

پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری بستر رسی تثبیت شده با سیمان پرتلند و آهک با استفاده از روش گروهی بررسی داده‌ها (GMDH)

علیرضا غنی‌زاده*، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی سیرجان

میثم بیات، گروه عمران، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد نجف‌آباد

امیر توانا املشی، باشگاه پژوهشگران جوان، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد رشت

مرتضی رهروان، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه یزد

Email: ghanizadeh@sirjantech.ac.ir

دریافت: ۱۳۹۷/۰۴/۰۱ - پذیرش: ۱۳۹۷/۰۶/۱۱

چکیده

معمولاً برای تعیین مقاومت و کنترل کیفیت لایه‌های تثبیت شده از آزمایش مقاومت فشاری تک‌محوری استفاده می‌شود که بهره‌گیری از آن با توجه به زمان‌بر بودن عمل‌آوری نمونه‌ها وقت‌گیر است. همچنین، در صورت افزایش تعداد نمونه‌ها می‌تواند هزینه‌بر نیز باشد. در این مقاله، از روش گروهی بررسی داده‌ها (GMDH) به منظور توسعه مدل‌های ساده‌ای با دقت کافی به منظور پیش‌بینی مقاومت فشاری بستر رسی تثبیت شده با سیمان و آهک استفاده شده است. جهت دستیابی به این هدف، پس از تهیه نمونه‌های تثبیت شده با درصدهای مختلف سیمان و آهک در سه درصد رطوبت مختلف (سمت خشک، سمت مرطوب و رطوبت بهینه) و عمل‌آوری نمونه‌ها به مدت ۷، ۱۴، ۲۱، ۲۸ و ۶۰ روز، آزمایش مقاومت فشاری تک‌محوری روی نمونه‌های خاک تثبیت شده انجام شد و پایگاه داده‌ای متشکل از ۱۵۰ رکورد ایجاد شد. در ادامه، دو مدل برای پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری بستر رسی تثبیت شده با سیمان و آهک با استفاده از روش GMDH توسعه داده شد. مقادیر R^2 برای دو مجموعه داده آموزش و آزمون و در حالت تثبیت با سیمان به ترتیب برابر ۰/۹۵۲۹ و ۰/۹۴۵۲ و در حالت تثبیت با آهک به ترتیب برابر با ۰/۸۹۴ و ۰/۸۸۰۶ به دست آمد. به علاوه، تحلیل حساسیت هر کدام از مدل‌ها نشان داد که در حالت تثبیت با سیمان و آهک به ترتیب، درصد سیمان و درصد رطوبت بیشترین تأثیر را بر میزان مقاومت فشاری تک‌محوری پیش‌بینی شده توسط مدل‌ها می‌گذارند.

واژه‌های کلیدی: بستر رسی، تثبیت، سیمان و آهک، مقاومت فشاری تک‌محوری، مدل پیش‌بینی

۱. مقدمه

خاک استفاده می‌شود. تثبیت خاک با آهک سبب کاهش حد مایع و دامنه خمیری خاک می‌شود. همچنین، واکنش شیمیایی بین خاک و آهک باعث کاهش رطوبت خاک می‌گردد. افزودن آهک به خاک، درصد رطوبت بهینه را افزایش و حداکثر وزن مخصوص خشک خاک را کاهش می‌دهد و در نهایت افزایش مقاومت منجر به ایجاد بستری پایدار می‌شود که حرکت تجهیزات را تسهیل می‌کند (ماللا و همکاران، ۲۰۰۴).

تثبیت خاک بستر روسازی با استفاده از مواد افزودنی مانند سیمان و آهک سبب افزایش مقاومت و ظرفیت باربری خاک بستر خواهد شد و در نتیجه ضخامت روسازی کاهش می‌یابد. از طرف دیگر، انتخاب و اثربخشی یک افزودنی به نوع خاک و شرایط میدانی آن بستگی دارد. با این وجود، اطلاع از رفتار مکانیکی خاک عمل‌آوری شده، به‌خصوص مقاومت فشاری تک محوری (UCS^1)، اثر قابل توجهی بر انتخاب تثبیت‌کننده دارد.

