

مدل سازی شاخص فشردگی خاکهای ریزدانه به کمک شبکه‌ی عصبی مصنوعی و مقایسه با سایر روابط تجربی

مهدی دریائی^{۱*} - سید محمود کاشفی پور^۲ - جواد احدیان^۳ - رسول قبادیان^۴

تاریخ دریافت: ۸۸/۴/۳۱

تاریخ پذیرش: ۸۹/۳/۳۰

چکیده

احداث ساختمان‌ها و سازه‌های مختلف، باعث به هم فشردن ذرات خاک و در نتیجه نشست خاک می‌گردد. نشست خاک تابع عوامل مختلفی مانند تغییر شکل فشاری، خارج شدن هوا و آب از خلل و فرج و ... می‌باشد. یکی از روش‌های محاسبه نشست، استفاده از شاخص فشردگی است که از طریق آزمایش تحکیم بدست می‌آید. تعیین این ضریب از طریق آزمایش تحکیم بسیار وقت‌گیر است. لذا از گذشته سعی بر این بوده که شاخص فشردگی را به پارامترهای فیزیکی خاک از قبیل حد خمیری، حد روانی، نسبت پوکی، چگالی نسبی که همگی به سادگی قابل اندازه‌گیری هستند، ارتباط دهند. به همین جهت روابط تجربی زیادی در این خصوص ارائه شده است. در این مقاله با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی^۵ (ANN)، همبستگی آماری بین خصوصیات فیزیکی خاکهای ریزدانه و شاخص فشردگی مورد بررسی قرار گرفت. همچنین یک واسنجی بین روش‌های تجربی مختلف موجود برای تعیین شاخص فشردگی با شاخص فشردگی اندازه‌گیری شده در آزمایشگاه صورت پذیرفت. نتایج نشان داده است که رابطه رندون و هررو از میان روابط تجربی با بالاترین ضریب همبستگی و کمترین درصد خطا، بالاترین دقت را در برآورد شاخص فشردگی دارد. در مقابل شبکه‌های عصبی مصنوعی شاخص فشردگی را با دقتی بالاتر و درصد خطای کمتر از رابطه رندون و هررو برآورد می‌کند. همچنین کالیبره کردن ضرایب رابطه رندون و هررو با استفاده از مجموعه اطلاعات موجود، تاثیر چندانی در دقت این رابطه برای تخمین شاخص فشردگی خاکهای منطقه مورد نظر ندارد.

واژه‌های کلیدی: خاکهای ریزدانه، شاخص فشردگی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، خصوصیات فیزیکی خاک

مقدمه

شاخص فشردگی ممکن است تابع پارامترهای مختلفی نظیر نسبت پوکی^۶ اولیه خاک، رطوبت حد روانی، رطوبت حد خمیری، شاخص خمیرایی و چگالی نسبی باشد. با توجه به زمانگیر بودن آزمایش تحکیم، از گذشته سعی بر برقراری رابطه‌ای بین پارامترهای مذکور و شاخص فشردگی بوده است. روابط متعدد تجربی نیز به این منظور ارائه شده است. مسئله‌ای که باید در استفاده از این روابط مدنظر قرار گیرد این است که هر کدام از این روابط برای یک منطقه خاص بدست آمده و در صورتی که شرایط محل اجرای پروژه با منطقه‌ای که فرمول تجربی برای آن ارائه شده است تطبیق نداشته باشد، صحت تخمین‌هایی که زده می‌شود در حاله‌ای از ابهام می‌باشد.

لذا ضرورت دارد تا در خصوص انتخاب رابطه تجربی برای استفاده در هر منطقه، تحقیق و بررسی صورت گیرد تا در آینده موجب خسارت نگردد.

اسکمپتون (۱۴) با انجام آزمایش تحکیم بر روی تعدادی رس

نظر به اهمیت نشست خاک در پایداری سازه‌ها، تعیین و پیش بینی نشست خاک حاصل از بارهای وارده از سازه به خاک، قبل از احداث سازه‌ها ضرورت می‌یابد. یکی از روشهای تعیین نشست، استفاده از شاخص فشردگی حاصل از آزمایش تحکیم می‌باشد. با توجه به این موضوع که نشست خاک در بعضی مواقع می‌تواند خسارات زیادی به یک پروژه وارد آورد، پیش‌بینی صحیح و کاربرد آن در طراحی سازه‌ها و قرار دادن معیارهای طراحی بر مبنای نشست تخمین زده شده می‌تواند از این خسارات جلوگیری به عمل آورد.

۱، ۲ و ۳- به ترتیب دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشیار و استادیار سازه‌های آبی، دانشکده مهندسی علوم آب، دانشگاه شهید چمران اهواز

(*-نویسنده مسئول: (Email: mehdi.daryae@yahoo.com)

۴- استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی کرمانشاه

دست‌خورده رابطه‌ای به شکل زیر ارائه نمود:

$$C_c = 0.007(W_L - 10) \quad (1)$$

که در آن C_c = شاخص فشردگی و W_L = حدروانی بر حسب درصد می‌باشد.

