

استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در تخمین ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی واقع بر بسترهای چند لایه چسبنده

مرضیه حسن‌آبادی^{۱*}، عبدالحسین حداد^۲، حسین نادرپور^۲

اطلاعات مقاله	چکیده
واژگان کلیدی: شالوده سطحی، ظرفیت باربری نهایی، بستر خاکی چند لایه، شبکه عصبی مصنوعی.	تخمین ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی، موضوع بسیاری از تحقیقات در حوزه مکانیک خاک و پی بوده است. روش‌های متعددی به منظور دستیابی به این هدف توسط برخی محققین برجسته پیشنهاد شده که اغلب در مورد بسترهای همگن و یا دو لایه بوده است؛ در حالی که به طور کلی خاک یک محیط همگن و ایده‌آل نیست و در بسیاری موارد مدل‌سازی بستر خاکی به صورت یک بستر چند لایه، منجر به دستیابی به نتایج بهتری خواهد شد. متداول‌ترین روش در تخمین ظرفیت باربری شالوده‌های واقع بر بسترهای چندلایه، روش‌های عددی المان محدود و تفاضل محدود است. در این میان، تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز که در آن از بانک داده‌های حاصل از مدل‌سازی‌های فیزیکی و عددی استفاده شده باشد، می‌تواند جهت دستیابی به این هدف مورد استفاده قرار گیرد. یکی از برتری‌های این روش نسبت به روش‌های دیگر، سرعت و سادگی استفاده از آن است. در این مقاله، مدلی بر پایه شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه و بر حسب پارامترهای چسبندگی و زاویه اصطکاک داخلی خاک و نیز شرایط هندسی مسئله شامل ضخامت لایه‌های خاک، و عرض شالوده ارائه شده که قادر است ظرفیت باربری شالوده‌های واقع بر بسترهای لایه‌ای را تخمین بزند. در ادامه، روش رگرسیون چند متغیره که قادر است با برازش از میان نتایج حاصل از مدل‌سازی عددی، رابطه‌ای کاربردی بین پارامترهای ورودی و ظرفیت باربری نهایی برقرار نماید، معرفی شده است. نتایج ظرفیت باربری حاصل از شبکه عصبی و روش رگرسیون چند متغیره نشانگر عملکرد مناسب آنها در تخمین ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی روی بسترهای چند لایه است که می‌تواند منجر به ارائه روابطی کاربردی جهت تخمین ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی شود.

۱- مقدمه

است. حاصل این تلاش‌ها، ارائه فرمول‌ها و یا نمودارهای طراحی بر پایه روش‌های تجربی، نیمه تجربی، استفاده از تئوری خمیری و یا روش‌های عددی است. یکی از معایب روش‌های نیمه تجربی و روش تئوری خمیری در مسئله تخمین ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی، استفاده از فرضیات ساده‌کننده‌ای است که در بسیاری موارد با

در دهه‌های اخیر تلاش‌های متعددی جهت تعیین مقادیر ظرفیت باربری نهایی شالوده‌های سطحی انجام گرفته

* پست الکترونیک نویسنده مسئول: hasanabadi.m@gmail.com

۱. کارشناس ارشد مهندسی عمران، گرایش خاک و پی، دانشگاه سمنان

۲. استادیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان

در این تحقیق، به دلیل عدم دسترسی به نتایج آزمایشگاهی و صحرایی، داده‌های مورد نیاز برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از تحلیل‌های عددی به روش اجزای محدود تولید شده‌اند.

روش‌های عددی یکی از متداول‌ترین روش‌های تخمین ظرفیت باربری نهایی شالوده‌های سطحی واقع بر بسترهای چند لایه می‌باشند. نرم‌افزارهای بر پایه روش‌های عددی قادرند انواع مختلفی از مدل‌های رفتاری خاک و خصوصیات هندسی مسئله را تحت پوشش قرار دهند. با این حال استفاده از این نرم‌افزارها مستلزم آگاهی از نحوه عملکرد آنها است. بعلاوه پاسخ دریافتی از نرم‌افزار بسیار وابسته به نحوه مدل‌سازی است. به ویژه در نرم‌افزارهایی که از سیستم شبکه‌بندی (مش‌بندی) به منظور آنالیز مدل استفاده می‌کنند.

در این میان استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان روشی که بر پایه داده‌ها و اطلاعات قبلی استوار است و قادر است با ساختار انعطاف‌پذیر خود، رفتار غیرخطی خاک را مدل‌سازی کند، می‌تواند به عنوان یک روش جایگزین مد نظر قرار گیرد.

استفاده از روش‌های عددی نیز یکی از متداول‌ترین روش‌های تخمین ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی واقع روی بسترهای چندلایه می‌باشد. بسیاری از تلاش‌های اخیر برای توسعه مدل‌های عددی در تبیین رفتار شالوده‌های واقع بر خاک‌های لایه‌ای بر اساس روش المان محدود بوده است. مریفیلد [۱] و مایکلوفسکی [۲]، روش المان محدود را در محاسبه ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی واقع بر بسترهای دولایه چسبیده به کار بسته‌اند. در این تحقیق، تخمین ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی مستقر بر بسترهای خاکی چند لایه با استفاده از مدل‌سازی عددی و روش شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد نظر است. کو و همکاران [۳] با استفاده از چنین روشی، فرمولی را پیشنهاد دادند که قادر است ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی واقع بر بسترهای چند لایه رسی را تخمین بزند. این محققین از نتایج مدل‌سازی عددی در

شرایط واقعی سازگاری نداشته و منجر به تخمین مقادیری محافظه‌کارانه برای ظرفیت باربری شده است. همچنین اغلب این روش‌ها برای استفاده در شرایط خاک‌های همگن و یا حداکثر دو لایه تنظیم شده‌اند. این در حالی است که به طور کلی خاک، یک محیط همگن و ایده‌آل نبوده و در بسیاری از موارد مدل کردن بسترهای خاکی به صورت چند لایه، که هر لایه به طور مجزا همگن فرض شده و دارای ضخامت و خصوصیات مکانیکی منحصر به فرد باشد، مورد نیاز است. در شرایطی که خصوصیات مکانیکی خاک بستر شالوده متناسب با افزایش عمق تغییرات چشمگیری داشته باشد و یا به دلیل شدت بار وارده، مکانیزم گسیختگی خاک بستر تا عمق قابل توجهی امتداد یابد، الگوی قرارگیری شالوده روی بسترهای همگن و یا دو لایه در تحلیل مسئله ظرفیت باربری نهایی شالوده‌ها کارایی نخواهد داشت. در این شرایط، ارائه روشی که قادر به تخمین دقیق‌تر ظرفیت باربری باشد، از اهمیت بالایی برخوردار است.

محاسبه ظرفیت باربری شالوده‌هایی که روی خاک‌های لایه‌ای قرار گرفته باشند دارای روند پیچیده‌تری نسبت به بسترهای همگن و یا دولایه است. یکی از مهمترین دلایل ایجاد چنین پیچیدگی‌هایی، تفاوت در رفتار این گونه خاک‌ها در برابر بارگذاری به علت افزایش تعداد پارامترهای مؤثر در ظرفیت باربری نسبت به خاک‌های همگن است. در این مقاله، تخمین ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی متکی بر بسترهای چهار لایه رسی با استفاده از مدل‌سازی عددی و تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار گرفته است. فرایند یادگیری در شبکه‌های عصبی مصنوعی با معرفی یک مجموعه داده ورودی به شبکه انجام می‌گیرد. این داده‌ها، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. بدین ترتیب شبکه قادر است ارتباطی خطی یا غیر خطی را بین داده‌های ورودی و مقادیر هدف برقرار نماید. اصالت، صحت و یکنواختی داده‌ها، نقش تعیین‌کننده‌ای در آموزش درست شبکه دارد.

خواهد بود. مریفیلد [۱] به واسطه کاربرد تئوری‌های کلاسیک پلاستیسیته (حل‌های حد پایین و بالا) در آنالیز حدی عددی، حل دقیقی برای ظرفیت باربری شالوده‌های صلب واقع بر بسترهای دولایه چسبنده به دست آورده است. او نشان داد در زمانی که یک لایه رس قوی روی بستر ضعیف‌تر قرار گرفته باشد، مدل‌های حد بالا و نیمه تجربی موجود که تنها یک نوع سطح گسیختگی فرضی را در نظر می‌گیرند، قادر به مدل‌سازی چنین مکانیزم گسیختگی برای محدوده وسیعی از داده‌های هندسی نخواهند بود. همچنین با انجام آنالیز عددی برای شالوده‌های با سطح صاف، نشان داد که در شرایطی که خاک قوی روی بستر ضعیف‌تر قرار گرفته باشد، مقاومت فصل مشترک خاک و شالوده تأثیر کمی روی ظرفیت باربری دارد (کمتر از ۰.۲٪). اما در شرایطی که لایه رس ضعیف روی لایه رس قوی‌تر قرار گرفته و $H/B \leq 0.5$ باشد، یک سطح کاملاً صاف در فصل مشترک خاک و شالوده می‌تواند منجر به کاهش ظرفیت باربری تا ۲۵٪ برای $H/B=0.125$ شود. این اختلاف تا ۳٪ برای $H/B=0.5$ کاهش می‌یابد (H ضخامت لایه رسی اول و B شالوده است).

مایکلوفسکی [۲] حل دقیقی از روش حد بالا را در بارهای حدی برای شالوده‌های واقع بر خاک‌های دو لایه رسی ارائه داده است. ضریب ظرفیت باربری (N_c) علاوه بر بارهای قائم، برای شرایط بارگذاری مورب نیز محاسبه شده است که نشان دهنده اثر کاهنده مؤلفه افقی بار بر ظرفیت باربری نهایی است. همچنین به دلیل دقت بالاتر محاسبات در روش مایکلوفسکی [۲]، مقادیر ضریب ظرفیت باربری ارائه شده در اینجا در مقایسه با روش حد بالای مریفیلد [۱] محافظه کارانه‌تر هستند.