محققین مختلفی در گذشته میزان مقاومت فشاری تک‌محوری و پارامترهای تراکمی (حداکثر چگالی خشک و رطوبت بهینه) خاک تثبیت شده را به کمک روش‌های مختلف هوش مصنوعی بررسی نموده‌اند. داس و همکاران (۲۰۱۱) از دو روش شبکه عصبی مصنوعی و بردار ماشین پشتیبان به منظور پیش‌بینی حداکثر وزن مخصوص خشک و مقاومت فشاری تک‌محوری خاک تثبیت شده با سیمان بهره‌گیری نمودند. ورودی‌های مورد استفاده در مدل‌سازی شامل حد مایع، حد روانی، درصد رس، درصد ماسه، درصد شن، درصد رطوبت و درصد سیمان بود. نتایج تحقیق بر اساس معیارهای مختلف آماری نشان می‌دهد که دقت روش بردار ماشین پشتیبان نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی بیشتر است. علوی و همکاران (۲۰۱۲) با روش برنامه‌نویسی ژنتیک خطی^۲

افزایش هزینه مربوط به جایگزینی مصالح بی‌کیفیت، نیاز به استفاده از خاک محلی در پروژه‌های راه‌سازی را بیشتر کرده است. با این وجود، خواص مهندسی نامناسب این خاک‌ها مانند کارایی و مقاومت کم اغلب باعث ایجاد مشکلاتی برای پروژه‌های راه‌سازی شده است. امروزه انواع مختلفی از مواد افزودنی برای بهبود خواص ژئوتکنیک این گونه خاک‌ها استفاده می‌شود.

پروژه ساخت‌وساز در نزدیکی شهر جانسون‌ویل در کارولینای جنوبی در سال ۱۹۳۵ یکی از اولین پروژه‌های ساخت‌وسازی بوده است که سیمان در آن به عنوان تثبیت‌کننده خاک در آمریکا استفاده شد (داس، ۱۹۹۰). مطالعات قبلی نشان می‌دهد که افزودن سیمان به خاک رس، حد مایع، دامنه خمیری و پتانسیل تورم را کاهش و حد انقباض و مقاومت برشی را افزایش می‌دهد (نلسون و میلر، ۱۹۹۲). افزودن سیمان به خاک رس سبب ایجاد واکنش شیمیایی مشابه با آهک می‌شود و می‌تواند برای اصلاح و تثبیت این نوع خاک‌ها به‌کار برده شود. سیمان می‌تواند برای تثبیت طیف وسیعی از خاک‌ها مورد استفاده قرار گیرد. با این وجود، سیمان برای تثبیت خاک‌های دارای میزان مواد آلی بیشتر از ۲٪ یا با pH کمتر از ۵/۳ قابل استفاده نیست (ACI 230; IR-90، ۱۹۹۰). افزودن سیمان موجب افزایش درصد رطوبت بهینه و کاهش حداکثر وزن مخصوص خشک خاک می‌شود (طباطبایی، ۱۹۹۷). با این وجود، گزارش کمیته ACI 230 (۱۹۹۰) بیان می‌کند که عمل‌آوری با سیمان موجب تغییر حداکثر وزن مخصوص خشک و میزان رطوبت بهینه می‌شود؛ اما جهت این تغییر قابل پیش‌بینی نیست. علاوه بر این، تثبیت با سیمان سبب کاهش آنی رطوبت خاک می‌شود (برگادو و همکاران، ۱۹۹۶).

آهک یکی از قدیمی‌ترین و همچنان محبوب‌ترین مواد افزودنی است که به جهت بهبود خواص مهندسی

^۱- Unconfined compressive strength

^۲- Linear Genetic Programming

کردند. نتایج کار آن‌ها مناسب بودن این دو روش را برای پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری و حداکثر چگالی خشک خاک نشان می‌داد. موزومدر و همکاران (۲۰۱۷) کارایی روش رگرسیون ماشین بردار پشتیبان را برای تخمین مقاومت فشاری تک‌محوری خاک رس تثبیت شده با ژئوپلیمر ارزیابی نمودند. نتایج تحقیق نشان‌دهنده مناسب بودن روش رگرسیون ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری خاک رس تثبیت شده با ژئوپلیمر بود. ساتاپریا و همکاران (۲۰۱۷) به منظور پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری خاک رس تثبیت شده با زباله صنعتی از روش شبکه عصبی مصنوعی و تحلیل رگرسیون استفاده نمودند. در این تحقیق، مشخص شد که هر دو روش مقدار مقاومت فشاری تک‌محوری را به کمک خواص خاک به خوبی پیش‌بینی می‌کنند؛ اما روش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به تحلیل رگرسیون پیش‌بینی دقیق‌تری را ارائه می‌دهد.