نیشیدا (۶) بر اساس یک فرمول تئوریک ارتباط بین شاخص فشردگی و نسبت پوکی اولیه خاک را برای انواع خاکهای چسبنده به صورت زیر ارائه نمود:

$$C_c = 0.15(e_0 - 0.35) \quad (2)$$

که در آن e_0 = نسبت پوکی اولیه می‌باشد.

ترزاقی و پک (۱) اظهار می‌دارند که رابطه (۱) برای رس‌های تحکیم عادی یافته با حساسیت کم صادق است. آنها رابطه زیر را از طریق رگرسیون گیری آماری با استفاده از نتایج آزمایش تحکیم استخراج نمودند:

$$C_c = 0.009(W_L - 10) \quad (3)$$

اوسوالد (۷) رابطه جهانی شاخص فشردگی را به صورت زیر ارائه کرد:

$$C_c = \frac{1}{2} \left(\frac{1 + e_0}{G_s} \right)^{2.4} \quad (4)$$

که در آن G_s = چگالی نسبی می‌باشد.

رندون هررو (۱۱) بر اساس مشاهدات خود از چند رس طبیعی، رابطه‌ای را برای شاخص فشردگی به صورت زیر پیشنهاد کرد:

$$C_c = 0.141 G_s^{1.2} \left(\frac{1 + e_0}{G_s} \right)^{2.38} \quad (5)$$

ناگراچ و مورتی (۵) ارتباط بین شاخص فشردگی و پارامترهای فیزیکی خاک را به صورت زیر ارائه نمودند:

$$C_c = 0.2243 W_L \cdot G_s \quad (6)$$

پارک و کوموتو (۸) با استفاده از نتایج ۸۳ آزمایش تحکیم بر روی نمونه‌های خاک رس دست نخورده رابطه زیر را برای محاسبه شاخص فشردگی ارائه کردند:

$$C_c = \frac{n_0}{371.747 - 4.27 n_0} \quad (7)$$

که در آن n_0 = نسبت تخلخل اولیه خاک می‌باشد.

احدیان (۱) پس از انجام مطالعاتی بر روی خاکهای مناطق مختلف اهواز به این نتیجه رسید که بین شاخص فشردگی و پارامتر نسبت پوکی در خاک این منطقه به صورت معنی‌داری رابطه وجود دارد. او رابطه‌ای بین این دو پارامتر را به صورت زیر برای منطقه اهواز نشان داد:

$$C_c = 0.0681 e^{1.405 e_0} \quad (8)$$

امروزه روش شبکه‌های عصبی مصنوعی کاربرد وسیعی در علوم

مختلف دارد. در علم مهندسی آب و خاک نیز از این روش در سالهای اخیر بسیار زیاد استفاده شده است که از آن جمله می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

شاهین و همکاران (۱۳) در خصوص تعیین خصوصیات ژئوتکنیکی خاکها و برآورد میزان دقت ANN تحقیقاتی انجام دادند. ردی (۱۰) از ابزارهای GIS و ANNs برای پیش بینی رواناب در هندوستان استفاده کرد. کاشفی پور و همکاران (۴) غلظت کالیفرم را در آبهای ساحلی دریایی واقع در غرب اسکاتلند به کمک ANN مدل نمودند.

سارانگی و بیهاتا چاریا (۱۲) در حوزه (Banha) هندوستان با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های رگرسیون دبی رسوب را برای هر دو مدل برآورد کرده و نتیجه گرفتند مدل شبکه عصبی مصنوعی از دقت بالایی برخوردار است.

طارقیان و کاشفی پور (۱۵) دبی ورودی به سد در آن با استفاده از سیستم فازی و عصبی مورد بررسی قرار دادند.

در مقاله حاضر مدلی با استفاده از روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی ارائه می‌گردد تا به کمک خصوصیات فیزیکی خاک که به راحتی در آزمایشگاه قابل اندازه‌گیری هستند، شاخص فشردگی را برآورد نمود و سپس کارایی آن با سایر مدل‌های تجربی مقایسه می‌شود.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

(Artificial Neural Networks)

ایده استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی خیلی تازه نیست. ولی استفاده کاربردی از آن تقریباً از سال ۱۹۴۶ شروع شد و فردی بنام هو (HU) در تز خود برای پیش‌بینی وضع هوا از آن استفاده نمود. ولی به دلیل محاسبات و عدم استفاده از کامپیوتر موفقیت چندانی نداشت. استفاده علمی و گسترده از این روش در علوم مختلف مهندسی از سال ۱۹۸۶ با معرفی روش پسانتشار خطا توسط روملهارت و همکاران سرعت بسیار بالاتری به خود گرفت (۲، ۳ و ۹). شبکه عصبی مصنوعی متشکل از مجموعه‌ای از نرون‌ها با ارتباطات داخلی بین یکدیگر می‌باشد که قادر است بر اساس اطلاعات داده‌های ورودی، جوابهای خروجی را تهیه نماید. شبکه‌های عصبی معمولاً به صورت لایه لایه و منظم ایجاد می‌گردند. اولین لایه که اطلاعات و داده‌های ورودی به آن وارد می‌گردند لایه ورودی است. لایه‌های میانی لایه‌های مخفی و آخرین لایه که جوابهای خروجی از مدل را فراهم می‌نماید لایه خروجی می‌باشند (۲). ساده‌ترین و معمول‌ترین نوع شبکه عصبی که در بسیاری از علوم مهندسی از جمله تحقیق حاضر استفاده می‌گردد، شبکه‌های عصبی چندلایه