علاوه بر روش‌های فوق، استفاده از روش‌های عددی نیز یکی از متداول‌ترین روش‌های تخمین ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی واقع بر بسترهای چندلایه می‌باشد. بسیاری از تلاش‌های اخیر برای توسعه مدل‌های عددی در تبیین رفتار شالوده‌های واقع بر خاک‌های لایه‌ای بر اساس

شبکه عصبی مصنوعی بهره گرفتند. در سال ۲۰۱۱ نیز کالین‌لی و همکاران [۴] با استفاده از تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی در یک خاک همگن را محاسبه کردند، آنها تحقیقات خود را با استفاده از نتایج آزمایش‌های ظرفیت باربری روی شالوده‌هایی با ابعاد واقعی انجام داده‌اند.

مطالعه در مورد ظرفیت باربری نهایی شالوده‌های سطحی برای اولین بار توسط پراندل [۵] برای بسترهای خاکی همگن مطرح شد. پس از آن ترزاقی [۶]، میرهوف [۷]، هسن [۸] و وسیک [۹] نظریه پراندل را گسترش دادند و امکان استفاده از معادلات ساده تخمین ظرفیت باربری نهایی را در شرایط مختلف بارگذاری و هندسه بستر شالوده فراهم کردند.

یکی از رایج‌ترین روش‌های تخمین ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی واقع بر بسترهای دولایه رسی، روش نیمه تجربی میرهوف [۱۰] و هانا و میرهوف [۱۱] است که در آنها یک روش آنالیز نیمه تجربی بر اساس آزمایش‌های مدل و برخی مشاهدات محلی برای دو حالت خاص لایه متراکم روی نهشته نرم و لایه شل روی بستر سخت بسط داده شده است. در این روش‌ها روابطی بر اساس خصوصیات مقاومتی لایه‌ها و همچنین شرایط هندسی مدل برای دو نوع بستر دو لایه رسی و دو لایه ماسه روی رس پیشنهاد شده است. استفاده از تئوری خمیری (حد بالا و حد پایین) نیز یکی از دقیق‌ترین روش‌های تخمین ظرفیت باربری در بسترهای دولایه رسی است که توسط چن و داویدسون [۱۲]، فلورکیوز [۱۳]، مریفیلد [۱]، مایکلوفسکی [۲] و هوانگ و کین [۱۴] مورد استفاده قرار گرفته است. در این مطالعات، انواع مختلفی از مکانیزم بلوک‌های صلب مورد توجه قرار گرفته شده و کمترین مقدار بار گسیختگی به عنوان حد بالای ظرفیت باربری نهایی می‌شود. برای اطمینان از درستی راه‌حل‌های ارائه شده در این مرحله، حد پایین ظرفیت باربری نهایی نیز محاسبه می‌شود. مقدار واقعی ظرفیت باربری نهایی، بین مقادیر حد بالا و حد پایین

روش المان محدود بوده است. مریفیلد [۱]، مایکلوفسکی [۲]، روش المان محدود را در محاسبه ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی واقع بر بسترهای دولایه چسبنده به کار بسته‌اند. در این تحقیق، تخمین ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی مستقر بر بسترهای خاکی چند لایه با استفاده از مدل‌سازی عددی و روش شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد نظر است. کو و همکاران [۱] با استفاده از چنین روشی، فرمولی را پیشنهاد دادند که قادر است ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی واقع بر بسترهای چند لایه رسی را تخمین بزند. این محققین از نتایج مدل‌سازی عددی در شبکه‌عصبی مصنوعی بهره گرفتند. در سال ۲۰۱۱ نیز کالین‌لی و همکاران [۱] با استفاده از تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی در یک خاک همگن را محاسبه کردند، آنها تحقیقات خود را با استفاده از نتایج آزمایش‌های ظرفیت باربری روی شالوده‌هایی با ابعاد واقعی انجام داده‌اند.

۲- روش تحقیق

فرآیند تحقیق در این مقاله شامل دو مرحله است. در مرحله اول، مدل‌سازی عددی شالوده سطحی واقع بر بستر چهارلایه به روش اجزای محدود انجام گرفته است. برای این منظور از برنامه PLAXIS استفاده شده است. در مرحله دوم، نتایج حاصل از مدل‌سازی، به عنوان داده‌های ورودی به شبکه عصبی معرفی می‌شوند و شبکه عصبی بهینه برای دستیابی به هدف مورد نظر آموزش می‌بیند. تولید داده‌ها با استفاده از مدل‌سازی عددی این امکان را فراهم کرده است تا رفتار خاک بستر در طول بارگذاری و در پایان آن مورد بررسی قرار گیرد. مقدار بار نهایی از روی مقدار نشست اعمالی و با بررسی نمودار تنش- کرنش برای پیش‌بینی الگوی گسیختگی استخراج شده است. همچنین بررسی عمق گسیختگی با مشاهده چرخش میدان تنش‌ها در پایان تحلیل‌ها امکان‌پذیر است.

گسترده‌گی و صحت و یکنواختی داده‌های ورودی، در نتایج حاصل از یک شبکه عصبی بسیار تأثیرگذار است. در حالت کلی، شبکه عصبی ایده‌آل شبکه‌ایست که از داده‌های آزمایشگاهی برای ایجاد ارتباط منطقی بین داده‌ها استفاده کند. در این تحقیق، به دلیل محدودیت‌های موجود در جمع‌آوری داده‌های آزمایشگاهی، ناگزیر از نتایج حاصل از مدل‌سازی عددی استفاده شده است. به منظور اطمینان یافتن از صحت نتایج، مقادیر ظرفیت باربری حاصل از مدل‌سازی عددی در یک بستر دولایه، با مقادیر حاصل از برخی روش‌های تأیید شده موجود مقایسه شده‌اند.

در حالت کلی، یک شبکه عصبی سیستمی است که برای مدل کردن عملکرد مغز انسان در یک فعالیت مشخص طراحی می‌شود. شبکه‌های عصبی معمولاً به صورت یک نرم‌افزار در کامپیوترهای دیجیتالی به کار می‌روند. این سیستم با پردازش داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کند. به همین خاطر به این سیستم‌ها هوشمند می‌گویند، چرا که بر اساس محاسبات روی داده‌های عددی یا مثال‌ها، قوانین کلی را فرا می‌گیرند. مراحل کلی که در طی آن یادگیری انجام می‌گیرد، الگوریتم یادگیری نامیده می‌شود.

در این تحقیق، منظور از داده‌های ورودی، خصوصیات هندسی مدل و پارامترهای مقاومتی لایه‌های خاک هستند. مقدار هدف نیز ظرفیت باربری حاصل از مدل‌سازی عددی است. شبکه عصبی با استفاده از هندسه و توابع انتقالی که توسط کاربر تعیین می‌شود، ارتباطی منطقی، به صورت خطی یا غیر خطی، بین داده‌های ورودی و مقادیر هدف برقرار می‌کند. کارایی و اعتبار شبکه نیز با کنترل خطای شبکه و مقادیر ضرایب همبستگی بین مقدار هدف و خروجی شبکه سنجیده می‌شود. در نهایت شبکه بهینه (با مقادیر خطا و ضرایب همبستگی قابل قبول) برای ادامه تحقیقات مورد استفاده قرار خواهد گرفت.

۳- فرضیات تحقیق و محدودیت‌ها

منظور از خاک لایه‌ای، یک بستر خاکی متشکل از ۴ لایه افقی است که خصوصیات مکانیکی و هندسی لایه‌ها با یکدیگر متفاوت باشد. تخمین ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی نواری واقع بر روی این بستر لایه‌ای مورد نظر است. در مدل‌سازی عددی یک بستر چهار لایه، محاسبه ظرفیت باربری نهایی به روش کنترل نشست انجام شده است. در این روش، با اعمال مقدار مشخصی نشست به شالوده (که در اینجا درصدی از عرض شالوده است)، بار مورد نیاز برای دستیابی به مقدار نشست مذکور محاسبه شده و به عنوان ظرفیت باربری نهایی منظور می‌شود. رفتار خاک در مدل‌سازی عددی به صورت الاستوپلاستیک در نظر گرفته شده و مدل‌سازی عددی به روش اجزای محدود انجام شده است. پارامترهای مؤثر در ظرفیت باربری نهایی که به عنوان متغیرهای ورودی در مدل‌سازی عددی و شبکه عصبی معرفی شده‌اند، شامل چسبندگی زهکشی نشده لایه‌های رسی، ضخامت لایه‌های خاکی و عرض شالوده هستند.

شبکه عصبی مورد استفاده در این تحقیق از نوع پرسپترون چندلایه است و با استفاده از برنامه MATLAB ایجاد شده است. چنین شبکه‌ای دارای یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و تعدادی لایه میانی (مخفی) است. تعداد لایه‌های مخفی در یک شبکه عصبی تابع میزان پیچیدگی مسئله مورد بررسی است. با افزایش تعداد متغیرهای مستقل در یک مسئله، می‌توان با افزایش تعداد گره‌های لایه مخفی، شبکه را در جهت ایجاد ارتباط دقیق‌تر بین پارامترها، هدایت کرد. در تحقیقاتی که تاکنون در زمینه مهندسی خاک و پی با استفاده از شبکه‌های عصبی انجام شده‌است، مشاهده شده که شبکه‌هایی با یک لایه مخفی و با تابع انتقال مناسب می‌توانند ارتباط مناسبی بین داده‌ها بیابند [۳] و [۴]. در این تحقیق، ابتدا با تعدادی داده اولیه، نتایج شبکه‌هایی با یک و دو لایه مخفی مورد بررسی قرار گرفتند. در نهایت

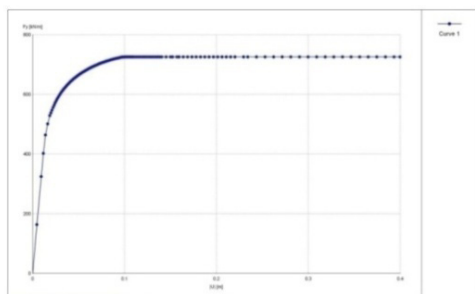
با مقایسه نتایج با یکدیگر، شبکه‌ای با یک لایه مخفی برای ادامه کار انتخاب شد.

