D50$, $D75$ و $D90$) مقادیر حساسیت نسبی خروجی‌ها نسبت به ورودی مشخص محاسبه می‌شود.

- $D10$: نشان‌دهنده مقداری برای حساسیت نسبی است که ۹۰٪ مقادیر از آن بیشتر و ۱۰٪ مقادیر از آن کمتر است. بنابراین اگر مثبت شود نشان می‌دهد که احتمال این که مقدار حساسیت نسبی مثبت باشد، بالای ۹۰٪ است.

- توضیحات $D25$ ، $D75$ و $D90$ مانند $D10$ است. ورودی‌ای که درصد‌های حساسیت نسبی آن حول خط پایه باشد، دارای اثر کمتری روی خروجی نسبت به ورودی‌ای است که دسته درصد‌های حساسیت نسبی آن دورتر از خط پایه است [۱۰]. در اینجا مقادیر درصد‌های آماری مربوط به

۸- منابع و مراجع

- [1] Haykin, s.; "Neural Networks, a Comprehensive foundation", Prentice Hall, ۱۹۹۹.
- [2] Fausett, L. V. (1994). Fundamentals neural networks: Architecture, algorithms, and applications, Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey.
- [۳] امامی، محمد، "پیش بینی و تفسیر نتایج آزمایش پرسیمتری با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی"، دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده فنی، پایان نامه کارشناسی ارشد، زمستان ۱۳۸۷
- [۴] منهایج، محمد باقر، "هوش محاسباتی" (جلد اول)، دانشگاه صنعتی امیرکبیر واحد تفرش، مرکز نشر پروفیسور حسابی، ۱۳۸۳.
- [۵] رحمانی نژاد، سید مصطفی، "مدل سازی فیزیکی بسترهای ماسه ای مسلح شده با ژئوتکستایل"، دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده فنی، پایان نامه کارشناسی ارشد، خرداد ۱۳۸۸.
- [6] The, C. I., Wong, K. S., Goh, A. T. C., and Jaritngam, s. (1997). "Prediction of pile capacity using neural network."
- [۷] الهی، حمید رضا، "رفتار لرزه‌ای گروه شمع در شیروانی‌های خاکی"، دانشگاه تهران، دانشکده فنی، پایان نامه کارشناسی ارشد.
- [8] Knowels, P., "Predicting Labor Productivity using neural networks", MSc thesis, University of Alberta, Edmonton, Canada.
- [9] Smith, G.N., Probably and statistics in civil engineering, Collins, 1986.
- [10] Lu, M., Abourizk, S.M. & Hermann, U.H., Sensitivity Analisis of neural networks in spool fabrication productivity studies, j. comp. in civil engineerings, Vol. 15, No.4

همان‌گونه که در شکل ۷ مشخص است، همه‌ی پارامترها دارای مقادیر حساسیت نسبی مثبت است و این نشان دهنده اثر افزایشی این پارامترها بر روی ظرفیت باربری است. البته تاثیر این پارامترها با هم متفاوت است؛ به عنوان مثال با توجه به مقادیر بزرگتر اعداد مربوط به حساسیت نسبی نسبت به زاویه اصطکاک داخلی و فاصله بیشتر این اعداد نسبت به خط پایه، می‌توان گفت، بیشترین تاثیر افزایشی در ظرفیت باربری در اثر افزایش زاویه اصطکاک داخلی ماسه اتفاق می‌افتد.

به طور کلی در مقایسه اثر این ۴ پارامتر ورودی بر روی ظرفیت باربری با توجه به فاصله دسته‌های آماری از خط پایه، مقادیر درصدها و مقادیر میانگین نسبی، می‌توان گفت که پارامترهای زاویه اصطکاک داخلی خاک، مدول الاستیسیته خاک، قطر شمع و طول شمع به ترتیب دارای بیشترین اثر افزایشی روی ظرفیت باربری شمع‌ها است.

۷- جمع بندی

در این مطالعه، شبکه عصبی MLP به عنوان روشی جایگزین برای پیش بینی ظرفیت باربری شمع‌های فلزی کوبیده شده در خاک‌های ماسه‌ای استفاده شده است. با دقت در نتایج به دست آمده از شبکه دیده می‌شود که شبکه عصبی با خطای حداقل، سرعت بالا و علاوه بر آن توانایی یادگیری، کارایی بسیار بالایی در حل این مساله از خود نشان داده است. و به طور خاص در مورد این پژوهش می‌توان گفت که شبکه MLP با یک لایه پنهان و ۶ نرون میانی که دارای تابع انتقال Tansig در لایه پنهان و تابع Purelin در لایه خروجی است، دارای بهترین عملکرد است. همچنین با توجه به آنالیز حساسیت انجام گرفته بر روی بهترین شبکه حاصل، مشخص شد که پارامترهای زاویه اصطکاک داخلی خاک، مدول الاستیسیته خاک، قطر شمع و طول شمع به ترتیب دارای بیشترین اثر افزایشی روی ظرفیت باربری شمع‌ها است.