بررسی رفتار مصالح شن‌دار در بارگذاری زه‌کشی نشده مونوتونیک با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

عطا آقایی آرایی؛ مرکز تحقیقات راه، مسکن و شهرسازی

تاریخ: دریافت ۹۱/۸/۱ **پذیرش** ۹۲/٤/۸

چکیده

امکان توسعه و به‌کارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی نتایج آزمایش‌های مونوتونیک سه‌محوری قطر بزرگ روی انواع مصالح سنگ‌ریزه‌ای تیزگوشه، گردگوشه و مصالح شنی با درصدهای مختلف ریزدانه به‌کار رفته در بدنهٔ سدهای مهم کشور در این مقاله ارائه می‌شود. در ابتدا قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) در مدل‌سازی منحنی‌های رفتاری تنش تفاضلی- اضافه فشار آب حفره‌ای- کرنش محوری بررسی شده است که دلالت بر قابلیت نسبتاً مناسب مدل در شبیه‌سازی رفتار مصالح شن‌دار دارد. بانک اطلاعات به‌کار رفته در شبکه، شامل ۵۲ گزینه مختلف آزمایش سه‌محوری کرنش-کنترل تحت شرایط زه‌کشی نشده است. برای مسئلهٔ مذکور، یک برنامهٔ شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌خوراند سه‌لایه پرسپترون (MLP) در محیط MATLAB7 نوشته شد و شبکهٔ بهینه (تعداد لایه‌های مخفی، تابع تبدیل و نوع آموزش شبکه) به روش سعی و خطا، و با توجه به شاخص‌های خطا و تطابق با داده‌های آزمایشگاهی انتخاب شد. پارامترهای ورودی شبکه شامل تنش محدودکننده، دانسیته و درصد رطوبت بهینه، توزیع اندازه دانه‌ها و نرخ ایجاد کرنش است. نتایج نشان می‌دهد که ANNs قابلیت بسیار مناسبی در تخمین منحنی‌های رفتاری یادشده در همهٔ موارد بررسی شده دارد. در ادامه قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی(ANNs) در به‌دست آوردن حداکثر زاویهٔ اصطکاک داخلی و نتاطی از منحنی‌های رفتاری شامل تنش‌های تفاضلی حداکثر و پسماند و اضافه فشارهای آب حفره‌ای در کرنش‌های نظیر بررسی شد. ضمناً از قابلیت تعمیم شبکهٔ عصبی مصنوعی برای بررسی موارد آزمایش نشده مثل اثر تغییرات دانسیته و درصد کوچک‌تر از mm ۰/۲ هم بهره گرفته شد.

واژه‌ها کلیدی: مصالح سنگ‌ریزه‌ای، مونوتونیک، تحکیم‌یافته زه‌کشی‌نشده، سه‌محوری، ANN

* نویسنده مسئول aghaeiaraei@bhrc.ac.ir

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

مقدمه

از مصالح شن‌دار به‌طور وسیع به‌عنوان مصالح ساخت در خاک‌ریزهای مهندسی و حتی برای حفاظت شالوده ساختمان در برابر رطوبت در مناطق با سطح آب زیرزمینی بالا (در مناطق شمالی کشور) استفاده می‌شود. از جمله مشکلات موجود در تحلیل رفتار مصالح شنی در کاربری‌های مذکور، عدم شناخت رفتار و هم‌چنین مشخص نبودن پارامترهای مقاومتی و تغییرشکلی مصالح با جنس‌های متفاوت، تحت بارگذاری مونوتونیک با توجه به محدودیت‌های هزینهٔ زیاد انجام آزمایش‌ها، اندازهٔ دانه‌ها برای وسایل آزمایش، تراکم و درصد ریزدانه است. پارامترهای مقاومتی و تغییرشکلی مصالح سنگ‌ریزه‌ای به عوامل مختلفی نظیر دانه‌بندی، درصد ریزدانه، سطح تنش شرایط زه‌کشی، سرعت بارگذاری و نسبت تخلخل اولیه بستگی دارد. از این رو، انجام آزمایش روی مصالح شنی و مدل‌سازی رفتار آن‌ها، پیش‌نیاز اساسی برای انجام تحلیل‌های واقعی و طراحی‌های اقتصادی سازه‌های خاک‌ریزه‌ای است. تعیین مقاومت برشی برجا کار مشکلی است، بنا بر این تأکید بر اندازه‌گیری مقاومت آزمایشگاهی نمونه‌هایی است که مجدداً بازسازی و متراکم شده‌است.

از طرفی پارامترهای مقاومتی و تغییرشکلی منظور شده در طراحی‌ها و آزمایش‌ها با آن‌چه که از نتایج کنترل کیفیت به‌دست می‌آید، تفاوت چشم‌گیری با یک‌دیگر دارند. به‌طوری‌که منحنی تنش-کرنش واقعی مصالح سنگ‌ریزه‌ای یا دانه‌ای (رفتار غیرخطی سخت و نرم کرنشی و زون برشی) با رفتار منظور شده در طراحی‌های معمولی (پلاستیک کامل، بدون در نظر گرفتن رفتار سخت‌شوندگی و نرم کرنشی) تفاوت‌های چشم‌گیری دارند. نکته بعدی تفاوت تنش تفاضلی حداکثر تحت شرایط تراکمی متفاوت است به‌طوری‌که مقادیر تفاضلی حداکثر با افزایش تراکم افزایش می‌یابد. با توجه به‌میزان تراکم، تغییرات زاویهٔ اصصکاک متفاوت است. (به شرط عدم ایجاد زون برشی در نمونه، با افزایش میزان تراکم، مقادیر زاویهٔ اصطکاک افزایش می‌یابد). بررسی‌های انجام شده روی رفتار ماسه Inagi تحت تنش محدودکننده ۵۰kPa در تراکم‌های مختلف تحت شرایط زه‌کشی نشده نشان داد که تفاوت‌های چشم‌گیری بین تنش تفاضلی حداکثر و پسماند تحت شرایط زه‌کشی شده و زه‌کشی نشده وجود دارد [۱۸]. در کل در تراکم بالا مقادیر تنش تفاضلی حداکثر در حالت زه‌کشی نشده، خیلی بیش‌تر

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

از مقادیر تنش تفاضلی پسماند در تراکم پایین است (شکل ۱). متأسفانه اطلاعات زیادی در مورد رفتارهای یاد شده برای مصالح شنی سنگ‌ریزه‌ای وجود ندارد.

عده‌ای از پژوهش‌گران سعی کرده‌اند تا پیش‌بینی رفتار مصالح برای حالت‌های واقعی انجام دهند [۲۱]، [۲۲]. مثلاً با انجام آزمایش سه‌محوری روی چندین نمونه با حداکثر اندازهٔ دانه کوچک‌تر از حالت واقعی، منحنی تنش-کرنش نمونه با اندازهٔ واقعی را به‌دست آوردند. روش‌های عددی مختلفی برای مدل‌سازی عددی رفتار مکانیکی نمونه‌های مصالح خاکی و سنگ‌ریزه‌ای به‌کار گرفته شده است [۵]، [۱۵]، [۱۹]، [۲۰]. هر یک از مدل‌های معرفی شده محدودیت‌هایی دارد و قادر به شبیه‌سازی کامل رفتار تنش-اضافه فشار آب حفره‌ای-کرنش محوری مصالح نیستند.

در همهٔ روش‌های مدل‌سازی عددی (روش‌های تحلیلی، روش‌های عددی پایه، روش المان محدود، روش المان مرزی، روش المان مجزا، روش‌های هیبرید[۱]، روش‌های عددی توسعه یافته و روش‌های تحلیل کاملاً توام) سعی می‌شود مکانیزم ارتباط یک به یک در مدل بین نتایج ایجاد شود [۹]، [۱۰]. گاهی هدف یافتن رابطهٔ مستقیم بین پارامترهای مدل، مکانیزم‌های فیزیکی و خواص معادل مصالح نیست، که در این مواقع روش‌های یاد شده در بالا چندان مفید نیستند. یافتن مکانیزم‌های ارتباط غیر یک به یک را می‌توان با استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی انجام داد که در این روش، مکانیزم‌های تأثیرگذار، کاملاً به‌هم مرتبط نیستند. هم‌چنین مدل‌های حاصل از شبکه‌های عصبی مصنوعی قابلیت‌های تخمین و تعمیم دارد و به‌همین دلیل در موضوعات مختلف خاک و پی در سال‌های اخیر به‌کار گرفته می‌شوند [٤]، [١٤]. به‌طورکلی روش شبکه‌های عصبی مصنوعی روشی متفاوت اساسی برای مدل‌سازی رفتار خاک ارائه می‌دهد و برای ارائهٔ منحنی‌های رفتاری ماسه‌ها[۳]، [٦]، [۱۲]، [۱۳] و شن‌ها [۱۳]، [١٦] به‌کار گرفته شده‌است.

متأسفانه اطلاعات موجود در زمینهٔ رفتار CU مصالح سنگ‌ریزه‌ای و شن‌دار حاصل از نمونه‌های سه‌محوری بزرگ مقیاس و مدل‌سازی آن‌ها بسیار اندک است. از این رو، برای داشتن روشی ساده و قابل اطمینان برای ارائه رفتار تنش تفاضلی-اضافه فشار آب حفره‌ای-کرنش محوری در آزمایش های سه‌محوری، روش ANNs بررسی می‌شود.