یک شبکه ایده‌آل شبکه‌ای است که از داده‌های آزمایشگاهی برای آموزش استفاده کند. در این تحقیق با توجه به محدودیت‌های موجود در تهیه داده‌های واقعی، ناگزیر از نتایج مدل‌سازی عددی استفاده شده است تا تعداد مناسبی داده برای آموزش شبکه تأمین شود. نرم‌افزارهای مدل‌سازی عددی، تنها تعداد محدودی از مدل‌های خاکی را پوشش می‌دهند. علاوه بر آن، شکل و تعداد المان‌های مش‌بندی نیز تابع محدودیت‌های نرم‌افزار می‌باشد.

ایجاد ارتباط بین ورودی‌های شبکه عصبی با مقدار هدف از طریق توابع انتقالی که توسط کاربر تعیین شده است، انجام می‌شود. انتخاب تابع مناسب نقش مهمی در آموزش یک شبکه ایده‌آل خواهد داشت. برنامه‌های موجود که می‌توان از آنها در تولید و آموزش شبکه عصبی استفاده کرد، تعداد محدودی از انواع توابع انتقالی را که می‌توانند برای آموزش یک شبکه استفاده شوند، در بر می‌گیرد.

متغیرهای ورودی و نتایج ظرفیت باربری نهایی حاصل از آن‌ها در مدل‌سازی عددی، به ترتیب داده‌های ورودی و مقادیر هدف را برای شبکه عصبی تأمین می‌کنند. تولید یک شبکه عصبی کارآمد به شدت تحت تأثیر صحت، گستردگی و یکنواختی داده‌هایی است که در آموزش شبکه از آنها استفاده شده است. از این رو در مدل‌سازی عددی تلاش شده است تا محدوده کاملی از داده‌های ورودی برای این منظور تولید شود.

پس از گذر از مرحله آموزش شبکه عصبی، اعتبار شبکه مذکور با استفاده از داده‌هایی که در مرحله آموزش مورد استفاده قرار نگرفته‌اند، سنجیده می‌شود. در این مرحله، نتایج ظرفیت باربری حاصل از مدل‌سازی عددی با نتایج شبکه عصبی مقایسه می‌شوند.



شکل ۳- نمودار بار-نشست در شرایطی که منحنی به مجانب میل می‌کند

در اینجا از معیار تسلیم مور-کلمب برای مدل‌سازی رفتار خاک بستر شالوده استفاده شده است. این مدل برای بررسی رفتار موادی با خاصیت سخت‌شوندگی، مانند خاک، که مقاومت خود را از طریق اصطکاک بین ذرات به دست می‌آورند، بسیار مناسب است.

زمانی که خاک و سنگ تحت بارگذاری قرار گیرند، تمایل به رفتار غیر خطی دارند. این رفتار غیر خطی تنش- کرنش، در سطوح مختلفی قابل مدل‌سازی است. مدل شناخته شده مور-کلمب می‌تواند به عنوان یک تخمین درجه اول از رفتار واقعی خاک مورد توجه قرار گیرد. این مدل الاستیک-کاملاً پلاستیک به پنج پارامتر ورودی اصلی نیازمند است که شامل مدول یانگ، (E) ، نسبت پواسون، (ν) ، چسبندگی، (c) ، زاویه اصطکاک، (ϕ) و زاویه اتساع، (ψ) هستند.

پلاستیسیته با توسعه کرنش‌های برگشت ناپذیر همراه است. به منظور کنترل شرایط پلاستیک مصالح، یک تابع تسلیم f ، به صورت تابعی از تنش و کرنش تعریف شده است. تابع تسلیم معمولاً به صورت یک رویه در فضای تنش‌های اصلی نشان داده می‌شود. یک مدل کاملاً پلاستیک، مدلی ترکیبی است که شش سطح تسلیم دارد. برای نقاطی که درون سطح تسلیم واقع شوند، رفتار مصالح کاملاً الاستیک است و تمامی کرنش‌ها برگشت پذیر هستند.

در مصالحی که دارای خصوصیات الاستوپلاستیک هستند، کرنش‌ها و همچنین نرخ کرنش‌ها شامل دو جزء الاستیک و پلاستیک هستند:

۴- خصوصیات مدل مورد بررسی

روش تحقیق در این مقاله شامل دو بخش اصلی زیر است.

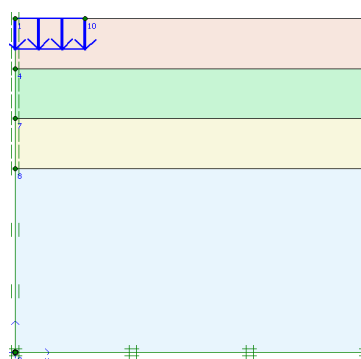
۴-۱- مدل‌سازی عددی

برای دستیابی به مقادیر ظرفیت باربری نهایی شالوده نواری در بستر لایه‌ای، از مدل‌سازی عددی و از برنامه المان محدود PLAXIS 2D استفاده شده است. ظرفیت باربری نهایی با استفاده از این برنامه به دلیل تقارن هندسی محدوده، با مدل‌سازی نیمی از شالوده و محدوده خاکی زیر آن انجام شده است. هندسه کلی مسئله مورد بررسی و نمونه‌ای از نحوه مدل‌سازی شالوده در نرم افزار به ترتیب در شکل‌های ۱ و ۲ ارائه شده‌اند.

محاسبه ظرفیت باربری نهایی در نرم‌افزار با اعمال یک تغییر مکان مشخص به شالوده انجام می‌شود. این تغییر مکان در بازه‌های کوچک به شالوده اعمال شده و در هر مرحله فشار زیر شالوده محاسبه می‌شود. به این ترتیب منحنی بار-نشست شالوده قابل ترسیم است (شکل ۳). ظرفیت باربری نهایی «مقدار تنشی است که به ازای آن به شالوده نشست به اندازه ۱۰٪ عرض آن تحمیل گردد».

B	
layer 1	$c1, \phi1, H1$
layer 2	$c2, \phi2, H2$
layer 3	$c3, \phi3, H3$
layer 4	$c4, \phi4, \text{infinite depth}$

شکل ۱- هندسه مسئله مورد بررسی در این تحقیق



شکل ۲- مدل‌سازی محدوده مورد بررسی و معرفی شالوده

$$\begin{aligned}
 g_{1a} &= \frac{1}{2}(\sigma'_2 - \sigma'_3) + \frac{1}{2}(\sigma'_2 + \sigma'_3) \sin \psi \\
 g_{1b} &= \frac{1}{2}(\sigma'_3 - \sigma'_2) + \frac{1}{2}(\sigma'_3 + \sigma'_2) \sin \psi \\
 g_{2a} &= \frac{1}{2}(\sigma'_3 - \sigma'_1) + \frac{1}{2}(\sigma'_3 + \sigma'_1) \sin \psi \\
 g_{2b} &= \frac{1}{2}(\sigma'_1 - \sigma'_3) + \frac{1}{2}(\sigma'_1 + \sigma'_3) \sin \psi \\
 g_{3a} &= \frac{1}{2}(\sigma'_1 - \sigma'_2) + \frac{1}{2}(\sigma'_1 + \sigma'_2) \sin \psi \\
 g_{3b} &= \frac{1}{2}(\sigma'_2 - \sigma'_1) + \frac{1}{2}(\sigma'_2 + \sigma'_1) \sin \psi
 \end{aligned} \quad (۴)$$

ملاحظه می‌شود که پارامتر زاویه اتساع (ψ) در روابط مربوط به تابع پتانسیل پلاستیک (g) وارد محاسبات می‌شود. این پارامتر در خاک‌های متراکم برای محاسبه نمو کرنش‌های حجمی پلاستیک (اتساع) مورد نیاز است. در شرایطی که قانون جریان ناهمراه حاکم باشد، نمو کرنش بر سطح تسلیم عمود نیست و با بردار عمود بر سطح تسلیم، زاویه ψ را تشکیل می‌دهد.

محاسبات این بخش با اتکا به قانون جریان همراه انجام گرفته است. بر اساس این نظریه، بردار افزایش کرنش خمیری ماده هم‌جهت با بردار عمود بر سطح تسلیم بوده یا بر سطح آن عمود است. لذا طبق این نظریه، جهت افزایش کرنش خمیری ماده، به سطح تسلیم ارتباط دارد و به همین خاطر آن را قانون جریان همراه یا مرتبط گویند. بر اساس این قانون، زاویه اتساع ماسه در تمامی شرایط برابر با صفر است.

انتخاب پارامترهای تأثیرگذار در ظرفیت باربری یک شالوده سطحی نواری با مطالعه و بررسی مقالات موجود در زمینه تخمین ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی مستقر بر بسترهای دولایه و همچنین انجام تحقیقات تکمیلی در این تحقیق در مورد اثر پارامترهایی چون تغییرات مدول یانگ خاک انجام شده است. پارامترهای متغیر و محدوده آنها در این تحقیق به صورت زیر است.

چسبندگی لایه‌های رسی ($C_{u1,2,3,4}$) از ۲۰ تا ۱۵۰ کیلوپاسکال متغیر است. زاویه اصطکاک داخلی ($\phi_{1,2,3,4}$) در لایه‌های رسی صفر است. ضخامت لایه‌ها ($H_{1,2,3}$) از

$$\begin{aligned}
 \varepsilon &= \varepsilon^e + \varepsilon^p \\
 \dot{\varepsilon} &= \dot{\varepsilon}^e + \dot{\varepsilon}^p
 \end{aligned} \quad (۱)$$

در اینجا از قانون هوک برای ایجاد ارتباط بین نرخ‌های تنش با نرخ‌های کرنش الاستیک استفاده می‌شود:

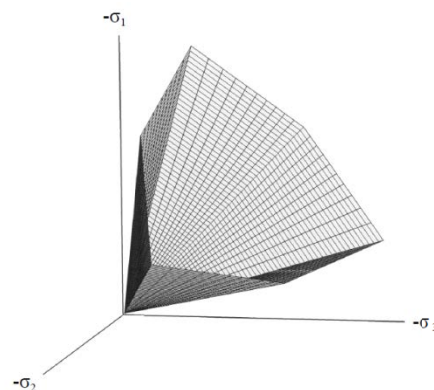
$$\underline{\dot{\sigma}} = \underline{D}^e \underline{\dot{\varepsilon}}^e = \underline{D}^e (\underline{\dot{\varepsilon}} - \underline{\dot{\varepsilon}}^p) \quad (۲)$$

بر اساس تئوری کلاسیک پلاستیسیته [۱]، نرخ کرنش‌های پلاستیک را می‌توان به صورت بردارهایی عمود بر سطح تسلیم نشان داد. این فرم کلاسیک تئوری پلاستیسیته به عنوان پلاستیسیته همراه شناخته می‌شود. در پلاستیسیته ناهمراه، علاوه بر تابع تسلیم، یک تابع پتانسیل پلاستیک g نیز تعریف می‌شود. در حالتی که $g \neq f$ باشد، پلاستیسیته ناهمراه اتفاق می‌افتد.