مواد و روش ها

جهت آموزش شبکه نیاز به تعدادی الگوی آموزش دهنده مناسب می باشد. بدین منظور نتایج آزمایشات ژئوتکنیک پروژه های مختلف عمرانی که در سطح استان خوزستان از جمله پروژه تلمبه خانه و کانال انتقال ایثارگران جفیر، کانال انتقال و خاکریز پایین دست سد انحرافی هندیدجان، قرارگاه مقدم جنوب سپاه پاسداران، شبکه آبیاری و زهکشی رامهرمز و پل قبرستان جدید اهواز که بر روی نمونه های دست نخورده انجام شده بود مورد بررسی قرار گرفت و پارامترهای مورد نیاز که شامل پوکی اولیه، رطوبت حد روانی، رطوبت حد خمیری، شاخص خمیری، چگالی نسبی و شاخص فشردگی بود برداشت شد. همچنین جهت تکمیل داده ها، از مناطق مختلف شهر اهواز در اعماق مختلف نمونه برداری انجام شد و آزمایشات لازم جهت تعیین پوکی اولیه، رطوبت حد روانی، رطوبت حد خمیری، شاخص خمیری، چگالی نسبی و شاخص فشردگی نمونه ها در آزمایشگاه تحقیقاتی مکانیک خاک دانشکده مهندسی علوم آب دانشگاه شهید چمران اهواز انجام شد و در کل تعداد ۱۳۷ سری اطلاعات جهت مدل سازی تهیه گردید. در این مقاله از نرم افزار Qnet2000 جهت اجرای مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده گردید.

همانگونه که قبلا اشاره شد، تا کنون اثر پارامترهای فیزیکی خاک از جمله نسبت پوکی اولیه، رطوبت اولیه خاک و حد روانی بر روی شاخص فشردگی خاک در نظر گرفته شده و بعضا برای مناطق مشخصی روابطی نیز ارائه گردیده است. در این تحقیق اثر پنج پارامتر فیزیکی اصلی که در آزمایشگاه به سادگی قابل اندازه گیری هستند بر روی شاخص فشردگی مورد بررسی قرار گرفته است. به عبارت دیگر فرض شده است که شاخص فشردگی تابعی از این خصوصیات فیزیکی به شکل زیر باشد:

$$C_c = f(e_0, w_i, LL, PI, G_s) \quad (11)$$

که در این رابطه e_0 نسبت پوکی اولیه، w_i عیار رطوبت اولیه خاک، LL حد روانی، PI شاخص خمیری و G_s چگالی نسبی می باشد. با توجه به متغیرهای مستقل و وابسته، شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده باید دارای پنج نرون در لایه ورودی و یک نرون در لایه خروجی باشد. در شکل (۱) نمای کلی شبکه عصبی مورد استفاده نشان داده شده است.

از ۱۳۷ مجموعه اطلاعات اندازه گیری شده تعداد ۹۰ مجموعه برای آموزش مدل، ۳۲ تای آن برای صحت سنجی مدل و ۱۵ سری اطلاعات برای آزمون نهایی مدل استفاده گردید.

برای رسیدن به کمترین میزان خطا، پس از تغییر در تعداد گره های لایه پنهان و تکرار حین آموزش شبکه، این نتیجه حاصل شد که شبکه مورد استفاده با تعداد ۵ گره در لایه پنهان و تعداد تکرار تا ۴۵۰۰۰ کمترین خطا را دارد.

پیشخور (MLP¹) همراه با ناظر که از روش پس انتشار خطا برای آموزش کمک می گیرد، می باشد.

در این شبکه تعداد نرونهای لایه ورودی برابر با تعداد عناصر بردار ورودی و تعداد نرونهای لایه خروجی برابر با تعداد عناصر بردار خروجی می باشد. آنالیز دقیق و واقعی برای پیدا کردن تعداد نرونهای لایه میانی در کل بسیار پیچیده است. اما می توان گفت که تعداد نرونهای لایه میانی تابعی از تعداد عناصر برداری ورودی و همچنین حداکثر تعداد نواحی از فضای ورودی که به طور خطی از هم جدا پذیرند می باشد. از این رو تعداد نرونهای لایه مخفی عموما بطور تجربی بدست می آید. هر نرون توسط خروجی اش به نرونهای لایه بعد متصل است، ولی با نرونهای لایه خودش ارتباط ندارد. خروجی هر نرون توسط رابطه زیر تعریف می شود (۲):