۱. Hybrid

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

برنامه آزمایش‌های مونوتونیک و مشخصات مصالح بررسی شده

بخشی از مشخصات مصالح بررسی شده در این تحقیق در جدول ۱ ارائه شده است. منحنی دانه‌بندی برای مصالح آزمایش شده در دستگاه سه‌محوری بزرگ مقیاس در شکل ۲ ارائه شده است. با توجه به اثرات چشم‌گیر درصد نمونهٔ گذشته از الک ۰/۲mm بر رفتار نمونه خصوصاً در زمانی که از ۲۲٪ بیش‌تر می‌شود، نتایج همهٔ آزمایش‌های مونوتونیک روی نمونه‌های شن‌دار آزمایش شده در بخش ژئوتکنیک و هم‌چنین نتایج آزمایش روی مصالح هستهٔ سد مسجدسلیمان تحت دو سرعت بارگذاری ارائه شده است که در مجموع نتایج ۵۵ آزمایش مونوتونیک تحت شرایط زه‌کشی نشده ارائه می‌شود. آزمایش‌ها طبق استاندارد ASTM D٤٧٦٧ [۲] انجام شده است. محدودهٔ تنش‌های محدودکننده در آزمایش‌ها، بر اساس محدوده‌های تنش فرضی در سدها انتخاب شده‌است. این نمونه‌ها با قطر ۲۰ یا ۳۰ سانتی‌متر و با ارتفاع ٤۰ یا ٦۰ سانتی‌متر تهیه و آزمایش شدند. جزئیات ساخت، اشباع کردن (B-Value≥٪۹۵) و تحکیم، روش آزمایش نمونه‌ها و دستگاه سه‌محوری قطر بزرگ در مقاله آقایی آرایی و همکاران [۱] ارائه شده است.

استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین نتایج آزمایش‌های مونوتونیکCU

نیاز به مدلی با قابلیت تعمیم و تخمین و عدم کارآرایی مناسب مدل‌های موجود در مدل‌سازی منحنی‌های تنش تفاضلی-اضافه فشار آب حفره‌ای در برابر کرنش محوری در حالت CU سبب شد که شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مسئلهٔ مورد نظر برای تخمین منحنی‌های رفتاری و هم‌چنین نقاط مهم این منحنی‌ها شامل زاویهٔ اصطکاک داخلی حداکثر، تنش تفاضلی حداکثر و تنش تفاضلی پسماند و اضافه‌فشار آب حفره‌ای در کرنش‌های محوری نظیر بررسی شود.

هم‌چنین از قابلیت تعمیم و تخمین شبکهٔ عصبی مصنوعی برای بررسی رفتار مصالح با دانسیته‌های مختلف و اثر توزیع اندازهٔ دانه‌ها بهره گرفته شد.

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

شبکهٔ به‌کار رفته و بانک اطلاعاتی مدل

تعداد ۵۲ آزمایش مختلف سه‌محوری کرنش-کنترل مونوتونیک تحت شرایط زه‌کشی نشده (به‌غیر از مصالح C.MES-۲۰) به‌عنوان بانک اطلاعات در نظر گرفته شد. در ابتدا مقادیر تنش تفاضلی-کرنش محوری و اضافه فشار آب حفره‌ای-کرنش محوری تا کرنش مرحلهٔ حالت پایدار با تغییرات جزء کرنش ۰/۳٪ پردازش و به‌کار رفته‌اند. در این پژوهش برای شرایط CU یک مجموعه فراگیر از نتایج نقاطی از منحنی‌های تنش تفاضلی- اضافه فشار آب حفره‌ای-کرنش محوری، مشتمل بر ۲۷۵۵ سطر اعداد برای آموزش (۸۵٪)، ارزیابی (۱۰٪) و آزمایش (۵٪) شبکه استفاده شده است. بررسی‌های آزمایشگاهی نشان داد که مشخصات تغییرشکلی مصالح شن‌دار متأثر از تنش محدودکنندهٔ مؤثر اولیه، دانسیته، درصد رطوبت بهینه، توزیع اندازهٔ دانه‌ها، سرعت بارگذاری است. از بانک اطلاعاتی ارائه شده در جدول ۲ که شامل پارامترهای ورودی و خروجی مدل‌ها است استفاده شد. در این بررسی، تنش محدودکنندهٔ مؤثر σ'_3، جزء کرنش در مرحلهٔ n ($\Delta\varepsilon_n$)، کرنش محوری (ε_{1n})، دانسیته (γ_d)، درصد رطوبت (w)، درصد گذشته از الک‌های ۳۹/۲، ۲۵/٤، ٤/۷۵ و ۰/۲ میلی‌متر، سرعت بارگذاری، مقدار فعلی تنش تفاضلی-کرنش محوری (q_n) و مقدار فعلی اضافه فشار آب حفره‌ای-کرنش محوری (u_n) به‌عنوان پارامترهای ورودی در نظر گرفته شد. مدل به‌کار رفته در این مقاله شامل دو خروجی ساده MLPs است. خروجی‌های MLPs حالت‌های بعدی تنش تفاضلی-کرنش محوری (q_{n+1}) و اضافهٔ فشار آب حفره‌ای-کرنش محوری (u_{n+1}) هستند. شبکه برای تخمین منحنی‌های رفتاری تنش تفاضلی- کرنش محوری و اضافه فشار آب حفره‌ای- کرنش محوری به‌ترتیب netq و netu نامیده می‌شوند. مرزهای ورودی‌ها و خروجی‌ها برای netq و netu در جدول ۳ ارائه شده‌است.

یک مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی پیش‌خوراند سه‌لایه پرسپترون با توابع تحریک تانژانت زیگموئید[۱] برای لایهٔ میانی و خطی[۲] برای لایه خروجی با تعدادی مناسبی نرون در لایه مخفی که طبق بررسی‌های هورنیک[۳] و همکاران [۸] برای تقریب‌سازی هر رابطهٔ غیرخطی مناسب است برای تخمین مقادیر تنش تفاضلی- اضافه فشار آب حفره‌ای-کرنش محوری نظیر مصالح مختلف نوشته و توسعه داده شد. در نتیجه یک لایهٔ مخفی در این بخش از بررسی‌های به‌کار

۱. Tansig ۲. Pureline ۳. Hornik

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

گرفته شد. از برنامه نوشته شده در محیط متلب[۱] برای پیاده کردن، آموزش و آزمایش شبکه استفاده شد.

آموزش شبکه به‌روش الگوریتم (LM)[۲] انجام گرفت. برای به‌کارگیری این الگوریتم، روش آموزش استاتیکی مورد توجه قرار گرفت. مثلاً مقادیر حالت تنش آزمایشگاهی واقعی به شبکه برای تولید حالت‌های تنش بعدی خورانده شدند. در نوشتن برنامه از تکنیک‌های مخلوط کردن تصادفی داده‌ها و نرمال کردن داده‌های ورودی و خروجی، یعنی تقسیم همهٔ اعداد یک سطر یا ستون را بر حداکثر آن سطر یا ستون و تولید اعدادی بین صفر و یک، برای جلوگیری از آموزش های غیرمعمول و وزن‌دهی نامناسب استفاده شده‌است. میزان یادگیری شبکه ۰/۰۱ در نظر گرفته شده است.

MLPs آموزش داده شده، منحنی‌های تنش کرنش را تا سطح کرنش حداکثر ۲۰٪ تولید می‌کند. این عمل به‌آسانی با شروع حالت آزاد تنش-کرنش ($\varepsilon_{1(0)}=0$، $q_0=0$ و $u_0=0$) و به‌کارگیری MLPs برای تخمین حالت تنش مرحلهٔ بعد انجام می‌شود. سپس این حالت به شبکه برای تولید دیگر حالت‌های تنشی و اضافه فشار آب حفره‌ای که ورودی‌هایی برای تقریب حالت‌های جدید تنش و اضافه فشار آب حفره‌ای هستند، پس‌خور می‌شوند.

برای تخمین نقاط مهم منحنی‌های رفتاری چون تنش تفاضلی حداکثر و پسماند و اضافه فشارهای آب حفره‌ای نظیر، از نتایج ۵۲ آزمایش CU مختلف برای آموزش (۸۵٪)، ارزیابی (۱۰٪) و آزمایش (۵٪) و از شبکه‌ای با نام netCU استفاده شده‌است. مدل به‌کار رفته در این مقاله شامل شش ورودی و شش خروجی ساده MLPs است. از بانک اطلاعاتی ارائه شده در جدول‌های ٤ و ۵ استفاده شده است که به‌ترتیب شامل پارامترهای ورودی و خروجی‌های مدل است.

پارامترهای ورودی مدل شامل تنش محدودکنندهٔ مؤثر، دانسیته، رطوبت بهینه و درصد گذشته از الک‌های ۲۵/٤، ٤/۷۵ و ۰/۲ میلی‌متر است. خروجی‌های MLPs شامل $q_{\max}$، زاویهٔ اصطکاک داخلی/اضافه فشارآب حفره‌ای درکرنش محوری نظیر، $q_{residual}$ و اضافه فشار آب حفره‌ای نظیر هستد. مرزهای ورودی‌ها و خروجی‌ها درانتهای جدول‌های ٤ و ۵ ارائه شده است. مشخصات شبکهٔ عصبی و روش آموزش مشابه حالت قبل است.