شرایط تسلیم مور-کلمب شامل شش تابع تسلیم است که بر پایه تنش‌های اصلی هستند:

$$\begin{aligned}
 f_{1a} &= \frac{1}{2}(\sigma'_2 - \sigma'_3) + \frac{1}{2}(\sigma'_2 + \sigma'_3) \sin \varphi - c \cos \varphi \leq 0 \\
 f_{1b} &= \frac{1}{2}(\sigma'_3 - \sigma'_2) + \frac{1}{2}(\sigma'_3 + \sigma'_2) \sin \varphi - c \cos \varphi \leq 0 \\
 f_{2a} &= \frac{1}{2}(\sigma'_3 - \sigma'_1) + \frac{1}{2}(\sigma'_3 + \sigma'_1) \sin \varphi - c \cos \varphi \leq 0 \\
 f_{2b} &= \frac{1}{2}(\sigma'_1 - \sigma'_3) + \frac{1}{2}(\sigma'_1 + \sigma'_3) \sin \varphi - c \cos \varphi \leq 0 \\
 f_{3a} &= \frac{1}{2}(\sigma'_1 - \sigma'_2) + \frac{1}{2}(\sigma'_1 + \sigma'_2) \sin \varphi - c \cos \varphi \leq 0 \\
 f_{3b} &= \frac{1}{2}(\sigma'_2 - \sigma'_1) + \frac{1}{2}(\sigma'_2 + \sigma'_1) \sin \varphi - c \cos \varphi \leq 0
 \end{aligned} \quad (۳)$$

این توابع تسلیم، یک مخروط شش ضلعی را در فضای تنش‌های اصلی تشکیل می‌دهند (شکل ۴).



شکل ۴- سطح تسلیم مور-کلمب در فضای تنش‌های اصلی

علاوه بر توابع تسلیم، شش تابع پتانسیل پلاستیک نیز در مدل مور-کلمب تعریف می‌شوند:

شبکه‌بندی مذکور در تمامی آنالیزهای این تحقیق رعایت شده است. شکل ۵ بخشی از نتایج حاصل از آنالیز حساسیت اندازه المان‌های شبکه‌بندی را نشان می‌دهد. در این شکل پارامتر 1 معرف بعد المان مثلثی و پارامتر B معرف عرض شالوده است. برای مثال، $I/B=0.2$ نشان می‌دهد که ابعاد المان‌های زیر شالوده در حدود یک پنجم عرض شالوده هستند. همانطور که ملاحظه می‌شود، ریزتر شدن اندازه المان‌ها بیش از یک پنجم عرض شالوده تأثیری در نتایج ظرفیت باربری حاصل از نرم‌افزار ندارد. نمونه‌ای از شبکه‌بندی محدوده نیز در شکل ۶ نمایش داده شده است.

۴-۲- آنالیز حساسیت

همانطور که در بخش اول مطرح شد، نتایج حاصل از مدل‌سازی عددی تا حدود زیادی تحت تأثیر نحوه مدل‌سازی است. به همین دلیل دو سری آنالیز حساسیت، یکی روی اندازه المان‌های مش‌بندی و دیگری روی اندازه محدوده مورد بررسی انجام گرفته است.

• بررسی اثر اندازه المان‌های شبکه بندی

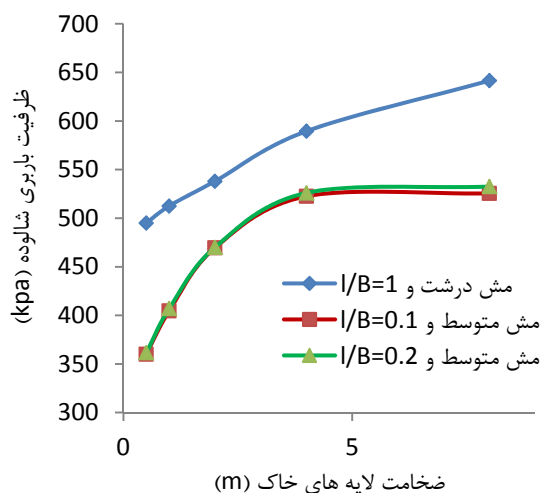
از آنجایی که اندازه المان‌های موجود در شبکه (مش) در پاسخ‌های نرم‌افزار مؤثر است، تعدادی آنالیز حساسیت به منظور انتخاب اندازه مناسب المان‌ها انجام گرفت. به طور کلی ریزتر شدن اندازه المان‌ها تا حد مشخصی، منجر به افزایش دقت محاسبات می‌شود. المان‌های شبکه باید تا حدی ریز شوند که اندازه آنها اثری بر پاسخ‌های نرم‌افزار نداشته باشد.

با انجام تعدادی آنالیز برای اندازه‌های مختلف المان‌های شبکه، در نهایت اندازه متوسط شبکه برای کل محدوده انتخاب شد و المان‌های زیر شالوده نیز به دلیل تمرکز تنش در این محدوده، ۲۰ درصد ریزتر از سایر المان‌ها منظور شدند. به عبارتی، ابعاد المان‌های مثلثی در حدود یک پنجم عرض شالوده است. برای آنکه پاسخ‌های دریافتی از برنامه مستقل از اندازه المان‌ها باشند،

• اثر اندازه محدوده مدل‌سازی شده در

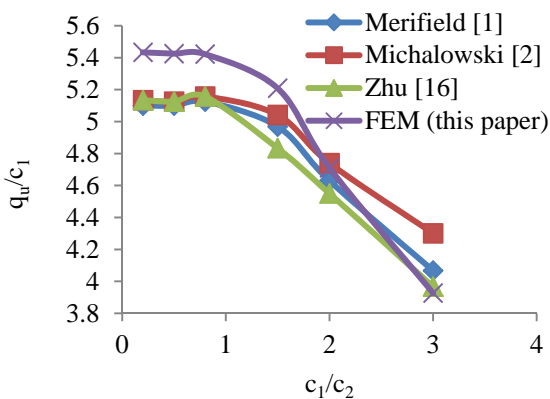
نرم‌افزار بر پاسخ‌های آن

اندازه محدوده مدل‌سازی شده در نرم‌افزار می‌تواند اثر قابل توجهی بر پاسخ‌های دریافتی از آن داشته باشد. محدوده باید به حدی گسترده شود که نقاط پلاستیک و نمو کرنش ناشی از اعمال نشست به شالوده، به مرزهای محدوده نرسند. از طرف دیگر افزایش بیش از حد ابعاد محدوده، زمان اتمام آنالیز را افزایش می‌دهد. بنابراین با انجام تعدادی سعی و خطا، همانند مرحله آنالیز حساسیت شبکه، اندازه بهینه ابعاد محدوده تعیین شد.



شکل ۵- نتایج آنالیز حساسیت شبکه در نرم‌افزار

عددی است. در اینجا، عرض شالوده و ضخامت لایه رس بالایی ۲ متر است. خروجی‌های نرم‌افزار با مقادیر پیشنهادی مریفیلد [۱]، مایکولوفسکی [۲] و ژو [۱۶] مقایسه شده‌اند. این مقایسه همبستگی مناسبی را بین خروجی تحلیل عددی و روش‌های مذکور نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که در شرایطی که لایه فوقانی ضعیف‌تر از لایه زیرین باشد ($C_{u1} < C_{u2}$)، تخمین‌های حاصل از تحلیل عددی، اندکی با نتایج سایر روش‌ها اختلاف دارند. در این شرایط، روش‌های دیگر تخمین ظرفیت باربری شالوده واقع بر بستر دولایه چسبنده، مقادیر محافظه کارانه‌تری را برای ظرفیت باربری ارائه می‌کنند. این اختلاف برای مقادیر بیشتر نسبت مقاومت لایه اول به لایه دوم ($C_{u1} > C_{u2}$) به تدریج کاهش می‌یابد.

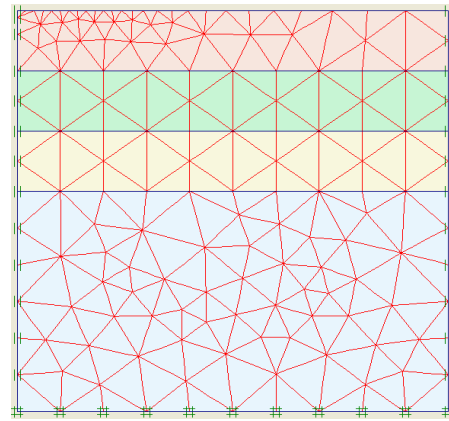


شکل ۷- اعتبارسنجی نرم‌افزار برای بسترهای دولایه رسی

۴-۴- مروری بر شبکه‌های عصبی پرسپترون

چندلایه پس انتشار خطا

تشریح کامل شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه پس انتشار خطا^۱ خارج از گنجایش این مقاله بوده و از طریق برخی مقالات تخصصی در این زمینه قابل پیگیری است [۱۷] و [۱۸]. علاوه بر آن، کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در مهندسی ژئوتکنیک به همراه جزئیات آن از سوی شاهین [۱۹] ارائه شده است. ساختار کلی شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه شامل تعدادی المان



شکل ۶- نمونه‌ای از شبکه‌بندی محدوده

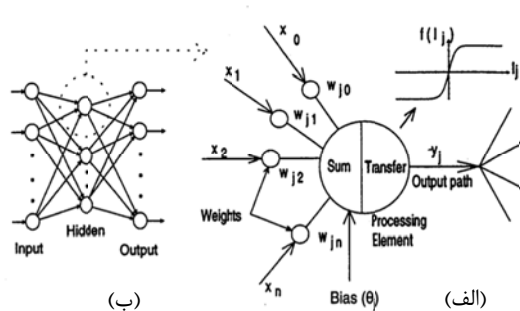
این ابعاد بسته به مقدار ضخامت لایه‌ها، می‌تواند بین ۴ تا ۱۰ برابر عرض شالوده متغیر باشد. اگر ابعاد محدوده بیش از ۱۰ برابر عرض شالوده انتخاب شوند، تأثیری بر مقدار ظرفیت باربری نداشته و تنها مدت زمان اتمام آنالیز را افزایش می‌دهد.