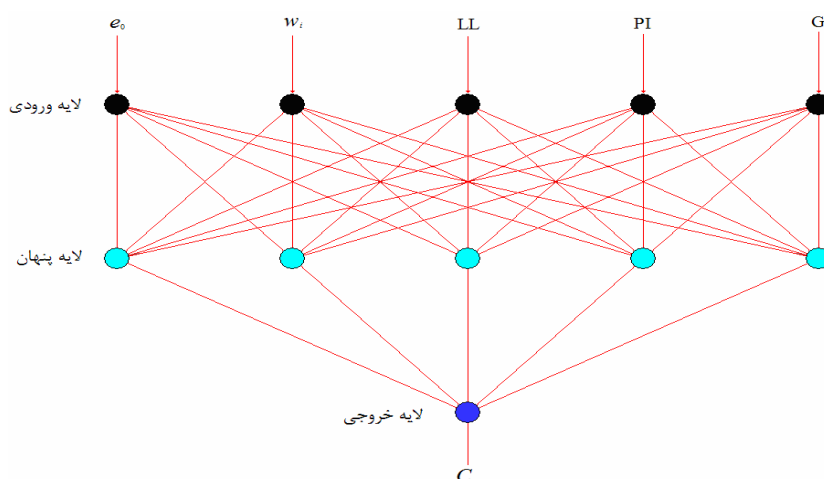
$$a = f\left(\sum_{i=1}^n p_i w_{j,i} + b_j\right) \quad (9)$$

که در این رابطه:

$w_{j,i}$ = مقدار وزن اتصال بین نرون j ام لایه مذکور با نرون i ام لایه قبل است که بیانگر اهمیت ارتباط بین دو نرون در دو لایه متوالی می باشد، b_j = وزن مربوط به بایاس (Bias) برای نرون j ام، p_i = مقدار خروجی از نرون i ام لایه قبل، a = مقدار خروجی از نرون j ام و f = تابع آستانه نرون j ام. توابع زیادی هستند که در انتقال اعداد از لایه قبل به لایه بعد ممکن است مورد استفاده قرار گیرند. از جمله می توان توابع زیگموئید، گوس، تانژانت هیپربولیک و سکانت هیپربولیک را نام برد. ولی تابع زیگموئید بیشترین استفاده را در مسائل مهندسی دارد. این تابع به صورت زیر می باشد:

$$f(z) = \frac{1}{1 + \exp(-z)} \quad (10)$$

در روش شبکه های عصبی مصنوعی غالبا مدل در دو مرحله تهیه می گردد. مرحله اول آموزش شبکه است که بر اساس تعدادی از داده های اندازه گیری شده (حدود ۷۰ درصد کل داده ها) انجام می پذیرد. در مرحله دوم مدل با حدود ۲۰ تا ۳۰ درصد مقادیر اندازه گیری شده صحت سنجی می گردد. در مدل سازی به کمک شبکه های عصبی مصنوعی بسته به متغیرهای ورودی و ارتباط آنها با پارامتر مورد نظر که مدل می گردد، حدود ۱۰ درصد اطلاعات را برای تست و ارزیابی مدل و برآورد نقاط بحرانی مانند نقطه عطف و یا نقاط حداکثر و حداقل یک منحنی استفاده می کردند. البته این داده ها نبایستی در مراحل آموزش و صحت سنجی استفاده شده باشند.



شکل ۱- ساختار کلی شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (C_{C_{mi}} - C_{C_{pi}})^2}{N}} \quad (13)$$

که در این روابط، N = تعداد داده ها، C_{C_m} = مقادیر شاخص فشردگی اندازه گیری شده و C_{C_p} = مقادیر شاخص فشردگی برآورد شده توسط روابط مختلف تجربی مورد استفاده و مدل شبکه ی عصبی مصنوعی می باشد. در هر روش که مقادیر محاسبه شده برای $E\%$ و $RMSE$ به صفر نزدیکتر باشند، دقت مدل مورد نظر در برآورد شاخص فشردگی بالاتر است.

نتایج حاصل از آموزش، صحت سنجی و تست برای اطلاعات اندازه گیری شده و محاسبه شده توسط مدل شبکه ی عصبی مصنوعی بررسی و خلاصه آنها در جدول (۱) آمده است. همانطوریکه ملاحظه می گردد، درصد خطا در مراحل مختلف از حدود ۱۰/۹۳ درصد در مرحله تست به حداکثر ۱۶ درصد در مرحله صحت سنجی می رسد. همچنین ضرایب R^2 و α که بیانگر همبستگی دو سری داده های فوق الذکر می باشند مقدار قابل قبولی را دارا هستند. پایین بودن نسبی ضریب همبستگی شاید به دلیل پیچیدگی پدیده و تاثیر متغیرهای دیگری باشد که کمی کردن آنها تا اندازه ای مشکل باشد. همانطوری که در جدول (۲) نیز ملاحظه می گردد ضریب همبستگی برای سایر مدل های تجربی در نظر گرفته شده در این تحقیق به مراتب کمتر از مقدار آن برای مدل شبکه عصبی مصنوعی است. در شکل (۲) مقادیر شاخص فشردگی اندازه گیری شده و محاسبه شده توسط مدل برای نمونه های خاک در مرحله تست نشان داده شده است. همانطوریکه ملاحظه می گردد همبستگی نسبتاً خوبی بین مقادیر اندازه گیری شده و محاسبه شده وجود دارد.