۱. MATLAB7 ۲. Levenberg-Marquardt

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

ارزیابی مدل

برای مقایسهٔ عمل‌کرد شبکه‌ها با نرون‌های میانی متفاوت، از ۵ شاخص خطا: میانگین قدرمطلق خطا (MAE)، میانگین خطا (MBE)، مربع میانگین خطا (MSE)، مربع مجذور میانگین خطا (RMSE) و ضریب هم‌بستگی (IOA) استفاده شده است. انتخاب تابع تحریک و ساختار شبکه‌ها و تعداد تکرار با سعی و خطا تعیین شد. در قدم اول خطای شبکه‌ها با تعداد نرون‌های میانی متفاوت در مقابل مجموعه ارزیابی، برآورد شد که به‌عنوان نمونه در شکل ۳ الف و ب، به‌ترتیب شاخص‌های خطا MSE و IOA در برابر تعداد لایه‌های مخفی میانی برای netCU ارائه شده است. دیده می‌شود که netCU با ۷ نرون میانی، کم‌ترین میزان خطا را دارد. شکل ٤ کاهش خطا با افزایش تعداد سیکل netCU در محیط MATLAB را نشان می‌دهد. در برنامهٔ نوشته شده netCU تعداد تکرار مناسب ۲۰۰ بار به‌دست آمد. برای انتخاب دقیق‌تر شبکه سایر شاخص‌ها کنترل خطا برای داده‌های آموزشی و آزمایشی نیز ارزیابی شده است. با توجه به عمل‌کرد شبکهٔ مورد نظر در برابر داده‌های آموزشی، آزمایشی و ارزیابی، در نهایت شبکه با ۷ نرون میانی به‌علت داشتن قدرت پیش‌بینی بهتر و میزان خطای کم‌تر به‌عنوان مدل نهایی netCU انتخاب شده است. جدول ٦ مقادیر MAE، MBE، MSE، RMSE و IOA برای شبکه netCU با ۷ نرون میانی را نشان می‌دهد. تعداد ۱۱ و ۱۳ مقادیر بهینه نرون در لایهٔ مخفی به‌ترتیب برای شبکه‌های netu و netq بر اساس شاخص‌های خطا است و تعداد تکرار برای آموزش شبکه‌ها ٤۰۰۰ بار به‌دست آمد. جدول ۷، اندازه‌گیری خطای مدل‌های netu و netq را برای مقادیر بهینه نرون ارائه می‌دهد. مقادیر IOA برای هر سه مجموعه برای شبکه‌ها بیش از ۰/۸ است که طبق توضیحات اسمیت [۱۷]، برای IOA بیش از ۰/۸، مدل ارائه شده قابلیت تخمین بسیار مناسب نتایج را در محدوده داده‌های موجود در کاتولوک دارد.

شکل ۵ به‌صورت نمونه مقایسهٔ مقادیر حاصل از آزمایش‌ها با مقادیر حاصل از ANN برای تنش تفاضلی (q) را نشان می‌دهد که انطباق نسبتاً خوبی بین نتایج وجود دارد. شکل ٦ و جدول ۸ مقایسه نتایج آزمایش‌ها با نتایج تحلیل‌ها با شبکه‌های عصبی netq و netu مصالح ADBS1 در تنش محدودکننده ٤۰۰ kPa، مصالح C.K در تنش محدودکننده ٦۰۰ kPa و شده شبکه عصبی از قابلیت نسبت مناسبی در تخمین منحنی‌های تنش تفاضلی/اضافه فشار

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

آب حفره‌ای در برابر کرنش محوری برخوردار است. شکل ۷ مقادیر پارامترهای محاسبه شده آزمایش های سه محوری را با نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد که انطباق بسیار خوبی بین نتایج وجود دارد. از این رو، پس از تربیت شبکه با دادن تعدادی پارامتر به مدل، مقادیر تنش تفاضلی حداکثر و پسماند و اضافه فشار آب حفره‌ای نظیر به آسانی محاسبه می‌شود. ضمناً می‌توان از قابلیت تعمیم شبکه عصبی در پیش بینی موارد بررسی نشده هم بهره گرفت.

وزن هر یک از نرون‌های مخفی، وزن پارامترهای خروجی و توارش(Bias) آن‌ها در جدول ۹ به‌صورت نمونه برای شبکه netq ارائه شده‌است که از این طریق می‌توان فرمولی برای محاسبهٔ نقاطی از منحنی‌های تنش تفاضلی-اضافه فشار آب حفره‌ای-کرنش محوری در شرایط CU، ارائه کرد. برای مسئلهٔ مورد نظر رابطهٔ بین خروجی و سایر پارامترهای ورودی بدین‌صورت به‌دست می‌آید:

$$Output = pureline(w2(tansig(w1*TestDataIn)+b1)+b2) \quad (۱)$$

w1 و w2 ماتریس‌های وزن به‌ترتیب برای نرون‌های مخفی لایهٔ میانی و خروجی، b1 و b2 ماتریس‌های وزن به‌ترتیب برای لایهٔ مخفی میانی و توارش(Bias) لایهٔ خروجی است.

باید ذکر شود که فرمول بالا تابعی تقریب برای محاسبهٔ مقادیر منحنی‌های تنش تفاضلی- فشار آب حفره‌ای- کرنش محوری در نقاط بررسی شده است.

نتایج تحلیل حساسیت

چنان‌که ذکر شد با وجود عمل‌کرد مناسب روی داده‌های موجود، مدل‌های شبکهٔ عصبی مصنوعی هیچ‌گونه اطلاعاتی راجع به‌نحوهٔ اثر ورودی‌ها بر روی خروجی‌ها ارائه نمی‌دهند. از این رو آن‌ها را به‌عنوان مدل‌های دسته جعبه سیاه نام می‌برند. به همین سبب، برای تأیید عمل‌کرد چنین مدل‌هایی به‌علاوه دقت اندازه‌گیری مدل شبکهٔ عصبی براساس داده‌های موجود، حساسیت ورودی بر مبنای مشتق جزئی مرتبهٔ اول بین متغییر خروجی شبکهٔ عصبی مصنوعی و پارامترهای ورودی با عبارت ریاضی (مشابه تحلیل رگرسیون) تعریف می‌شود [۳]، [۷]، [۱۱]. به همین سبب، در تحلیلی حساسیت میزان درستی قابلیت تخمین مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی برای استخراج قوانین حاکم از مدل پیشنهادی برای تأیید دانش ذخیره شده امتحان

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

می‌شود. با توجه به اثرات چشم‌گیر دانسیته و درصد دانه کوچک‌تر از ۰/۲mm بر رفتار مصالح و عدم بررسی آزمایشگاهی آن‌ها، این دو پارامتر در ادامه بررسی می‌شود.

اثر تغییرات دانسیته

با توجه به محدوده داده‌های موجود، تحلیل حساسیت روی نتایج آزمایش‌های CU روی مصالح با درصدهای مختلف ریزدانه و تنش‌های محدود کننده مختلف از جمله BAA1 در تنش محدود کننده ۱۰۰، ۳۰۰ و ۷۰۰ kPa صورت گرفته است. در شکل ۸ نتایج تحلیل حساسیت اثر دانسیته بر زاویهٔ اصطکاک داخلی حداکثر، تنش تفاضلی-اضافه فشار آب حفره‌ای در کرنش محوری نظیر تنش تفاضلی حداکثر و مقاومت پسماند و هم‌چنین زاویهٔ اصطکاک داخلی حداکثر و مقایسهٔ آن‌ها با نتایج آزمایش‌ها نشان داده شده است. این نتایج نشان می‌دهد که مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی در تخمین نتایج قابلیت مناسبی دارد. راست آزمایی این نتایج، نیاز به انجام آزمایش و داده‌های بیش‌تر دارد.

در شکل ۹ به‌صورت نمونه روند کلی تغییرات تنش تفاضلی اندازه‌گیری شده در کرنش محوری نظیر تنش تفاضلی حداکثر و مقاومت پسماند در برابر دانسیته در تنش‌های محدودکننده مختلف برای همهٔ مصالح بررسی شده ارائه شده است. به‌طورکلی روند تغییرات تخمین زده شده تنش تفاضلی با دانسیته (شکل ۹) با روند تغییرات اندازه‌گیری شده آن‌ها به‌وسیلهٔ شبکه‌های عصبی (شکل ۸) هم‌خوانی دارد.

اثر تغییرات درصد کوچک‌تر از ۰/۲ mm

با توجه به محدودهٔ داده‌های موجود، تحلیل حساسیت روی نتایج آزمایش‌های CU روی مصالح BAA1 در تنش محدود کننده ۱۰۰ و ۷۰۰ kPa با تمرکز بر تغییرات درصد کوچک‌تر از ۰/۲ mm صورت گرفته است که در شکل ۱۰ نتایج تحلیل حساسیت اثر درصد کوچک‌تر از ۰/۲ mm بر تنش تفاضلی-اضافه فشار آب حفره‌ای در کرنش محوری نظیر تنش تفاضلی حداکثر و مقاومت پسماند و هم‌چنین زاویهٔ اصطکاک داخلی حداکثر و مقایسه آن‌ها با نتایج آزمایش‌ها نشان داده شده است. علت محدود کردن درصد کوچک‌تر از ۰/۲ mm به ۳۷ درصد رعایت نظم حاکم بر دانه‌بندی است. زیرا حداکثر درصد گذشته از الک

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

بزرگ‌تر از آن یعنی ٤/٧٥ mm برابر با ۳۷ درصد است. این نتایج نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی مصنوعی قابلیت مناسبی در تخمین نتایج دارد.

در شکل ۱۱ روند کلی تنش تفاضلی اندازه‌گیری شده در کرنش محوری نظیر تنش تفاضلی حداکثر و مقاومت پسماند در برابر درصد کوچک‌تر از ۰/۲ mm در تنش محدود کننده مختلف برای مصالح مورد بررسی ارائه شده است. به‌طورکلی با افزایش درصد گذشته از اندازهٔ ۰/۲ mm روند کلی تغییرات تنش تفاضلی کاهشی است. روند تغییرات پارامترهای تخمین زده شده به‌وسیلهٔ شبکه‌های عصبی برای پارامترهای مختلف (شکل ۱۰) با روند تغییرات اندازه‌گیری شده آن‌ها (شکل ۱۱) هم‌خوانی دارد.

شکل ۱۲ نتایج تحلیل حساسیت اثر درصد کوچک‌تر از ۰/۲ mm اضافه فشار آب حفره‌ای در کرنش محوری نظیر تنش تفاضلی حداکثر مصالح BAA1 در تنش محدود کننده ۱۰۰ و ۷۰۰ kPa و مقایسهٔ آن‌ها با نتایج آزمایش‌ها در تنش‌های محدودکنندهٔ ۲۰۰- ۱۰۰ و ۶۰۰-۷۰۰ kPa مصالح مختلف را نشان می‌دهد.