۴-۳- اعتبارسنجی تحلیل عددی

نرم‌افزار قادر است مقادیر ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی واقع بر بسترهای همگن را به نحو مطلوبی تخمین بزند. برای اطمینان از درستی پاسخ‌های برنامه در تخمین ظرفیت باربری نهایی شالوده‌ها، نتایج حاصل از تحلیل عددی برای ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی واقع بر بسترهای دو لایه رسی محاسبه شده و با نتایج برخی روابط تأیید شده موجود مقایسه شده‌اند.

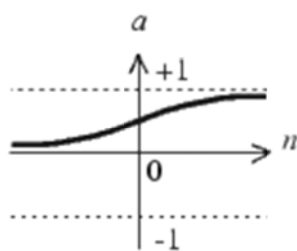
از آنجایی اغلب روش‌های موجود جهت تخمین ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی واقع بر بسترهای لایه‌ای در شرایط بسترهای دولایه ارائه شده‌اند، در مرحله اول از اعتبارسنجی نرم‌افزار، نتایج ظرفیت باربری نهایی حاصل از تحلیل عددی با نتایج حاصل از برخی روش‌های تأیید شده موجود در شرایط بسترهای دولایه مورد مقایسه قرار گرفته‌اند. نتایج این مقایسه در شکل ۷ مشاهده می‌شود. در شکل ۷، C_{u1} و C_{u2} به ترتیب چسبندگی زهکشی نشده لایه‌های اول و دوم، B عرض شالوده، H ضخامت لایه رسی فوقانی و q_u ظرفیت باربری نهایی حاصل از تحلیل

¹ Back Propagation Multi-Layer Perceptrons



شکل ۸- (الف) مدلی از یک مجموعه عصبی و (ب) مدلی از یک نرون

تابع انتقال مورد استفاده در اینجا تابع تانژانت سیگموئید و الگوریتم یادگیری از نوع لونیگ-مارکواریت^۲ است. توابع سیگموئیدی با فرمولاسیون $\frac{1}{1+e^x}$ که گراف آن به شکل S است (شکل ۹)، یکی از پرکاربردترین توابع تحریک بوده و تعادلی موزون بین رفتار خطی و غیر خطی را نمایش می‌دهد.



شکل ۹- تابع تحریک سیگموئیدی

۵- آماده سازی نتایج حاصل از مدل سازی

بستر خاکی مورد بررسی در این تحقیق، از نوع چهار لایه رسی است. جمعاً تعداد ۱۶۰ آنالیز به منظور محاسبه ظرفیت باربری شالوده‌های واقع بر بستر چند لایه رسی توسط مدل سازی عددی انجام شده است. در آنالیزهای این مرحله انواع ترکیبات مختلف از نسبت مقاومت لایه‌ها در نظر گرفته شده است. به عبارت دیگر مقاومت لایه‌ها می‌تواند با عمق افزایش و یا کاهش یابد. خصوصیات آماری پارامترهای ورودی در مدل سازی عددی در جدول ۱ ارائه شده است.

پردازشگر^۱ یا گره است که معمولاً در تعدادی لایه آرایش یافته‌اند. این لایه‌ها شامل یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه مخفی (میانی) هستند. هر کدام از گره‌ها در هر لایه به صورت کامل یا جزئی با گره‌های موجود در لایه‌های دیگر به کمک مقادیر وزنی اتصال می‌یابد. ورودی هر گره که از لایه قبلی به لایه فعلی وارد شده است (x_i)، در یک مقدار وزنی تعدیل پذیر ضرب شده و در هر گره مقادیر حاصلضرب $x_i w_{ij}$ با هم جمع می‌شوند. در نهایت، حاصل جمع فوق با یک مقدار آستانه θ_j جمع می‌شود.

ورودی مرکب حاصل از این ترکیب (I_j) در یک تابع انتقال غیرخطی قرار می‌گیرد (برای مثال تابع سیگموئیدی یا تانژانت هیپربولیک) و خروجی گره (y_i) حاصل می‌شود. خروجی حاصل از یک گره، ورودی مورد نیاز برای گره‌های دیگر را فراهم می‌کند. این فرایند به طور خلاصه در روابط زیر و شکل (۸) ارائه شده است.

$$I_j = \sum (w_{ij} x_i) + \theta_j \quad (5)$$

$$y_i = f(I_j)$$

توزیع داده‌ها در شبکه MLP در لایه ورودی آغاز می‌شود. پس از انجام سری اول محاسبات، خروجی حاصل از شبکه با نتایج واقعی مقایسه شده و مقدار خطای حاصل محاسبه می‌شود. با استفاده از این خطا و بهره‌گیری از یک قانون یادگیری، شبکه می‌تواند مقادیر وزن‌ها را تعدیل کند، تا جایی که به معیار مورد نظر برای توقف یادگیری دست یابد. بنابراین شبکه قادر است مقادیری را برای وزن‌های مذکور تنظیم کند که کمترین مقدار خطای ممکن ایجاد شود. این فرایند تحت عنوان یادگیری و یا آموزش شبکه شناخته می‌شود.

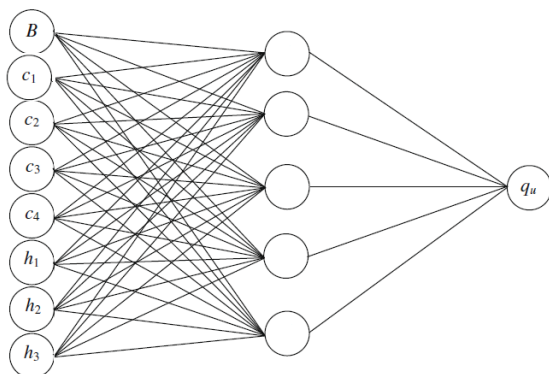
² Levenberg - Marquardt

¹ Processing Element (PE)

شکل ۱۱ ضرایب همبستگی مربوط به هر شبکه را نشان می‌دهد. محور افقی معرف تعداد گره‌های لایه مخفی در هر شبکه و محور قائم معرف ضریب همبستگی بین مقدار هدف و خروجی شبکه است.

همانطور که ملاحظه می‌شود، اغلب شبکه‌ها ضرایب همبستگی بالایی دارند. از این میان شبکه‌ای با ۸ گره در لایه مخفی دارای بیشترین مقدار ضرایب همبستگی است. همچنین با توجه به شکل ۱۲ شبکه‌هایی با ۸، ۱۱ و ۱۲ گره در لایه مخفی کمترین مقدار خطا، در محدوده تعداد گره‌های مورد بررسی در این تحقیق را ارائه می‌کنند.

بنابراین یک شبکه عصبی با یک لایه مخفی متشکل از ۸ گره به عنوان شبکه بهینه جهت تخمین ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی واقع بر بسترهای چندلایه رسی انتخاب شد.



شکل ۱۰- نمایی از شبکه عصبی مورد استفاده در این تحقیق

۶- اعتبارسنجی نتایج حاصل از شبکه

عصبی

پس از انتخاب هندسه شبکه عصبی بهینه، تمامی داده‌های ورودی به دو دسته آموزش و اعتبارسنجی (به نسبت ۸۰ به ۲۰) تقسیم‌بندی می‌شوند. داده‌های مورد استفاده در قسمت اعتبارسنجی نباید در بخش آموزش شبکه مورد استفاده قرار گرفته باشند. این کار به منظور سنجش اعتبار شبکه عصبی در ارائه تخمین دقیق از

۵-۱- آموزش شبکه عصبی با استفاده از

نتایج حاصل از مدل‌سازی عددی

یک شبکه عصبی پرسپترون با یک لایه مخفی می‌تواند تابع پیوسته‌ای را که جوابگوی حل مسئله این تحقیق باشد، تخمین بزند. با این حال تعداد بهینه گره‌ها در لایه مخفی باید از راه سعی و خطا تعیین شود.

مقدار توجه و وزنی که شبکه به پارامترهای ورودی اختصاص می‌دهد تابع بزرگی داده‌هاست. به منظور اجتناب از اثرگذاری مقدار داده‌ها در جلب توجه شبکه، تمامی داده‌های ورودی توسط رابطه زیر در بازه ۰/۱ تا ۰/۹ نرمال‌سازی شدند.

$$y = \left(\frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \right) (0.8) + 0.1 \quad (6)$$

که در آن x ، x_{min} و x_{max} به ترتیب مقدار واقعی، حداقل و حداکثر پارامتر مورد نظر و y مقدار پارامتر بازه ۰/۱ و ۰/۹ است.

یکی از مهمترین پارامترهای تأثیرگذار بر نتایج شبکه عصبی، تعداد گره‌های لایه مخفی است. برای تعیین تعداد گره‌های بهینه در لایه مخفی باید با استفاده از داده‌های موجود، تعدادی شبکه عصبی با تعداد گره‌های متغیر در لایه مخفی آموزش داده شوند تا مقدار خطا و ضرایب همبستگی^۱ این شبکه‌ها با یکدیگر مقایسه شود. منظور از خطا در اینجا جذر خطای میانگین مربعات^۲ شبکه‌ها می‌باشد. یک شبکه با تعداد گره بهینه در لایه مخفی، شبکه‌ایست که قادر باشد با حداقل مقدار خطای ممکن، همبستگی قابل قبولی بین مقادیر خروجی شبکه و مقادیر هدف برقرار نماید.