پس از اجرای مدل شبکه عصبی، میزان اهمیت پارامترهای

تابع انتقال برای اجرای مدل، تابع زیگموید انتخاب گردید. همچنین با استفاده از مجموعه اطلاعات موجود، بعد از انجام مقایسه بین روابط تجربی مختلف در برآورد شاخص فشردگی و تعیین دقیق ترین رابطه، اقدام به واسنجی ضرایب رابطه (۱۴) با استفاده از نرم افزار SPSS برای منطقه مورد مطالعه گردید.

نتایج و بحث

به منظور مقایسه و تجزیه و تحلیل شاخص فشردگی اندازه گیری شده در آزمایشگاه و برآورد شده توسط مدل و همچنین مقایسه نتایج حاصل از برخی روشهای تجربی معرفی شده در این تحقیق و مقادیر اندازه گیری شده در آزمایشگاه از روش های آماری که در زیر ارائه شده اند استفاده گردید:

۱- R^2 و α که به ترتیب عبارتند از مجذور ضریب همبستگی

و شیب خط رگرسیون ($\alpha = \frac{C_{C_m}}{C_{C_p}}$). دقت پیش بینی هر رابطه به

پارامترهای فوق بستگی دارد. بدین صورت که هر چه R^2 و α به یک نزدیکتر باشند آن رابطه بهتر می تواند مقادیر اندیس فشردگی را تخمین بزند.

۲- درصد خطا ($E\%$) که بصورت زیر تعریف می شود:

$$\% E = \frac{\sum_{i=1}^N |C_{C_{mi}} - C_{C_{pi}}|}{\sum_{i=1}^N C_{C_{mi}}} \times 100 \quad (14)$$

۳- متوسط مجذور مربعات خطا (RMSE) که به صورت زیر

تعریف شده است:

(۲) آمده اند. همانطوری که ملاحظه می‌گردد مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در مجموع قادر بوده تا اندازه‌های با دقت بهتری نسبت به سایر مدل‌های تجربی، شاخص فشردگی را پیش‌بینی نماید. البته لازم به توضیح است که در مدل ANN تعداد ۵ پارامتر مشارکت داشته‌اند در صورتیکه در سایر مدل‌های تجربی حداکثر از ۲ پارامتر استفاده شده است. اگرچه تعداد پارامترهای مورد نیاز در مدل ANN زیاد می‌باشد، اما پارامترهای مورد استفاده غالباً به راحتی و در مدت کوتاهی قابل اندازه‌گیری هستند، حال آنکه معمولاً تعیین شاخص فشردگی در خاکها نیاز به مدت زمان طولانی دارد.

جدول (۲) نشان می‌دهد که از میان روش‌های تجربی، روش رندون و هررو (رابطه ۵) نسبتاً بهتر از سایر روشهای تجربی برای اطلاعات موجود بوده است. لذا به نظر می‌رسد شاید امکان داشته باشد تا ضرایب این معادله برای منطقه مورد مطالعه واسنجی گردد. لذا معادله‌ای به صورت رابطه ۱۴ که شبیه رابطه ۵ است تعریف و ضرایب a ، b و c به کمک نرم‌افزار آماری SPSS تعیین گردید. نتایج آماری نشان می‌دهد که بهترین ضرایب $a = 0.378$ ، $b = 0.566$ و $c = 3.08$ می‌باشد.

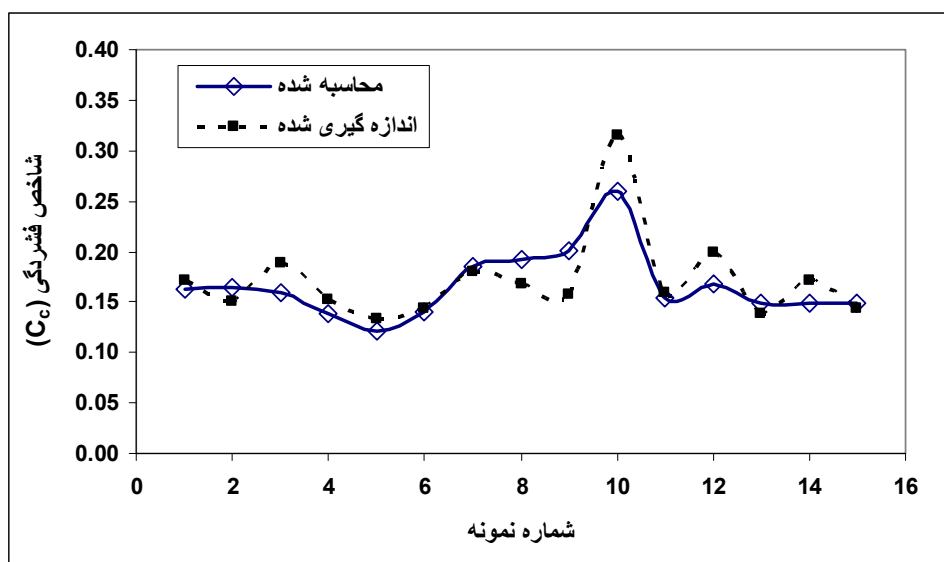
فیزیکی در برآورد شاخص فشردگی بررسی گردید. نتایج اهمیت هر پارامتر بر حسب درصد مشارکت در ایجاد مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) که توسط مدل Qnet2000 محاسبه می‌شود در شکل (۳) آمده است.