به‌نظر می‌رسد روند اضافه فشار آب حفره‌ای اندازه‌گیری شده تا حدی از درصد کوچک‌تر از ۰/۲ mm کاهشی و سپس افزایشی است. از این رو، برای بررسی تغییرات اضافه فشار آب حفره‌ای به دانسیتهٔ نمونه هم باید توجه داشت.

جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

بررسی ادبیات فنی نشان می‌دهد که نتایج موجود در مورد رفتار زه‌کشی نشده مصالح شن‌دار با توجه به تغییرات درصد ریزدانه و میزان تراکم، بسیار اندک است. مهم‌ترین نتایج مدل‌سازی آزمایش‌های CU با استفاده شبکه‌های عصبی مصنوعی بدین‌شرح است:

- مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی پیش‌خوراند سه لایه پرسپترون با توابع تحریک تانژانت زیگموئید برای لایه میانی و خطی برای لایهٔ خروجی با تعدادی مناسبی نرون در لایهٔ مخفی برای تخمین مقادیر تنش تفاضلی- اضافه فشار حفره‌ای-کرنش محوری نظیر مصالح شن‌دار مناسب است.
- براساس نتایج ارائه شده، روش ANNs در شبیه‌سازی و تخمین منحنی‌های تنش تفاضلی-اضافه فشار آب حفره‌ای-کرنش محوری مصالح قابلیت مناسبی دارد. هم‌چنین

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

نقاط مهم این منحنی‌ها شامل تنش تفاضلی حداکثر و پسماند و اضافه فشارهای آب حفره‌ای در کرنش نظیر مورد دارد.

- مطابق نتایج مدل‌سازی با ANN روند مقادیر تنش تفاضلی حداکثر و اضافه فشار آب حفره‌ای با افزایش دانسیته در مصالح مختلف متفاوت است. مثلاً در مصالح با درصد ریزدانه کم، افزایش دانسیته سبب افزایش تنش تفاضلی حداکثر و کاهش اضافه فشار آب حفره‌ای می‌شود که با نتایج آزمایش‌های موجود در این پژوهش هم‌خوانی دارد.
- براساس نتایج تحلیل حساسیت با ANN، اثر افزایش درصد گذشته از الک ۰/۲ mm سبب کاهش تنش تفاضلی و افزایش اضافه فشار آب حفره‌ای در مصالح شن دار می شود.
- نتایج نشان داد که مدل شبکه‌های عصبی در شرایط CU قابلیت تعمیم و تخمین خوبی دارد. ضمناً می‌توان از قابلیت تعمیم شبکهٔ عصبی مصنوعی برای موارد بررسی نشده هم بهره گرفت. ضمناً با توجه به تعداد اندک داده‌ها، قابلیت تعمیم و تخمین ارائه شده در خارج از محدوده داده‌های کاتالوگ نیاز به راست آزمایی دارد.

قدردانی

از بخش ژئوتکنیک مرکز تحقیقات راه، مسکن و شهرسازی که داده‌های پایه این تحقیق از آن‌جا فراهم شد تقدیر و تشکر می‌گردد.

منابع

1. Aghaei Araei. A., Soroush A., Hashemi Tabatabaei S., Ghalandarzadeh A., "Consolidated Undrained Behavior of Gravelly Materials", Scientia Iranica, under press (2012).
2. ASTM D4767, "Standard test method for consolidated undrained triaxial compression test for cohesive soils" (2004).
3. Banimahd M., Yasrobi S. S., Woodward P.K., "Artificial Neural Network for Stress–strain Behavior of Soils: Knowledge based verification", Computers and Geotechnics, ELSEVIER, 32 (2005) 377-386.

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

4. Baziar M. H., Jafarian Y., "Assessment of Liquefaction Ttriggering using Strain Energy Concept and ANN Model: Capacity Energy, Soil Dynamics and Earthquake Engineering", Vol. 27 (2007) 1056-1072.
5. Duncan J. M., Chang C. Y., "Nonlinear Analysis of Stress and Strain in Soils", Journal of the Soil Mechanics and Foundation Division, ASCE, 96, SM5, Proceedings, Paper 7513, (1970) 1629-1653.
6. Ellis G. W., Yao C., Zhao R., Penumadu D., "Stress-strain Modeling of Sands using Artificial Neural Networks", ASCE J Geotech Eng., Vol.121 (5) (1995) 429-35.
7. Hashem S. "Sensitivity Analysis for Feedforward Artificial Neural Networks with Differentiable Activity Functions", International conference on neural network, Baltimore: IEEE, Vol. 1 (1993) 419-429.
8. Hornik K. M., Stinchcombe M., White H., "Multi-layer Feedforward Networks are Nniversal Approximator", Neural Networks, Vol. 2(5) (1994) 359-366.
9. Jing L., Hudson J. A., "Numerical Methods in Rock Mechanics", Int. J. Rock Mech. Mining Sci., 39 (2002) 409-427.
10. Jing L., "A Review of Techniques, Advances and Outstanding Issues in Numerical Modeling for Rock Mechanics and Rock Engineering", Int. J. Rock Mech. Mining Sci., 40 (2003) 283-353.
11. Lu M., AbouRizk S. M., Hermann U. H., "Sensitivity Analysis of Neural Networks in Spool Fabrication Productivity Studies", ASCE J Comp Civil Eng, Vol.15(4) (2001) 299-308.
12. Najjar Y., Zhang X. C., "Characterizing the 3D Stress-Strain Behavior of Sandy Soils: a Neuro Mechanistic Approach", In: Filz GM, Griffiths DV, editors, Numerical methods in geotechnical engineering; Geotechnical Special Publications, No. 96, ASCE (2000) 43-57.

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

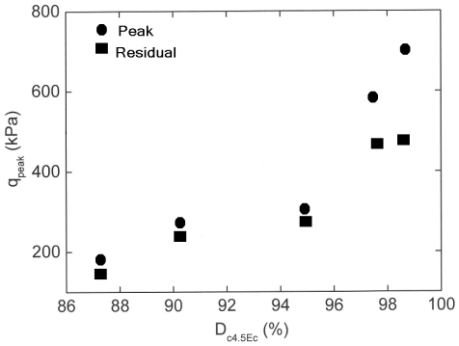
[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

13. Penumadu D., Zhao R., "Triaxial Compression Behavior of Sand and Gravel using ArtificialN Networks (ANN)", Comput Geotech., 24 (1999) 207-230.
14. Sakellariou M. G., Ferentinou, M. D., "A Study of Slope Stability Prediction using Neural Networks", Geotechnical and Geological Engineering, 23 (2005) 419-445.
15. Salim W., Indraratna B., "A new Elastoplastic Constitutive Model for Coarse Granular Aggregates Incorporating Particle Breakage", Can. Geotech. J., 41 (2004) 657-671.
16. Shahin M. A., Indraratna B., "Modeling the Mechanical Behavior of Railway Ballast using Artificial Neural Networks", Can. Geotech. J., 43 (2006) 1144-1152.
17. Smith G. N., "Probability and statistics in civil engineering", London: Collins (1986).
18. Tatsouka F., "Importance of High Backfill Compaction for Better Performance of Soil Structure", TC29 meeting, ISSMGE, 7th October (2009) Alexandria, Egypt.
19. Varadarajan A., Sharama K. G., Venkatachalam K., Gupta A. K.," Testing and Modeling two Rockfill Mareials", Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering, ASCE, March (2003) 206-218.
20. Varadarajan A., Sharma K. G., Abbas S. M., Dhawan A. K., "Constitutive Model for Rockfill Materials and Determination of Material Constants", International journal of Geomechanics, ASCE / July/August (2006) 226-237.
21. Varadarajan A., Sharma K. G., Abbas S.M., Dhawan A. K., "The Role of Nature of Particles on the Behavior of Rockfill Materials, Vol. 46 (5) (2006) 569-584.

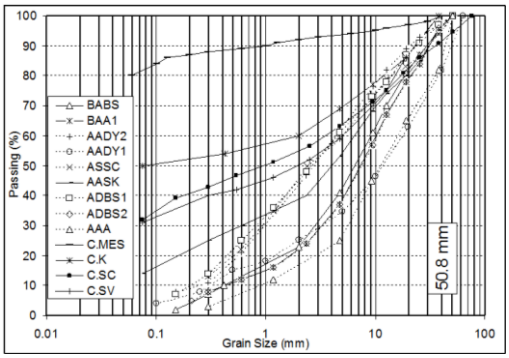
[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

22. Venkatachalam K., "Prediction of Mechanical Behavior of Rockfill Materials", PhD thesis, Indian Institute of Technology, Delhi, India (1993).