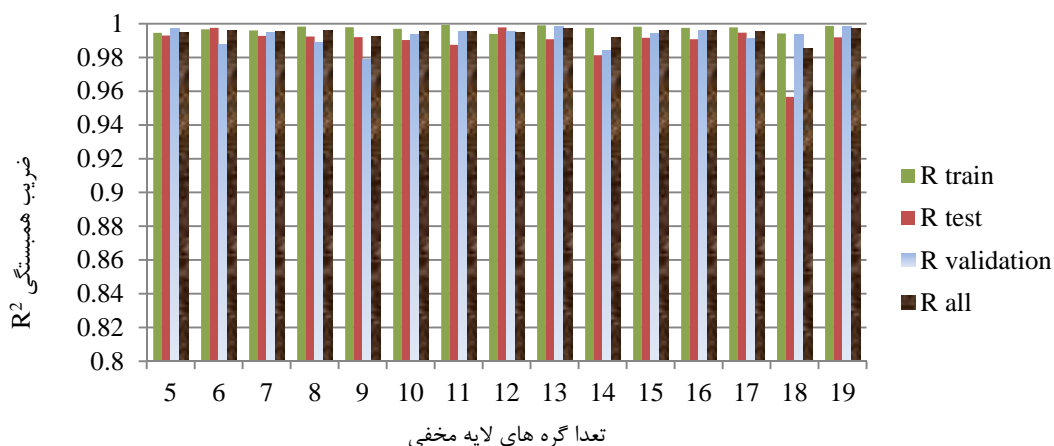
در سیستم لایه‌بندی رسی، شبکه‌هایی با تعداد ۱ تا ۳۰ گره در لایه مخفی مورد آموزش قرار گرفتند. مقادیر ضرایب همبستگی و خطای تعدادی از این شبکه‌ها در شکل‌های ۱۱ و ۱۲ آمده است.

¹ Correlation Coefficient

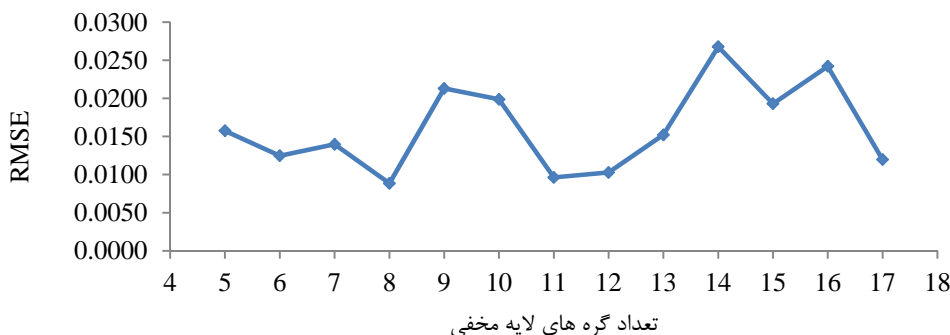
² Root Mean Squared Error (RMSE)

منظور از خصوصیات آماری، مقدار حداقل، حداکثر، انحراف معیار و میانگین هر کدام از پارامترها است و در جدول ۲ ارائه شده است.

ظرفیت باربری نهایی داده‌هایی است که در قسمت آموزش به کار گرفته نشده‌اند. به منظور دستیابی به بهترین نتیجه باید خصوصیات آماری داده‌های بخش آموزش و اعتبارسنجی بسیار نزدیک به یکدیگر باشد.



شکل ۱۱- ضرایب همبستگی در سیستم لایه‌بندی رسی به‌ازای تعداد گره‌های لایه مخفی



شکل ۱۲- جذر خطای میانگین مربعات به‌ازای تعداد گره‌های لایه مخفی در سیستم لایه‌بندی رسی

جدول ۱- خصوصیات آماری پارامترهای ورودی

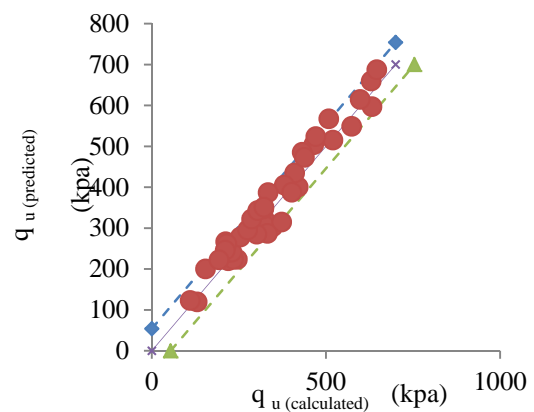
<i>pres. Dis.</i>	H_3	H_2	H_1	c_4	c_3	c_2	c_1	B	پارامترهای ورودی
m	m	m	m	kPa	kPa	kPa	kPa	m	
0.1	0.5	0.5	0.5	20	30	30	20	1	Min
0.4	8	8	8	120	100	110	120	4	Max
0.28	2.13	1.8	1.8	29.5	21.8	20.9	30.5	1.17	Std.
0.1	2.64	2.32	2.13	62.2	60.9	62.1	71.8	2.91	Avg.

جدول ۲- خصوصیات آماری داده‌های مورد استفاده در آموزش و اعتبارسنجی شبکه عصبی

Avg.	Std.	Max	Min		
2.93	1.17	4	1	train	B , m
2.8	1.21	4	1	vld.	
72.07	30.93	120	20	Train	c_1 , kPa
70.67	29.12	120	20	vld.	
62.15	21.46	110	30	train	c_2 , kPa
61.67	18.95	110	30	vld.	
60.91	22.17	100	30	Train	c_3 , kPa
61	20.4	100	30	vld.	
61.98	29.77	120	20	Train	c_4 , kPa
63	29.14	100	20	vld.	
2.24	1.85	8	1	Train	H_1 , m
1.68	1.55	8	1	vld.	
2.41	1.84	8	1	Train	H_2 , m
1.87	1.59	8	1	vld.	
2.75	2.15	8	1	Train	H_3 , m
2.17	2.02	8	1	vld.	

مدلسازی عددی دارد. در این شکل، محدوده بین دو خطچین معرف ۱۰٪ خطا بین نتایج حاصل از دو روش است. این مسئله نشان می‌دهد که شبکه عصبی قادر است ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی واقع بر بسترهای چند لایه رسی را با دقت قابل قبولی تخمین بزند.

به منظور کاهش محدوده خطا در این تحقیق، می‌توان راه کارهای مختلفی را به کار بست. افزایش تعداد لایه‌های مخفی که ممکن است منجر به برقراری رابطه غیر خطی مناسب‌تری بین داده‌های ورودی و مقادیر هدف شود، افزایش تعداد داده‌های ورودی با انجام آنالیزهای عددی بیشتر روی انواع متنوع‌تری از بسترهای لایه‌ای چسبنده که بازه وسیع‌تری از خصوصیات مکانیکی لایه‌های خاک و نیز هندسه مسئله را در بر گیرد و نیز تلاش برای تهیه داده‌های صحرائی و آزمایشگاهی و تلفیق آنها با نتایج مدل‌سازی عددی از جمله این راه کارها می‌باشند.

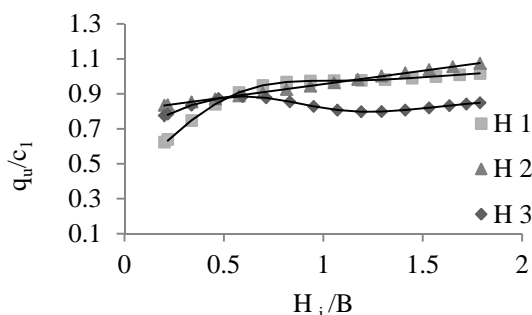


شکل ۱۳- مقایسه نتایج مدل‌سازی عددی با نتایج شبکه عصبی

در شکل ۱۳ نتایج تخمین ظرفیت باربری حاصل از شبکه عصبی با مقادیر ظرفیت‌های باربری حاصل از نرم‌افزار مقایسه شده‌اند. در این شکل، محور افقی با عنوان q_u (calculated) معرف ظرفیت‌های باربری حاصل از نرم‌افزار و محور قائم با عنوان q_u (predicted) مقادیر متناظر با آن در شبکه عصبی است.

همانطور که در شکل ۱۳ ملاحظه می‌شود، نتایج حاصل از شبکه عصبی تطابق بسیار خوبی با مقادیر حاصل از

می‌یابد. از آنجایی که لایه‌های زیرین ضعیف‌تر از لایه‌های فوقانی هستند، این مسئله باعث کاهش مقدار ظرفیت باربری خواهد شد.



شکل ۱۵- اثر افزایش ضخامت لایه‌ها بر مقدار ظرفیت باربری

شکل ۱۵ اثر افزایش ضخامت لایه‌ها را در مقدار ظرفیت باربری نهایی نشان می‌دهد. پارامترهای H_1 ، H_2 و H_3 به ترتیب معرف ضخامت لایه‌های اول، دوم و سوم هستند. ملاحظه می‌شود که با افزایش ضخامت لایه‌ها، ظرفیت باربری نهایی نیز افزایش می‌یابد، و تغییرات ضخامت لایه‌های فوقانی اثر بیشتری در مقدار ظرفیت باربری دارد. بررسی اثر پارامترهای مختلف در ظرفیت باربری نهایی نشان می‌دهد که شبکه عصبی مصنوعی در این تحقیق، عملکرد مناسبی در تخمین ظرفیت باربری شالوده‌های واقع بر بسترهای لایه‌ای و ارزیابی اثر پارامترهای مؤثر بر ظرفیت باربری نهایی داشته است.

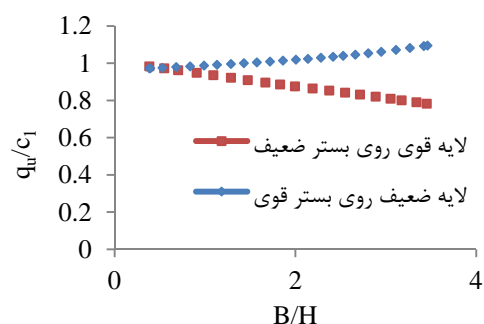
۸- رگرسیون چند متغیره

یکی دیگر از روش‌های ایجاد ارتباط بین یک متغیر وابسته مثل ظرفیت باربری نهایی شالوده، با تعدادی متغیر مستقل همچون مقاومت و ضخامت خاک و عرض شالوده، استفاده از روش رگرسیون چند متغیره است. این ارتباط به کمک توابع مختلفی ایجاد می‌شود. در اینجا برخی از این توابع مورد آزمایش قرار گرفته‌اند و نتایج آنها به همراه رابطه ظرفیت باربری نهایی حاصل از هر کدام ارائه شده است.