همانطوریکه در این شکل دیده می‌شود بیشترین مشارکت و اهمیت را پارامتر e_0 یا نسبت پوکی اولیه خاک با مقداری حدود ۳۰ درصد دارد. بررسی مدل‌های تجربی که در روابط ۱ تا ۸ آمده است، موید این نکته می‌باشد. به نظر می‌رسد سایر پارامترها با تفاوت‌های جزئی مشارکت نسبتاً خوبی را در ساخت مدل داشته‌اند که بیانگر اهمیت نسبتاً یکسان این پارامترها در برآورد شاخص فشردگی می‌باشند. همچنین بنظر می‌رسد G_s از میان پارامترهای فیزیکی مورد بررسی اهمیت کمتری داشته باشد. با این حال در بعضی مدل‌های تجربی ظاهر شده است. در هر صورت قضاوت قاطع در این رابطه نمی‌توان داشت. علت این امر رفتار متفاوت خاکها در مناطق مختلف می‌باشد.

شاخص فشردگی به کمک مجموعه اطلاعات موجود و با مدل‌های تجربی در نظر گرفته شده در این تحقیق محاسبه و محاسبات آماری مربوطه و مقایسه کارایی این مدل‌ها و مدل ANN در جدول

جدول ۱- نتایج حاصل از تحلیل آماری برای مدل شبکه عصبی مصنوعی

$RMSE$	$\% E$	α	R^2	
۰/۰۳	۱۴/۴۴	۱	۰/۶۷	مرحله آموزش
۰/۰۳	۱۶	۰/۹۷	۰/۵۵	مرحله صحت‌سنجی
۰/۰۲	۱۰/۹۳	۱/۰۳۴	۰/۷۰	مرحله تست



شکل (۲) - مقایسه اندیس فشردگی اندازہ‌گیری شده و مقایسه شده در روال تست شبکه

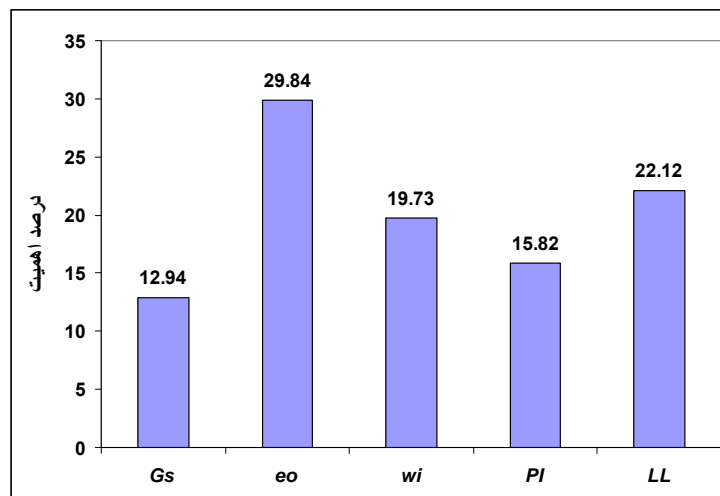
داشته باشد. با این حال مدل شبکه عصبی مصنوعی نیز کارایی بالاتری را نشان داده است.

در جدول (۴) مقایسه دیگری بین مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل شبکه عصبی و روابط تجربی موجود و مقادیر اندازه‌گیری شده انجام پذیرفته است. در این جدول تغییرات شاخص فشردگی در محدوده خطای ± 20 درصد ذکر گردیده تا بتوان در مورد نحوه پیش‌بینی مدل‌ها بهتر قضاوت نمود. این جدول که اعداد داخل آن بر حسب درصد هستند بیانگر جهت پیش‌بینی مدل موردنظر می‌باشد.