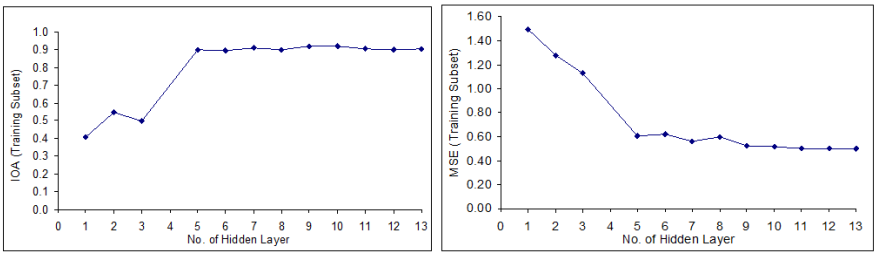
پیوست‌ها و ضمائم:



شکل ۱. تغییرات تنش تفاضلی حداکثر و پسماند با میزان تراکم ماسه Inagi IV تحت تنش محدودکنندهٔ **۵۰kPa در تراکم‌های مختلف تحت شرایط زه‌کشی نشده (اصلاح شده [۱۸])**



شکل ۲. دانه‌بندی مصالح آزمایش شده در آزمایش‌های سه محوری قطر بزرگ

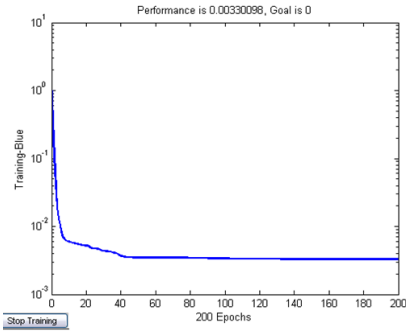


(ب) (الف)

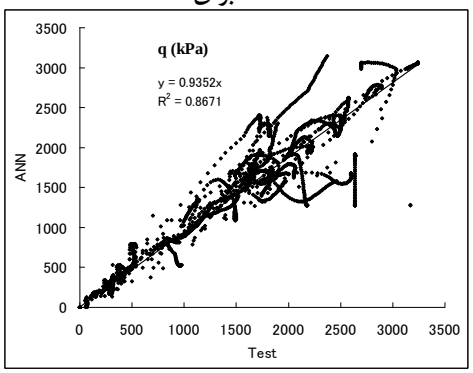
شکل ۳. شاخص‌های خطا در برابر تعداد لایه‌های مخفی میانی برای netCU الف) MSE، ب) IOA

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

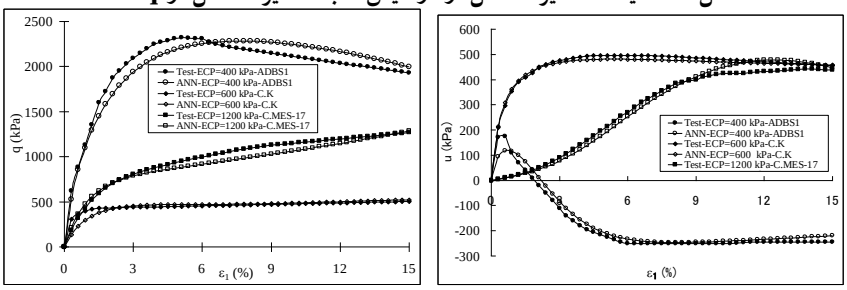
[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]



شکل ٤. کاهش خطا با افزایش تعداد سیکل برای مدل نوشته شده با استفاده از ANN در محیط MATLAB برای netCU



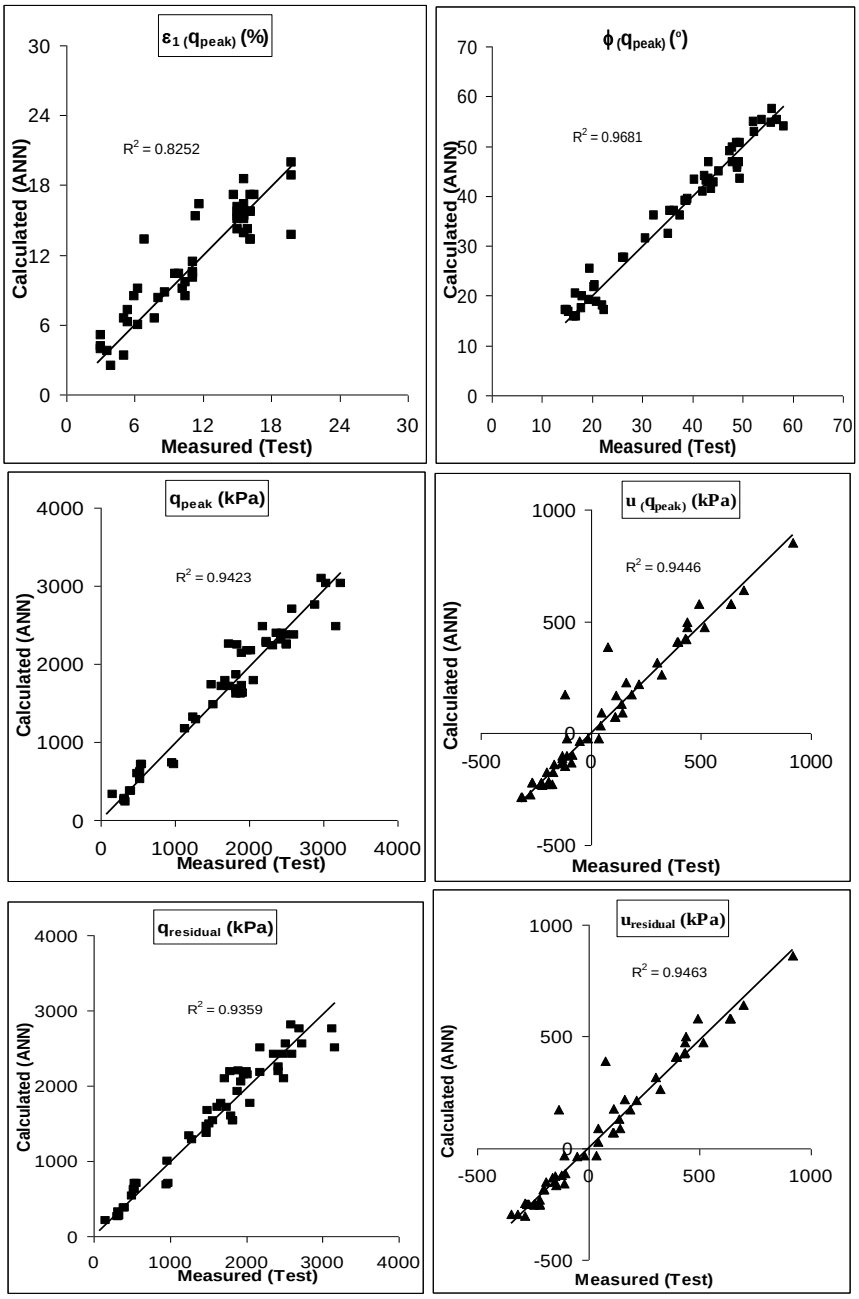
شکل ٥. مقایسه مقادیر حاصل از آزمایش‌ها با مقادیر حاصل از netq



شکل ٦. مقایسهٔ نتایج آزمایش‌ها با نتایج تحلیل‌ها با شبکه‌های عصبی netq و netu مصالح ADBS1 در تنش محدود کننده ٤٠٠ kPa، مصالح C.K در تنش محدودکننده ٦٠٠ kPa و مصالح C.MES-17 در تنش محدودکننده ١٢٠٠ kPa

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

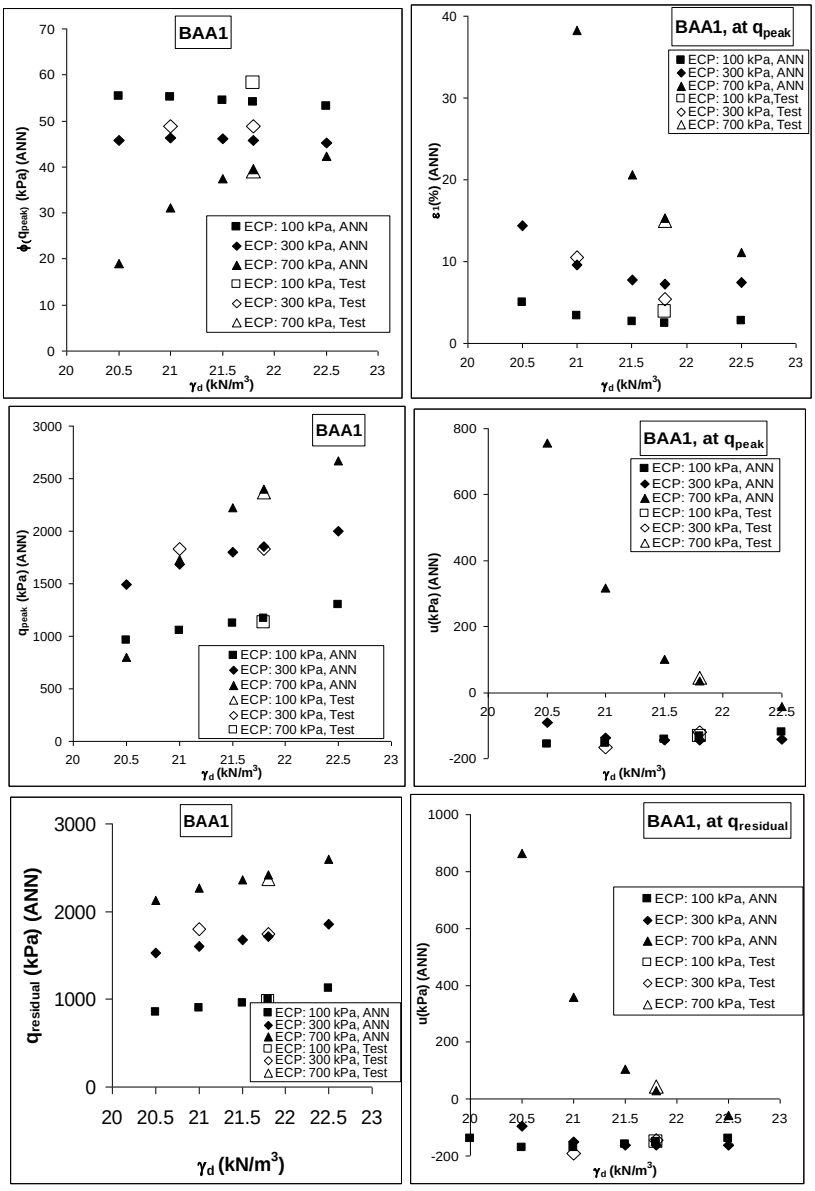
[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]



شکل ۷. مقایسهٔ مقادیر حاصل از آزمایش‌ها با مقادیر حاصل از netCU

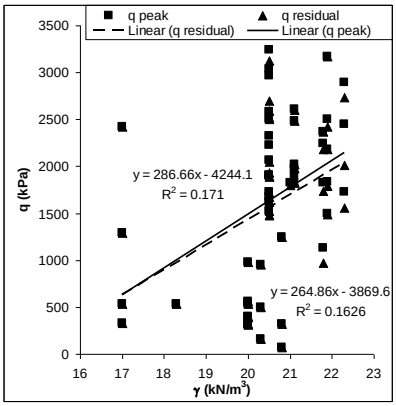
[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