۷- بررسی اثر پارامترهای ورودی بر ظرفیت باربری نهایی

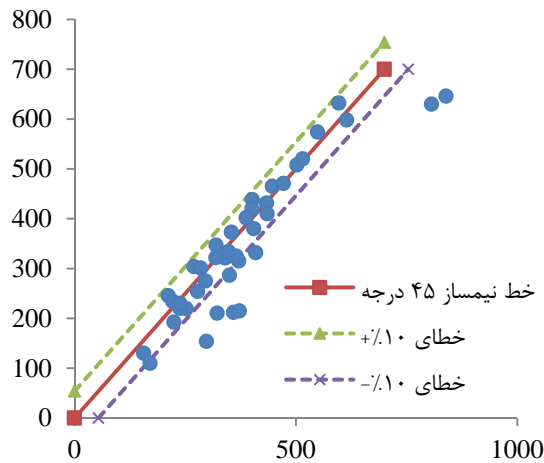
یکی از روش‌های آزمایش صحت شبکه عصبی در این تحقیق، بررسی اثر تغییرات پارامترهای ورودی در ظرفیت باربری نهایی با استفاده از شبکه عصبی و مقایسه آن با نتایج حاصل از مدل‌سازی عددی و نیز برخی روش‌های موجود است.

در بسترهای چهار لایه رسی، اثر برخی پارامترها بر ظرفیت باربری نهایی مورد بررسی قرار گرفته‌اند. این پارامترها شامل عرض شالوده و ضخامت لایه‌های خاک هستند. شکل ۱۴ اثر افزایش عرض شالوده و شکل ۱۵ اثر افزایش ضخامت لایه‌های خاک را بر ظرفیت باربری نهایی نشان می‌دهند.



شکل ۱۴- اثر افزایش عرض شالوده در مقدار ظرفیت باربری

همانطور که ملاحظه می‌شود، در شرایطی که مقاومت لایه‌های خاکی با افزایش عمق کاهش می‌یابد، افزایش عرض شالوده منجر به کاهش ظرفیت باربری نهایی می‌شود. بر اساس روابط موجود جهت تخمین ظرفیت باربری نهایی در بسترهای همگن و دو لایه، پارامتر عرض شالوده در مقدار ظرفیت باربری شالوده‌های واقع بر بسترهای چسبنده (رسی) بی‌تأثیر است. همانطور که در شکل ۱۴ نیز ملاحظه می‌شود، شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد که ظرفیت باربری نهایی با افزایش عرض شالوده، اندکی کاهش می‌یابد. علت آن است که با افزایش عرض شالوده، مکانیزم گسیختگی تا عمق بیشتری امتداد

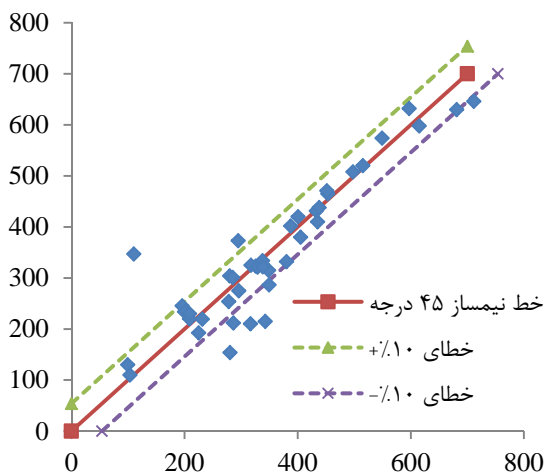


شکل ۱۶- مقایسه نتایج حاصل از روش رگرسیون چند متغیره با نتایج روش عددی با استفاده از فرمول ۷

رابطه زیر نوع دیگری از تابع نمایی است که در آن متغیرهای از درجه اول نیستند.

$$q_{un} = \exp(-5.2115 B_n^{0.015} + 48.3984 c_{1n}^{0.015} + 21.3624 c_{2n}^{0.015} - 7.8537 c_{3n}^{0.015} + 10/1432 c_{4n}^{0.015} + 186.6022 H_{1n}^{0.015} - 330.605 H_{2n}^{0.015} + 157.8513 H_{3n}^{0.015} - 80.4577) \quad (8)$$

شکل ۱۷ نتایج حاصل از محاسبه ظرفیت باربری نهایی شالوده سطحی واقع بر بسترهای چند لایه رسی با استفاده از فرمول را با نتایج حاصل از نرم‌افزار مقایسه می‌کند.



شکل ۱۷- مقایسه نتایج حاصل از روش رگرسیون چند متغیره با نتایج نرم‌افزار با استفاده از فرمول ۸

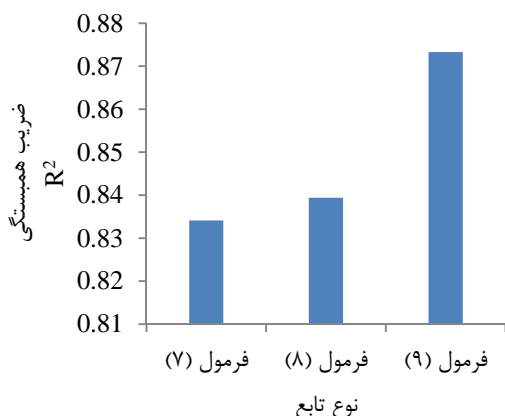
در این روش نیز همانند روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، تعدادی مثال حل شده که در هر کدام از آنها تمامی متغیرهای ورودی و نتیجه حاصل از آنها را در بر می‌گیرد، جمع‌آوری می‌شود. سپس با برازش یک تابع از میان این مثال‌ها، ارتباطی منطقی بین داده‌های ورودی و مقدار هدف برقرار می‌شود. در ادامه تعدادی از توابع ریاضی که می‌توان برای برازش از میان داده‌های مذکور استفاده کرد، معرفی شده، و روابط حاصل از آنها ارائه شده است.

یکی از توابعی که انتظار می‌رود بتوان از آن در ایجاد ارتباط بین متغیرهای ورودی و ظرفیت باربری نهایی بهره جست، تابع نمایی و ترکیبات آن است. یک تابع نمایی ساده که در آن متغیرها از درجه اول هستند، رابطه تخمین ظرفیت باربری نهایی را به صورت زیر ارائه می‌کند:

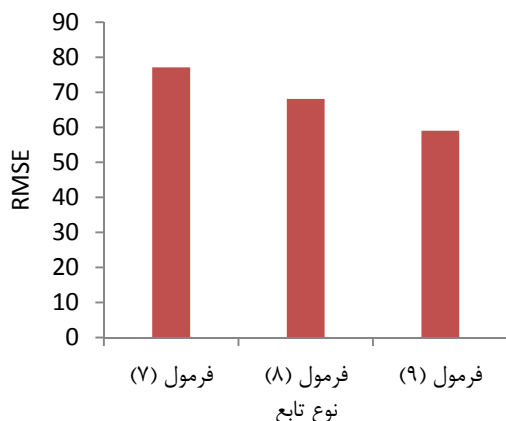
$$q_{un} = \exp(-0.2244 B_n + 1.3466 c_{1n} + 1.6467 c_{2n} - 1.7559 c_{3n} + 1.2757 c_{4n} + 0.9469 H_{1n} - 0.5337 H_{2n} + 0.2305 H_{3n} - 2.1061) \quad (9)$$

در این رابطه، q_u معرف ظرفیت باربری نهایی شالوده، B عرض شالوده، $c_{1,2,3,4}$ چسبندگی و $H_{1,2,3}$ ضخامت لایه‌های خاکی هستند. اندیس n نشانگر آن است که تمامی پارامترها با استفاده از فرمول ۶ در بازه ۰/۱ تا ۰/۹ نرمال شده‌اند و ظرفیت باربری حاصل از این رابطه نیز به صورت نرمال حاصل می‌شود.

مقایسه نتایج حاصل از محاسبه ظرفیت باربری نهایی با استفاده از این فرمول با نتایج حاصل از روش عددی در شکل (۱۶) ارائه شده است.



شکل ۱۹- ضریب همبستگی برای توابع مختلف در روش رگرسیون چند متغیره



شکل ۲۰- جذر خطای میانگین مربعات در توابع مختلف

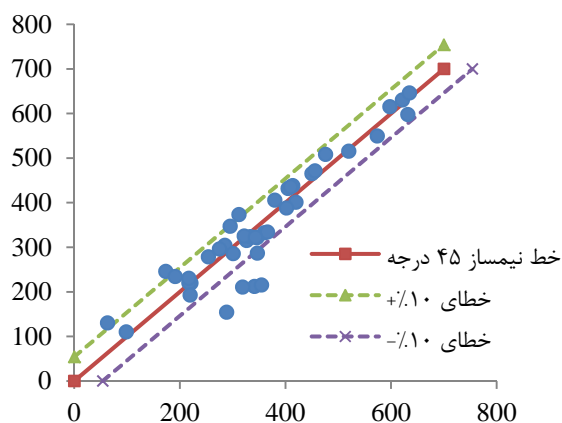
۹- نتیجه‌گیری

در این تحقیق، تخمین ظرفیت باربری شالوده‌های سطحی مستقر بر بسترهای چهارلایه رسی مورد نظر است. برای این منظور از مدل‌سازی عددی به همراه تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است. از آنجایی که برای ایجاد یک شبکه عصبی بهینه، نیاز به تعداد قابل توجهی داده ورودی است که توسط آنها شبکه عصبی تحت آموزش قرار گیرد، از روش اجزای محدود به منظور تولید داده‌های مورد نیاز استفاده شده است. اعتبارسنجی شبکه عصبی آموزش دیده در این تحقیق نشان می‌دهد که این سیستم‌ها قادرند به کمک مثال‌های معرفی شده به سیستم، قانون نهفته در ماورای یک مسئله

تابع خطی نیز یکی دیگر از توابعی است که می‌توان از آن به منظور ایجاد ارتباط بین تعدادی متغیر مستقل با یک متغیر وابسته بهره جست:

$$q_{un} = -0.0998 B_n + 0.4635 c_{1n} + 0.5346 c_{2n} - 0.0984c_{3n} + 0.0324c_{4n} + 0.1541H_{1n} + 0.0983H_{2n} + 0.0287H_{3n} - 0.0151 \quad (9)$$

مقایسه نتایج حاصل از محاسبه ظرفیت باربری نهایی به کمک این فرمول با نتایج حاصل از نرم‌افزار در شکل ۱۸ ارائه شده است.