مقایسه رابطه اصلاح شده رندون و هررو با رابطه اصلی آن در جدول (۳) نشان داده شده است.

$$C_c = aGs^b \left(\frac{1+e_0}{G_s} \right)^c \quad (14)$$

همانطور که در جدول (۳) ملاحظه می‌شود نتایج آماری R^2 ، α ، $\% E$ و RMSE تفاوت چندانی را بین روش اولیه رندون و هررو (رابطه ۵) ندارد. لذا به نظر می‌رسد استفاده از رابطه (۵) از بین کلیه روابط تجربی در نظر گرفته شده در این تحقیق بتواند جوابهای مناسبی را برای پیش‌بینی شاخص فشردگی خاک منطقه مورد مطالعه



(شکل ۳) - مقایسه میزان اهمیت پارامترهای فیزیکی مورد بررسی در برآورد شاخص فشردگی

(جدول ۲) - مقایسه روابط مختلف تجربی و روش ANN در برآورد شاخص فشردگی با استفاده از روش‌های آماری

مدل	R^2	α	$\% E$	RMSE
رندون و هررو	۰/۴۸	۱/۰۴	۱۶/۸۰	۰/۰۴
احدیان	۰/۴۷	۰/۸۸	۲۰/۸۸	۰/۰۲
اوسوالدو	۰/۴۶	۰/۹۷	۱۷/۴۸	۰/۰۴
پارک و کوموتو	۰/۴۶	۰/۷۷	۳۲/۷۵	۰/۰۶
نیشیدا	۰/۴۴	۰/۳۱	۶۸/۴۰	۰/۱۲
ناگاراچ و مورتی	۰/۱۸	۱/۱۱	۲۲/۶۰	۰/۰۵
ترزاقی و پک	۰/۲۳	۰/۸۸	۵۳/۴	۰/۱۱
اسکمپتون	۰/۲۱	۰/۷۴	۳۴/۳۴	۰/۰۷
ANN	۰/۶۴	۱/۰۰۱	۱۳/۸۰	۰/۰۳

(جدول ۳) - مقایسه دقت رابطه رندون و هررو قبل و بعد از کالیبراسیون ضرایب برای منطقه

	R^2	α	$\% E$	RMSE
قبل از کالیبراسیون	۰/۴۸	۱/۰۴	۱۶/۸۰	۰/۰۳
بعد از کالیبراسیون	۰/۴۹	۱/۰۲	۱۶/۸۸	۰/۰۴

- شاخص فشردگی را با استفاده از تعداد پارامترهای بیشتر با دقت نسبتا بالاتری برای منطقه مورد مطالعه تخمین می‌زند.
- ۲- از میان روش‌های تجربی مورد بررسی، روش رندرون و هررو از دقت بالاتری برای تعیین شاخص فشردگی در منطقه مورد مطالعه برخوردار است.
- ۳- از میان پارامترهای فیزیکی مورد بررسی توسط شبکه عصبی، نسبت پوکی اولیه بیشترین تاثیر را بر روی شاخص فشردگی دارد که استفاده از این پارامتر غالبا در کلیه فرمولهای تجربی ملاحظه می‌گردد. مدل‌هایی که از این پارامتر استفاده نموده‌اند، غالبا دقت کمتری نسبت به سایر روش‌های تجربی که این پارامتر را بکار می‌برند، دارند.
- ۴- کالیبراسیون ضرایب رابطه رندون و هررو که از میان روابط تجربی مذکور بالاترین دقت را در تخمین شاخص فشردگی برای منطقه مورد مطالعه به خود اختصاص می‌دهد، تاثیر چندانی را بر افزایش دقت این رابطه برای منطقه مورد مطالعه نداشته است.

بطور مثال رابطه نیشیدا همواره مقادیر C_C را کمتر از مقادیر واقعی پیش‌بینی می‌کند ($C_{C_p} < 0.8C_{C_m}$) و مدل ترزاقی و پک غالبا مقادیر شاخص فشردگی را بیشتر از واقعیت پیش‌بینی می‌نماید ($C_{C_p} > 1.2C_{C_m}$). در بین مدل‌های مورد مطالعه، مدل‌های رندون و هررو و ANN با بیش از ۷۰ درصد مقادیر پیش‌بینی شده بین حد فاصل این دو محدوده نشان داده‌اند که می‌توانند مدل‌های مناسبی برای پیش‌بینی C_C باشند.

نتیجه گیری

در این تحقیق شاخص فشردگی که از مهمترین پارامترها و خصوصیات خاک در نشست است و اندازه‌گیری آن نیازمند زمان طولانی می‌باشد، مورد بررسی قرار گرفت. این اندیس به کمک پارامترهای فیزیکی خاک و با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل گردیده و نتایج حاصل از آن با نتایج حاصل از فرمولهای تجربی مختلف موجود مقایسه گردید. از جمله مهمترین نتایج حاصل از این تحقیق می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

۱- مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به سایر روابط تجربی،

(جدول ۴) - درصد پیش‌بینی C_C توسط مدل‌های مورد مطالعه در محدوده خطای $\pm 20\%$

مدل	$C_{C_p} / C_{C_m} > 1.2$	$1.2 \leq C_{C_p} / C_{C_m} \leq 0.8$	$C_{C_p} / C_{C_m} < 0.8$
رندون - هررو	۱۸/۲۶	۷۰/۰۷	۱۱/۶۷
احدیان	۳۷/۲۳	۵۸/۳۹	۴/۳۸
اوسوالدو	۲۳/۳۶	۶۸/۶۱	۸/۰۳
پارک و کوموتو	۶۷/۱۶	۲۹/۹۲	۲/۹۲
نیشیدا	.	.	۱۰۰
ناکاراچ و مورتی	۱۶/۸۰	۵۱/۰۹	۳۲/۱۱
ترزاقی و پک	۶۸/۶۲	۲۷	۴/۳۸
اسکمتون	۴۳/۰۸	۳۶/۴۹	۲۰/۴۳
ANN	۱۶/۰۵	۷۳	۱۰/۹۵