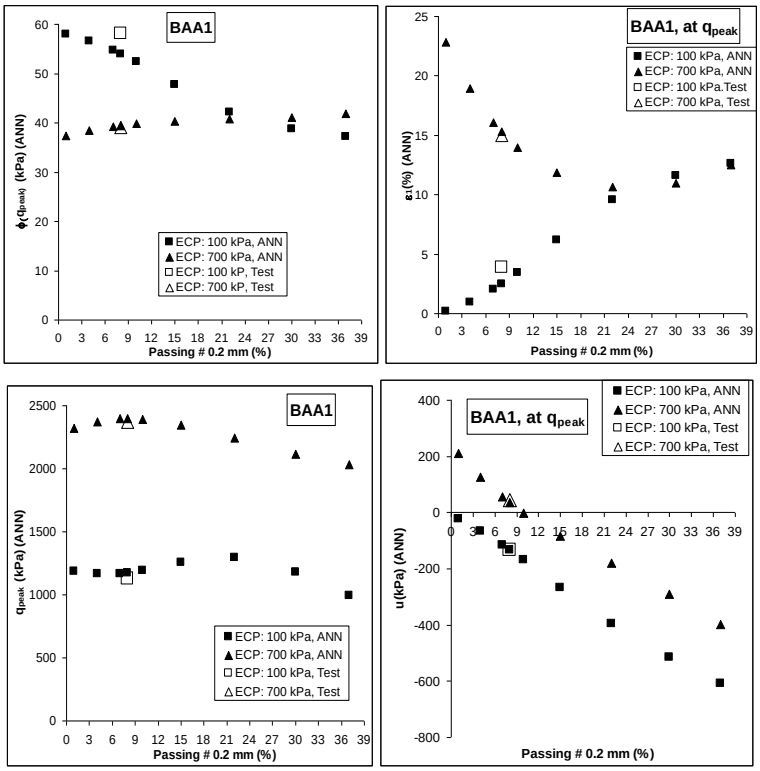


شکل ۸. نتایج تحلیل حساسیت اثر دانسیته بر زاویهٔ اصطکاک داخلی حداکثر، تنش تفاضلی-اضافه فشار آب حفره‌ای در کرنش محوری نظیر تنش تفاضلی حداکثر و مقاومت پسماند مصالح BAA1 در تنش محدود کننده ۱۰۰،۳۰۰ و kPa ۷۰۰ حاصل از netCU و مقایسهٔ آن‌ها با نتایج آزمایش‌ها

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

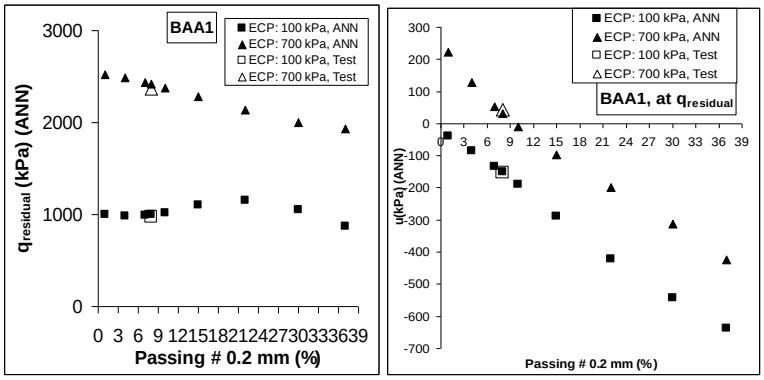


شکل ۹. تغییرات تنش تفاضلی اندازه‌گیری شده در کرنش محوری نظیر تنش تفاضلی حداکثر و مقاومت پسماند در برابر دانسیته در تنش‌های محدودکننده مختلف برای همهٔ مصالح بررسی شده

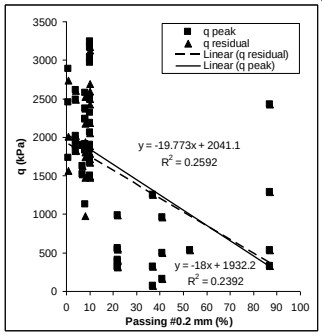


[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

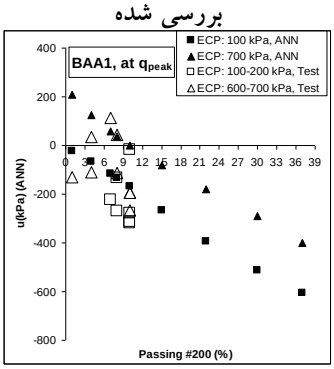
[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]



شکل ۱۰. نتایج تحلیل حساسیت اثر درصد کوچک‌تر از mm ۰/۲ بر زاویهٔ اصطکاک حداکثر، تنش تفاضلی-اضافه فشار آب حفره‌ای در کرنش محوری نظیر تنش تفاضلی حداکثر و مقاومت پسماند مصالح BAA1 در تنش محدود کننده ۱۰۰ و kPa ۷۰۰ و مقایسهٔ آن‌ها با نتایج آزمایش‌ها



شکل ۱۱. تغییرات تنش تفاضلی اندازه‌گیری شده در کرنش محوری نظیر تنش تفاضلی حداکثر و مقاومت پسماند در برابر درصد کوچک‌تر از mm ۰/۲ در تنش محدود کننده مختلف برای مصالح بررسی شده



شکل ۱۲. نتایج تحلیل حساسیت اثر درصد کوچک‌تر از mm ۰/۲ بر اضافه فشار آب حفره‌ای در کرنش محوری نظیر تنش تفاضلی حداکثر مصالح BAA1 در تنش محدودکننده ۱۰۰ و kPa ۷۰۰ و مقایسهٔ آن‌ها با نتایج آزمایش‌ها در تنش‌های محدودکننده ۲۰۰-۱۰۰ و kPa ۷۰۰-۶۰۰

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

جدول ۱. مشخصات مصالح به‌کار رفته برای انجام آزمایش‌های CU

Material		Dam		Passing ۳۹/۲ mm	Passing ۲۵/٤ mm	Passing ٤/۷۵ mm	Passing ۰/۲ mm	γ_d (۹۵%) (kN/m^3)	W_{opt} (%)	Rate of loading mm/min	Symbol
Blasting	Andesibasalt	Sabalan		۹۵	۷۲	۳۷	٤	۲۱/۱	٤/۵	۰/۵	BABS
	Andesite	Aydoghmosh-G۱		۹٦	۸٤	۳۷	۸	*۲۱/۸	٦/۵	۰/۵	BAA۱
Alluvium	Andesi-Dacite	Yamchi	G۱	۹۷/۵	۹۱	٦۱	۱۰	۲۰/۵	۰/۵	۰,۵	AADY۲
			G۲	۸۰	۷۰	۳۵	۷	۲۰/۵	۰/۵	۰,۵	AADY۱
	Alluvium-river bed	Shahr Chi		۹٤	۸۳	۵۹	۱۰	۲۱/۹	۵/۸	۰/۵	ASSC
	Andesite-Basalt	Sattar Khan		۹۵	۸۵	۵۳	۲۲	۲۰	۹	۰/۵	AASK
	Deurite-Basit	Sahand- G۱		۹۷	۹۱	٦۲	۱۰	۲۰/۵	۹	۰/۵	ADBS۱
	Deurite-Basalt	Sahand- G۲		۹٦	۸٤	۳۷	۸			۰/۵	ADBS۲
	Andesite	Aydoghmosh-G۲		۸۲	۷۳	۲۵	۱	۲۲/۳	۷/٤	۰/۵	AAA
Core	Masjed-e-Soleyman(LL=٤۱, PI=۲۲)			۱۰۰	۹۷/۵	۹۳/۵	۸۷	۱۷	۲۰	۰/۲	C.MES-۱۷
										۰/۰٤	C.MES-۲۰
	Karkheh(LL=٦۰, PI=۳۰)			۱۰۰	۹۰	٦۹	۵۳	۱۸/۳	۱۳/۵	۰/۰۷	C.K
	Shahr Chi (LL=۲۸/۷, PI=۱۳/۵)			۹۱	۸٦	٦۳	٤۱	۲۰/۳	۱۰/۱	۰/۲	C.SC
	High Weathered Sandstone	Vanyar(PI=۸/٦)		۱۰۰	۹۲	۵۹	۳۷	۲۰/۸	۹/۵	۰/۱	C.SV

kPa۳۰۰ kN/cm^3 for Effective Confining Pressure (ECP)= γ_d ۲۱ =

جدول ۲. ورودی‌ها و خروجی‌های MLPs تشکیل‌دهنده مدل netq و netu

Networks	Inputs											Outputs	
netq netu	σ'_3 (kPa)	$\Delta\varepsilon_n$	ε_{1n}	γ_d (kN/m^3)	w (%)	Passing ۲۹/۲ mm	Passing ۲۵/٤mm	Passing ٤/۷۵ mm	Passing ۰/۲ mm	Rate of loading (mm/s)	q_n u_n	q_{n+1} u_{n+1}

جدول ۳. مرزهای ورودی‌ها و خروجی‌های MLPs برای netq و netu

Limits	Inputs										Outputs	
	σ'_3 (kPa)	$\Delta\varepsilon_n$	ε_{1n}	γ_d (kN/m^3)	w (%)	Passing ۳۹/۲ mm	Passing ۲۵/٤ mm	Passing ٤/۷۵ mm	Passing ۰/۲ mm	Rate of loading (mm/s)	q_{n+1}	u_{n+1}
Min.	۱۰۰	۰/۳	۰/۰	۱۷/۰	٤/۵	۸۰/۰	۷۰/۰	۲۵/۰	۱/۰	۰/۰۷	۰	-۳٤۸/٤
Max.	۲٤۰۰	۰/۳	۱۹/۸	۲۲/۳	۲۰/۰	۱۰۰/۰	۹۷/۵	۹۳/۵	۸۷/۰	۰/۵	۳۲٤۰	۹۱۸