برخی از محققین از روش گروهی بررسی داده‌ها^۶ (GMDH) به منظور پیش‌بینی پارامترهای مختلفی در مهندسی عمران استفاده کرده‌اند (مدندوست و همکاران، ۲۰۱۰؛ نجف‌زاده و همکاران، ۲۰۱۳؛ ژانگ و همکاران، ۲۰۱۳؛ کردنائیج و همکاران، ۲۰۱۵؛ نجف‌زاده، ۲۰۱۵؛ زیاری و همکاران، ۲۰۱۶؛ گوهرریز و مرندی، ۲۰۱۶). در همین راستا، جاودانیان و همکاران (۲۰۱۵) با استفاده از روش GMDH دو مدل جهت پیش‌بینی مدول برشی و نسبت میرایی خاک‌های چسبیده ارائه دادند. بررسی صحت عملکرد مدل‌های ارائه شده، با استفاده از نتایج آزمون‌های سانتریفیوژ صورت گرفت. این مدل‌ها نسبت به پارامترهای ورودی آنالیز حساسیت شده و دقت آن‌ها مورد بررسی قرار گرفت. در نهایت، مدل‌های ارائه شده

(LGP) بهینه‌سازی و الگوریتم شبیه‌سازی تبرید^۱ (LGP/SA) به پیش‌بینی رطوبت بهینه، حداکثر چگالی خشک و مقاومت فشاری تک‌محوری خاک‌های تثبیت شده پرداختند. نتایج این کار تحقیقاتی دقت بیشتر LGP نسبت به LGP/SA را مشخص می‌کند. گولو (۲۰۱۴) به منظور پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری و مدول الاستیسیته رس تثبیت شده با خاکستر بادی از روش برنامه‌نویسی ژنتیک استفاده نمود. پارامترهای ورودی در این تحقیق شامل درصد خاکستر، وزن واحد خشک، تراکم نسبی و ظرفیت جذب انرژی بوده است. نتایج این تحقیق نشان داد که روابط توسعه داده شده بر اساس روش برنامه‌نویسی ژنتیک با دقت بالایی مقادیر مقاومت فشاری تک‌محوری و مدول الاستیسیته را پیش‌بینی می‌کنند و دقت بیشتری نسبت به روش رگرسیون غیرخطی دارند. معتمدی و همکاران (۲۰۱۵ a) به منظور پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری مخلوط ماسه، پودر خاکستر سوخت^۲ و سیمان از روش سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی استفاده نمودند. در تحقیق دیگری، معتمدی و همکاران (۲۰۱۵ b) به منظور پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری مخلوط ماسه، سیمان و صدف حلزون^۳ از دو روش ماشین بردار پشتیبان و سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی استفاده کردند. نتایج این کار تحقیقاتی دقت بالای روش سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی را در مقایسه با روش ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری نشان می‌داد. سومان و همکاران (۲۰۱۶) از دو روش شبکه‌های عملکردی^۴ و روش رگرسیون تطبیقی چندمتغیره اسپلاین^۵ برای پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری و حداکثر چگالی خشک خاک تثبیت شده با سیمان استفاده

^۱- Hybrid search algorithm coupling LGP and simulated annealing (SA)

^۲- Pulverized Fuel Ash (PFA)

^۳- Cockleshell

^۴- Functional Networks (FN)

^۵- Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS)

^۶- Group Method of Data Handling

پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری خاک رس با خواص خمیری کم تثبیت شده با آهک و سیمان، با استفاده از روش گروهی بررسی داده‌ها (GMDH) است.

با برخی روابط موجود مقایسه شدند. نتایج این تحقیق نشان از دقت بالای مدل‌های ارائه شده (مبتنی بر GMDH) در ارزیابی خصوصیات دینامیک خاک‌های چسبنده داشت. در یکی از جدیدترین تحقیقات، اردکانی و کردنائیچ (۲۰۱۷) با استفاده از روش GMDH، پارامترهای تراکمی خاک شامل رطوبت بهینه و حداکثر چگالی خشک خاک را پیش‌بینی کردند. در تحقیق آن‌ها، پارامترهای ورودی شامل حد روانی (LL)، حد خمیری (PL)، میزان ریزدانه (FC) و میزان ماسه (SC) بوده است. مقایسه نتایج آزمایشگاهی و روش GMDH دقت و توانایی بالای این روش را در پیش‌بینی پارامترهای تراکمی خاک نشان می‌دهد.