C_{C_p} = داده‌های محاسبه شده ، C_{C_m} = داده‌های اندازه‌گیری شده

منابع

- ۱- احدیان ج. ۱۳۸۳. برآورد شاخص فشردگی، C_C با استفاده از خصوصیات فیزیکی خاک در منطقه اهواز. پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشکده مهندسی علوم آب دانشگاه شهیدچمران اهواز.
- ۲- منهج م. ۱۳۷۹. مبانی شبکه‌های عصبی، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر. ۷۱۵ صفحه.
- 3- Beals R., and Jackson T. 1998. Neural computing :An introduction, Department of Computer Science. University of York. IOP Publishing Ltd. 240pp.
- 4- Kashefipour S.M., Lin B., and Falconer F.A. 2005. Neural networks for predicting seawater bacterial levels. Proceedings of the Institution of Civil Engineers. Water Management. 158:111-118.
- 5- Nagaraj T., and Murty B.R.S. 1985. Predication of the preconsolidation pressure and recompression index of soils. Geotechnical Testing Journal. Vol.8. No.4. 199-202.

- 6- Nishida Y. 1956. A brief note on compression index of soil. *Journal of the Soil Mechanics and Foundation Engineering Division. ASCE.* 82(SM3):1027-1-1027-14.
- 7- Oswald R.H. 1980. Universal compression index equation. *Journal of Geotechnical Engineering Division. ASCE.* 106:1179-1199.
- 8- Park J.H., and Koumoto T. 2004. New compression index equation. *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering. ASCE.* 130(2): 223-226.
- 9- Pham D.T., and Liu X. 1999. *Neural networks for identification, predication and control.* Springer-Velag London Limited. 238pp.
- 10- Reddy S.B. 2003. Estimation of watershed runoff using Artificial Neural Networks. Ph.D Thesis in Agric Engg. (unpubl). Post Graduate School. IARI. New Dehli.
- 11- Rendon-Herrero O. 1980. Universal compression index equation. *Journal of Geotechnical Engineering Division. ASCE.* 106(11):1179-1200.
- 12- Sarangi A., and Bhattacharya A.K. 2005. Comparison of Artificial Neural Network and regression models for sediment loss prediction from Banha watershed in India. Water Technology Center. IARI. Pusa Campus. New Dehli 110012. India.
- 13- Shahin M.A., Jaksa M.B., and Maier H.R. 2001. Artificial neural network applications in geotechnical engineering. *Australian Geomechanics.* 49-62.
- 14- Skempton A.W. 1944. Notes on the compressibility of clays. *Quarterly Journal of the Geotechnical Society of London.* 100:110-135.
- 15- Tareghian R., and Kashefipour S.M. 2007. Application of fuzzy systems and artificial neural networks for flood forecasting. *Journal of Applied Sciences.* 7(22):3451-3459.

Modeling the Compression Index of Fine Soils Using Artificial Neural Network and Comparison with the other Empirical Equations

M. Daryae^{1*} – M. Kashefipour² – J. Ahadiyan³ – R. Ghobadiyan⁴

Abstract

Construction of buildings and different structures leads to soil consolidation and as a result to soil settlement. Soil settlement is a function of variety of factors such as pressure deformation, depletion of pore water and etc. One way for estimating the soil settlement is to use the compression index which can be determined through consolidation test. Determination of this index in laboratory is time consuming. Therefore, in recent decades the researches have tried to relate this coefficient to some soil parameters, such as plastic limit, liquid limit, void ratio, specific gravity and so on, which can be easily measured in laboratory. There are therefore many empirical equations in the literature in this regard. In this paper the correlation of fine soil properties and compression index has been investigated using artificial neural network (ANN). A comparison was also carried out between the measured compression index in laboratory with the corresponding values obtained from the empirical equations and ANN model. The results showed that the Rendon-Herrero relationship calculates this index much better than the other considered empirical equations with the highest correlation coefficient and minimum error. It was found that the ANN model performed better than the Rendon-Herrero formula with higher accuracy in estimating the compression index. It was also found that the calibration of the coefficients in Rendon-Herrero formula from the existing data does not significantly improve the accuracy of this equation.

Key words: Artificial Neural Network, Fine soils, Physical characteristics of soil, Soil compressing index

1,2,3 - MSc. student, Associate Professor, Assistant Professor, Hydraulic Structures Department, Water Sciences Engineering Faculty, Shahid Chamran University

(*-Corresponding Author Email: mehdi.daryae@yahoo.com)

4 - Assistant Professor, Water Engineering Department, Agricultural Faculty, Razi University