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

جدول٤. پارامترهای ورودی netCU

	σ_3' (kPa)	γ_d (kN/m^3)	W_{opt} (%)	Passing ۲۵/٤ mm (%)	Passing ٤/۷۵ mm (%)	Passing ۰/۲ mm (%)
BABS	۳۰۰	۲۱/۱	٤/۵	۷۲	۳۷	٤
	٦۰۰	۲۱/۱	٤/۵	۷۲	۳۷	٤
	۹۰۰	۲۱/۱	٤/۵	۷۲	۳۷	٤
BABS-re	۳۰۰	۲۱/۱	٤/۵	۷۲	۳۷	٤
	٦۰۰	۲۱/۱	٤/۵	۷۲	۳۷	٤
	۹۰۰	۲۱/۱	٤/۵	۷۲	۳۷	٤
BAA1	۱۰۰	۲۱/۸	٦/۵	۸٤	۳۷	۸
	۳۰۰	۲۱/۸	٦/۵	۸٤	۳۷	۸
	۵۰۰	۲۱/۸	٦/۵	۸٤	۳۷	۸
	۷۰۰	۲۱/۸	٦/۵	۸٤	۳۷	۸
BAA1-re	۳۰۰	۲۱	٦/۵	۸٤	۳۷	۸
AADY 2	۲۰۰	۲۰/۵	۹	۷۰	۳۵	۷
	٤۰۰	۲۰/۵	۹	۷۰	۳۵	۷
	۷۰۰	۲۰/۵	۹	۷۰	۳۵	۷
AADY 1	۲۰۰	۲۰/۵	۹	۹۱	٦۱	۱۰
	٤۰۰	۲۰/۵	۹	۹۱	٦۱	۱۰
	۷۰۰	۲۰/۵	۹	۹۱	٦۱	۱۰
AADY 1-re	۲۰۰	۲۰/۵	۹	۹۱	٦۱	۱۰
	٤۰۰	۲۰/۵	۹	۹۱	٦۱	۱۰
	۷۰۰	۲۰/۵	۹	۹۱	٦۱	۱۰
S.SC	۲۰۰	۲۱/۹	۵٫۸	۸۳	۵۹	۱۰
	۵۰۰	۲۱/۹	۵٫۸	۸۳	۵۹	۱۰
	۸۰۰	۲۱/۹	۵٫۸	۸۳	۵۹	۱۰
S.SC-re	۵۰۰	۲۱/۹	۵٫۸	۸۳	۵۹	۱۰
	۸۰۰	۲۱/۹	۵٫۸	۸۳	۵۹	۱۰
ADBS1	۲۰۰	۲۰/۵	۹	۹۱	٦۲	۱۰

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

	σ_3' (kPa)	γ_d (kN/m^3)	W_{opt} (%)	Passing ۲۵/٤ mm (%)	Passing ٤/۷۵ mm (%)	Passing ۰/۲ mm (%)
	٤۰۰	۲۰/۵	۹	۹۱	٦۲	۱۰
	۷۰۰	۲۰/۵	۹	۹۱	٦۲	۱۰
ADBS2	۲۰۰	۲۰/۵	۹	۸٤	۳۷	۸
	٤۰۰	۲۰/۵	۹	۸٤	۳۷	۸
	۷۰۰	۲۰/۵	۹	۸٤	۳۷	۸
AAA	۳۰۰	۲۲/۳	۷,٤	۷۳	۲۵	۱
	۵۰۰	۲۲/۳	۷,٤	۷۳	۲۵	۱
	۷۰۰	۲۲/۳	۷,٤	۷۳	۲۵	۱
AASK	۲۰۰	۲۰	۹	۸۵	۵۳	۲۲
	۵۰۰	۲۰	۹	۸۵	۵۳	۲۲
	۸۰۰	۲۰	۹	۸۵	۵۳	۲۲
AASK-re	۲۰۰	۲۰	۹	۸۵	۵۳	۲۲
	۵۰۰	۲۰	۹	۸۵	۵۳	۲۲
	۸۰۰	۲۰	۹	۸۵	۵۳	۲۲
	۸۰۰	۲۰	۹	۸۵	۵۳	۲۲
C.MES-17	۳۰۰	۱۷	۲۰	۹۷/۵	۹۳/۵	۸۷
	٦۰۰	۱۷	۲۰	۹۷/۵	۹۳/۵	۸۷
	۱۲۰۰	۱۷	۲۰	۹۷/۵	۹۳/۵	۸۷
	۲٤۰۰	۱۷	۲۰	۹۷/۵	۹۳/۵	۸۷
C.K	٦۰۰	۱۸,۳	۱۳/۵	۹۰	٦۹	۵۳
C.SC	۲۰۰	۲۰/۳	۱۰/۱	۸٦	٦۳	٤۱
	۵۰۰	۲۰/۳	۱۰/۱	۸٦	٦۳	٤۱
	۸۰۰	۲۰/۳	۱۰/۱	۸٦	٦۳	٤۱
C.SV	۱۰۰	۲۰/۸	۹/۵	۹۲	۵۹	۳۷
	۳۰۰	۲۰/۸	۹/۵	۹۲	۵۹	۳۷
	٦۰۰	۲۰/۸	۹/۵	۹۲	۵۹	۳۷
min	۱۰۰	۱۷	٤/۵	۷۰	۲۵	۱
max	۲٤۰۰	۲۲/۳	۲۰	۹۷,۵	۹۳,۵	۸۷

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

جدول ۵. پارامترهای خروجی netCU

	$\varepsilon_1(q_{max})$ (٪)	q_{max} (kPa)	$\square_{max}^{\circ}$	$u(q_{max})$ (kPa)	$q_{residual}$ (kPa)	$u(q_{residual})$ (kPa)
BABS	٦,٣٠	١٨٩٤	٤٩,٤٠	١٧١-	١٨٣٠	-٢٠٤
	١٥,٦٠	٢٠٢٠	٣٨,٩٠	١١٠-	٢٠٢٠	-١١٠
	١٥,٦٠	٢٤٨٨	٣٥,٥٠	١٨٥	٢٤٨٨	١٨٥
BABS-re	١٠,٢٠	١٨٢٢	٤٨,٨٠	٢٠٠-	١٨٢٢	-٢٠٠
	١٥,٦٠	١٩٧٥	٣٨,٥٠	٣٣,٤	١٩٧٥	٣٣,٤
	١١,٧٠	٢٦٠٨	٣٦,٣٠	١١٩,١-	٢٦٠٠	-١٣٣,٧
BAA1	٣,٩٠	١١٣٠	٥٨,٢٠	-١٣٢	٩٧٣	-١٥٢
	٥,٤٠	١٨٣٠	٤٨,٩٠	-١٢٠	١٧٤٠	-١٤٦
	١١,١٠	٢٢٤٠	٤٣,٧٠	-٨٦,٥	٢١٨٠	-١٠٤
	١٥,٠٠	٢٣٧٠	٣٩,٠٠	٤٤	٢٣٧٠	٤٤
BAA1-re	١٠,٥٠	١٨٣٠	٤٨,٩٠	-١٦٧	١٨٠٠	-١٩٢
AADY2	١٥,٦٠	١٥٢٢	٥٢,٤٠	-٢٢٢	١٥٢٢	-٢٢٢
	١٥,٦٠	١٦٢٥	٤٢,١٠	-٥٢	١٦٢٥	-٥٢
	١٥,٦٠	١٩٠٠	٣٥,٢٠	١١٣	١٩٠٠	١١٣
AADY1	١٥,٦٠	١٦٧٣	٥٣,٨٠	-٣١٨	١٦٧٣	-٣١٨
	١١,١٠	١٧٣٢	٤٣,٢٠	-٢٢٩	١٧١٦	-٢٤٢
	٥,١٠	٣٠٣٨	٤٣,٢٠	-٢٦٧	٢٦٩٥	-٢٧٨
AADY1-re	١١,٤٠	٢٠٦٥	٥٦,٩٠	-٣١٢	٢٠٥٠	-٣٤٨,٤
	٩,٩٠	٢٥٠٠	٤٩,٣٠	-١٧٨	٢٥٠٠	-٢٤٥
	٧,٨٠	٣٢٤٠	٤٤,٣٠	-١٩٥	٣١٣٠	-٢٧٠
S.SC	٨,٧٠	١٤٩٧	٥٢,١٠	-١٧	١٤٩٠	-٢١
	١٥,٦٠	٢١٨٣	٤٣,٣٠	١٤١,٤	٢١٨٣	١٤١,٤
	٦,٠٠	٢٥٠٢	٣٧,٦٠	٤٣٦	٢٤٢٥	٤٣١
S.SC-re	١٥,٠٠	٣١٧٠	٤٩,٥٠	٤٥,٩	٣١٧٠	٤٢,٧
	١٠,٥٠	١٨٣٥	٣٢,٣٠	٥١٥	١٧٨٨	٥١٥
ADBS1	٣,٠٠	١٩٠٤	٥٥,٧٠	-٢٧٧	١٤٧٥	-٢٨٧
	٥,١٠	٢٣٢٠	٤٨,٠٠	-٢٢٥	١٨٨٥	-٢٤٥
	٥,٤٠	٢٩٧٠	٤٢,٨٠	-١٩٥	٢٥٩٤	-٢٢٠
ADBS2	٢,٧٠	١٩١٠	٥٥,٨٠	-٢٧٠	١٤٧٥	-٢٨٨
	٣,٦٠	٢٢٣٠	٤٧,٤٠	-١٩٠	١٩٣٥	-٢٢٠