شکل ۱۸- مقایسه نتایج حاصل از روش رگرسیون چند متغیره با نتایج نرم‌افزار با استفاده از فرمول ۹

همانند روش شبکه عصبی، برای انتخاب بهترین تابع و در نتیجه رابطه بهینه به منظور تخمین ظرفیت باربری شالوده سطحی واقع بر روی یک لایه‌بندی افقی از رس، ضرایب همبستگی و جذر خطای میانگین مربعات فرمول‌های مختلف با یکدیگر مقایسه می‌شوند.

با توجه به شکل‌های ۱۹ و ۲۰، در سیستم بسترهای چند لایه رسی، برقراری رابطه خطی بین پارامترهای ورودی و ظرفیت برابری نهایی، مقادیر دقیقتری از ظرفیت باربری نهایی شالوده را ارائه می‌نماید. استفاده از چنین تابعی منجر به دستیابی به حداکثر ضریب همبستگی و حداقل خطای ممکن، در بین توابع مورد بررسی در این تحقیق شده است.

بحرانی برای نسبت‌های مختلف از مقاومت لایه‌ها قابل محاسبه است.

۴. خصوصیات لایه‌های فوقانی که نزدیکتر به شالوده

هستند، اثر بیشتری بر مقدار ظرفیت باربری نهایی شالوده دارند

۵. در بسترهای چند لایه رسی، تغییرات عرض

شالوده، تأثیر اندکی بر ظرفیت باربری نهایی دارد.

با این حال زمانی که مقاومت لایه‌های فوقانی

بیشتر از لایه‌های زیرین است، افزایش عرض

شالوده منجر به کاهش ظرفیت باربری نهایی

می‌شود. همچنین در شرایطی که مقاومت لایه‌ها

با افزایش عمق، بیشتر می‌شود، افزایش عرض

شالوده، ظرفیت باربری نهایی را اندکی افزایش

می‌دهد.

۶. مشاهده می‌شود که شبکه عصبی معرفی شده در

این نوشتار به منظور تخمین ظرفیت باربری

شالوده‌های سطحی واقع بر بسترهای چند لایه

رسی، عملکرد مناسبتری در تخمین ظرفیت

باربری نهایی شالوده‌های سطحی دارد. در این

حالت، در تمامی شرایط، اختلاف بین ظرفیت

باربری نهایی حاصل از شبکه عصبی با نتایج

نرم‌افزار کمتر از ۱۰ درصد است.

تشکر و قدردانی

نگارندگان بر خود لازم می‌دانند از زحمات اساتید دانشگاه

سمنان، آقایان دکتر کیانی و دکتر جعفریان، تشکر و

قدردانی نمایند.

ظرفیت باربری در خاک چسبنده لایه‌ای را با دقت قابل قبولی تشخیص دهند و تخمین‌های قابل قبولی از مسئله مورد بررسی ارائه نمایند.

در ادامه نتایج حاصل از مدل‌سازی عددی و شبکه عصبی ارائه می‌گردد.

۱. در شرایطی که مقاومت لایه‌ها با عمق کاهش

می‌یابد، با افزایش نسبت مقاومت لایه اول به لایه

دوم، ظرفیت باربری نهایی کاهش می‌یابد.

۲. در شرایطی که لایه‌های زیرین قوی‌تر از لایه‌های

فوقانی باشند، با افزایش خصوصیات مقاومتی لایه

ها، ظرفیت باربری نهایی افزایش می‌یابد.

۳. پارامتری با عنوان ضخامت بحرانی لایه فوقانی

مورد بررسی قرار گرفته است. ضخامت بحرانی

ضخامتی است که در آن، ظرفیت باربری نهایی

شالوده تحت تأثیر لایه دوم قرار نمی‌گیرد و سطح

گسیختگی کاملاً در لایه اول واقع می‌شود. در

حالتی که لایه فوقانی قویتر از لایه زیرین باشد، با

افزایش ضخامت لایه اول، ظرفیت باربری نهایی

افزایش می‌یابد تا اینکه در یک مقدار مشخص از

نسبت ضخامت لایه به عرض شالوده، ظرفیت

برابری نهایی ثابت باقی می‌ماند. همچنین وقتی

لایه فوقانی ضعیف‌تر از لایه زیرین باشد، با افزایش

ضخامت لایه اول ظرفیت باربری نهایی کاهش

می‌یابد تا اینکه در یک نسبت مشخص از ضخامت

لایه به عرض شالوده، افزایش ضخامت لایه تأثیری

بر مقدار ظرفیت باربری نخواهد داشت. ضخامت

مراجع

[1] Merrifield, R.S., Sloan, S.W., Yu, H.S. (1999), "Rigorous plasticity solution for the bearing capacity of two-layered clays". Geotech., Vol. 49, pp. 471-490.

[2] Michalowski, R.L. (2002). "Collapse loads over two-layer foundation soils". Soils and Foundations, Vol. 42, No. 1, pp. 1-7.

- [3] Kuo, Y.L., Jaksa, M.B., Lyamin, A.V., Kaggwa, W.S. (2009). "ANN-based model for predicting the bearing capacity of strip footing on multi-layered cohesive soil". *Comput. and Geotech.*, Vol. 36, pp. 503–516.
- [4] Kalinli, A., Acar, M.C., Gunduz, Z. (2011), "New approaches to determine the ultimate bearing capacity of shallow foundations based on artificial neural networks and ant colony optimization". *Eng. Geol.*, Vol. 117, pp. 29-38.
- [5] Prandtl, L. (1921), "Über die eindringungs-festigkeit (Härte) plastischer bautoffe und die festigkeit von schneiden". *Z Angew Math Mech.*, Vol. 1, No. 1, pp. 15-20.
- [6] Terzaghi, K. (1943), "Theoretical Soil Mechanics". John Wiley and Sons, Inc., New York.
- [7] Meyerhof, G.G. (1951), "The ultimate bearing capacity of foundations". *Geotech.*, Vol. 2, No. 4, pp. 301-331.
- [8] Hansen, J.B. (1970), "A revised and extended formula for bearing capacity". Danish Geotechnical Institute, Bull. No. 28, 21 p. (Successor to Bull. No. 11).
- [9] Vesic, A.S. (1973), "Analysis of ultimate loads of shallow foundations". *JSMFD, ASCE*, Vol. 99, pp. 45-73.
- [10] Meyerhof, G.G. (1974), "Ultimate bearing capacity of footing on sand layer overlaying clay". *Can. Geotech. J.*, Vol. 11, No. 2, pp. 223-229.
- [11] Hanna, A.M., Meyerhof, G.G. (1980), "Design charts for ultimate bearing capacity of foundations on sand overlying soft clay". *Can. Geotech. J.*, Vol. 17, pp. 300-303.
- [12] Chen, W.F., Davidson, H.L. (1973), "Bearing capacity determination by limit analysis". *J. Soil Mech. Found. Div., ASCE*, Vol. 99, No. 6, pp. 433-449.
- [13] Florkiewicz, A. (1989), "Upper bound to bearing capacity of layered soils". *Can. Geotech. J.*, Vol. 26, pp. 730-736.
- [14] Huang, M., Qin, H.L. (2008), "Upper-bound multi-rigid-block solutions for bearing capacity of two-layered soils". *Comput. and Geotech.* Vol. 36, pp. 525-529.
- [15] Hill, R. (1950), "The Mathematical Theory of Plasticity". Oxford University Press, London, UK.
- [16] Zhu, M. (2004), "Bearing capacity of strip footings on two-layer clay soil by finite element method". 2004 ABAQUS Users' Conference.
- [17] Zurada, J.M. (1992), "Introduction to Artificial Neural System". West Publishing Co., St. Paul.
- [18] Fausett, L.V. (1994), "Fundamentals of Neural Networks: Architecture, Algorithms and Applications". Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- [19] Shahin, M.A., Jaksa, M.B., Maier, H.R. (2009), "Recent advances and future challenges for artificial neural systems in geotechnical engineering applications". *Advan. Artif. Neur. Sys.* Vol. 2009, pp. 1-9.

BEARING CAPACITY PREDICTION OF SHALLOW STRIP FOUNDATIONS BASED ON COHESIVE LAYERED SUBSOIL USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

M. Hasanabadi^{1,*}, A. Hadad², H. Naderpour²

1. M.Sc., Faculty of Civil Engineering, Semnan University

2. Assistant Professor, Faculty of Civil Engineering, Semnan University

*Corresponding Author: hasanabadi.m@gmail.com

ARTICLE INFO

Keywords:

Shallow Foundation,
Ultimate Bearing
Capacity,
Multi Layered
Subsoil,
Artificial Neural
Network.

ABSTRACT

Bearing capacity prediction of shallow strip foundations is one of the most important issues in geotechnical engineering. There are some bearing capacity equations and design charts proposed by researchers for this purpose. Most of the methods are for homogeneous and up to two layered subsoil. Recently, predicting bearing capacity of shallow foundations on multi layered soils have been interested. In this study, an artificial neural network is developed for bearing capacity prediction of shallow strip foundation based on cohesive multi layered subsoil. Training process of ANN needs a wide range of input data. In this study, a FEM is used for generating data for ANN. ANN has been trained for both kind of layered subsoil. Finally a multiple regression analysis which can generate a relationship between input parameters and target data is defined. Validation of neural network shows that an ANN can predict the ultimate bearing capacity of shallow strip foundation on cohesive layered subsoil with an acceptable accuracy. Effect of each parameter on ultimate bearing capacity of foundation using ANN is investigated. The results are compared with FEM and indicate that an ANN can evaluate the effect of input parameters with an acceptable accuracy. Validation of equations proposed for predicting bearing capacity of shallow foundations using multiple regression analysis indicates that this method can fit our purposes.