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

	$\varepsilon_1(q_{max})$ (٪)	q_{max} (kPa)	$\square_{max}^{\circ}$	$u(q_{max})$ (kPa)	$q_{residual}$ (kPa)	$u(q_{residual})$ (kPa)
	۸,۱۰	۲۵۸۰	٤۰,٤۰	-۱۱۲	۲۵۲۰	-۱۲۰
AAA	۳,۰۰	۱۷۲۹	٤۷,۹۰	-۱۳۰	۱۵٦۰	-۱٦۲
	۳,۰۰	۲٤٤۸	٤۵,۲۰	-۹۰	۲۰۱۰	-۱۱۰
	٦,۳۰	۲۸۹۰	٤۲,٤۰	-۱۳۰	۲۷۳۵	-۱۵۲
AASK	۱٦,۲۰	۳۲۰	۲٦,٤۰	۱۰۹	۳۲۰	۱۰۹
	۱٦,۲۰	۳۹۳	۱٦,٤۰	۳۹۲	۳۹۳	۳۹۲
	۱٦,۲۰	۵۳۸	۱٤,٦۰	٦۳٦,٤	۵۳۸	٦۳٦,٤
AASK-re	۱٦,۵۰	۳۱۵	۲٦,۱۰	۱۱۱	۳۱۵	۱۱۱
	۱٦,۲۰	٤۰۵	۱٦,۸۰	۳۹٤	٤۰۵	۳۹٤
	۱٦,۲۰	۹۸۳	۲۲,٤۰	٤۹۲	۹۸۳	٤۹۲
	٦,۹۰	۵۵۷	۱۵,۰۰	٦۳۵	۵۵۷	٦۳۵
C.MES-17	۱۹,۸۰	۳۳۲	۲۰,۹	۱۳۹	۳۳۲	۱۳۹
	۱٤,۷۰	۵۳۷	۱۸,۰۰	۳۲۱	۵۳۷	۳۲۱
	۱۵,۹۰	۱۲۸۹	۲۰,۵۰	٤۳۵	۱۲۸۹	٤۳۵
	۱۹,۸۰	۲٤۲٦	۱۹,٦۰	۹۱۸	۲٤۲٦	۹۱۸
C.K	۱۹,۸۰	۵۳۰	۱۷,۸۰	٤۳۱	۵۳۰	٤۳۱
C.SC	۱۱,۱۰	۱٦۱	۱٦,۷۰	۱٦۰,۵	۱٦۱	۱٦۰,۵
	۱۱,۱۰	٤۹۷	۱۹,٤۰	٤۳۰	٤۹۷	٤۳۰
	۹,٦۰	۹۵۷	۲۲,۰۰	٦۹۵	۹۵۷	٦۹۵
C.SV	۱۵,۰۰	۷۲	۱۵,۳۰	۷۷	۷۲	۷۷
	۱۵,۰۰	۳۲۰	۲۰,٤۰	۳۰۰	۳۲۰	۳۰۰
	۱۵,۰۰	۱۲۵۰	۳۰,۷۰	۲۱۷	۱۲۵۰	۲۱۷
Min	۲,۷	۷۲	۱٤,٦	–۳۱۸	۷۲	–۳٤۸,٤
Max	۱۹,۸	۳۲٤۰	۵۸,۲	۹۱۸	۳۱۷۰	۹۱۸

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

جدول ٦. عمل‌کرد مدل نسبت به شاخص‌های خطا شبکه با ۷ نرون میانی برای netCU

۱۰Hidden layers	Training subset	Testing subset	Validation subset
Total Error IOA	۰/۹۷۰۱	۰/۸۹۸٦	۰/۸۹۱۲
Error IOA	۰/۹۸٦۷	۰/۹٦٦٦	۰/۸۵۱۰
Total Error MAE	۰/۰۰۰۲	۰/۳۱۵۸	۰/۲٦۵۵
Error MAE	۰/۰۰۰۲	۰/۲۲۰۲	۰/۲٤٦٤
Total Error MBE	۰/۰۰۰۲	−۰/۳۱۵۸	۰/۲٦۵۵
Error MBE	۰/۰۰۰۲	−۰/۲۲۰۲	۰/۲٤٦٤
Total Error MSE	۰/۳۰۵۷	۰/۲۸۸۲	۰/۱۲۰٦
Error MSE	۰/۱٦۸۷	۰/۰٤۱۳	۰/۰۲۰۳
Total Error RMSE	۰/۵۵۲۹	۰/۵۳٦۹	۰/۳٤۷۲
Error RMSE	۰/٤۱۰۷	۰/۲۰۳۲	۰/۱٤۲٦

جدول ۷. عمل‌کرد مدل ها نسبت به شاخص‌های خطا برای netq وnetu

		Training subset	Validation subset	Testing subset
TotErrorIOA	netu	۰/۹۹۹٤۵	۰/۹۹۹٤۹	۰/۹۹۹٤۵
	netq	۰/۹۹۹۵۵	۰/۹۹۹۷٤	۰/۹۹۹۳٤
TotErrorMAE	netu	۰/۰۱٤۳۰۲	۰/۰۸۳۰۵۱	۰/۱۱۱٤۱
	netq	۰/۰۰۵۱۰۹	۰/۰٤۱۲۳۱	۰/۱۸۱۹٤
TotErrorMBE	netu	۰/۰۱٤۳۰۲	۰/۰۸۳۰۵۱	۰/۱۱۱٤۱
	netq	۰/۰۰۵۱۱	−۰/۰٤۱۲۳	−۰/۱۸۱۹٤
TotErrorMSE	netu	۰/٤۹۵٤۷	۰/۰٤۵۷۲	۰/۰۲۵٦٤۸
	netq	۰/۲۷٤۳۵	۰/۰۱۸۱۱۵	۰/۲۲۰۵٤
TotErrorRMSE	netu	۰/۷۰۳۹	۰/۲۱۳۸۲	۰/۱٦۰۱۵
	netq	۰/۵۲۳۷۹	۰/۱۳٤۵۹	۰/۱٤۸۵

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]

جدول ۸. مقایسه نتایج آزمایش‌ها با نتایج تحلیل‌ها با netCU

		$\varepsilon_1(q_{max})$	q_{max}	$u(q_{max})$	$q_{residual}$	$u(q_{residual})$
ADBS۱,σ´۳=٤۰۰ kPa	Test	٥/۱	۲۳۲۰	−۲۲٥	۱۸۸٥	−۲٤٥
	netCU	۳/۳۲	۲۲۳۳	−۲۱۸	۱۹۲٤	−۲٥۱
C.K, σ´۳=٦۰۰ kPa	Test	۱۹/۸	٥۳۰	٤۳۱	٥۳۰	٤۳۱
	netCU	۱۹/۹۱	٥۱۸/٥۸	٤۲۰	٦۲۱	٤۳۱
۱۷C.MES-σ´۳=۱۲۰۰kPa	Test	۱٥/۹	۱۲۸۹	٤۳٥	۱۲۸۹	٤۳٥
	netCU	۱٤/۲۱	۱۲۸٦/۱	٤۹۸/٤	۱۲۷۹	٥۰۳

جدول ۹. مقادیر وزن‌ها و توارش برای netCU برای آزمایش‌های CU

w۱= netCU.iw{۱،۱}

۷/۱٦۱	−۲۱/۰۰٦	−۱۱/٤۱۹	۳۸/٥٦۸	۲۸/۹۰۲	−٤/۸۰۹
۰/۱۳٤	−۱/٤۸۸	٤/۰۰۷	−۱٥/۱۹۱	۱۱/۸۲۰	۰/٥۳٥
−۰/۷۸۳	−۳/٥۳٤	−٤/۲٥٦	۱٦/۳۳۱	−۱۲/٥۱٤	−۱/٤٥٤
۱/۸۷۰	۱۲/۲۲٥	٤/۹۸٦	−۱۸/۰٤۹	۱۳/۹۲٥	۲/٤٦۷
۰/٥۷٥	−۸۳/۸٤۸	−٤/۹٦۷	−۸٤/۰۷۱	٥۹/۳۳٥	−−۹/٤۸۰
۱۱/٤۳۹	٤/۳٥۰	−۱/٥۱۳	۱/۸۸٦	−۲/٥٥٥	۷/۳۳٥
−۰/٤۸۱	−۰/۳٥۸	−۰/۲۲۱	۰/۰۰٤	−۰/۳۲٤	۰/٤۰۷

w۲= netCU.lw{۱،۲}

٥/۷۱۹	٥/۳۱٤	۳٤/۲٤٥	۱۳/٦۰۸	۹/٦۸۹	۰/۳۱۷	۲/۷۲۱
−۰/۹٤٤	۷/۷۸۰	۱۰/۳۷۷	٤/٦۲۲	-۱/۲۷۲	۰/۱٦۲	-۳/۷٦۸
−۰/۷۰۸	٤/۷۷۰	٦/۰۱۹	۲/۸۱٤	-۱/۰۱۹	-۰/۱۷۱	-٦۷۳
۱/٦۹٥	-۱۲/۱۸٥	-۱٤/۲۰۰	-٦/۰۱۸	۲/٥۹۷	-۰/۱۲٦	-٤/٦٥٦
−۰/۱٤٤	۸/۰۳۱	۱٤/٤۰۱	٦/۲٤۷	۰/۰۸۳	۰/۱۸۰	-۳/۷۰٦
۱/۹٤٤	-۱۲/۳۷۷	-۱۳/٤۳۳	-٥/۷۱٦	۳/۰۱٦	-۰/۱۲۸	-٤/۷۱۷

b۱= netCU.b{۱،۱}	b۲= netCU.b{۱،۲}
Bias hidden layer	Bias Output layer
-۲۳/۷٥٥	۲/۳۹٦۸
٥/۸۲۱	-۲/٤٦۷۹
-۱/۲٦٥	۰/۱۹۸٦
-٦/۹۳۷	-۳/۱۷۹۷
۱۱۸/٤٦۲	-۲/٤۲٥٤
-٦/۰۰۱	-۳/۲۲۹٦
-۰/۳٥۹	

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1393.8.2.2.0]