۲. مطالعات آزمایشگاهی

۲-۱. مصالح

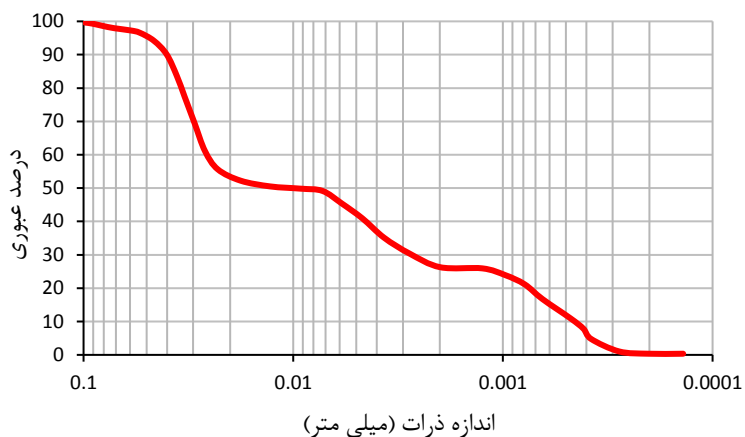
خاک مورد نظر از شمال غرب شهر اراک در استان مرکزی برداشت شده است. مشخصات خاک مورد بررسی در این تحقیق در جدول ۱ داده شده است.

دانه‌بندی و نتایج آزمایش تراکم به روش پروکتور استاندارد (ASTM D, 1557, 2002 method A) در شکل‌های ۱ و ۲ نشان داده شده است. خواص فیزیکی و شیمیایی سیمان و آهک مورد استفاده نیز در جدول ۲ داده شده است.

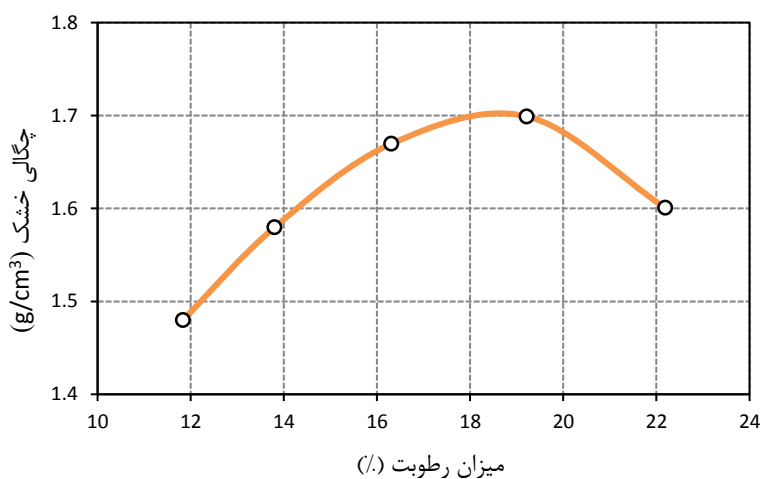
اگرچه تحقیقات گسترده‌ای در زمینه تثبیت خاک با سیمان یا آهک انجام شده است، اما تاکنون مدلی به منظور پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری خاک رس با خواص خمیری کم تثبیت شده با آهک و سیمان ارائه نشده است. هدف از تحقیق حاضر، ارائه مدلی به منظور

جدول ۱. خواص ژئوتکنیک خاک

مقدار	پارامتر
۲۹	حد روانی (%)
۲۰	حد خمیری (%)
۹	شاخص خمیری (%)
۱/۷	حداکثر چگالی خشک (gr/cm^3)
۱۸/۵	رطوبت بهینه (%)
۲/۶	وزن مخصوص (G_s)
۹۸	عبوری از الک ۲۰۰ (%)
رس با پلاستیسیته کم (CL)	طبقه‌بندی خاک (ASTM D 2487, 1996)



شکل ۱. منحنی توزیع اندازه ذرات



شکل ۲. منحنی تراکم پروکتور استاندارد

جدول ۲. خواص شیمیایی و فیزیکی سیمان و آهک مصرفی

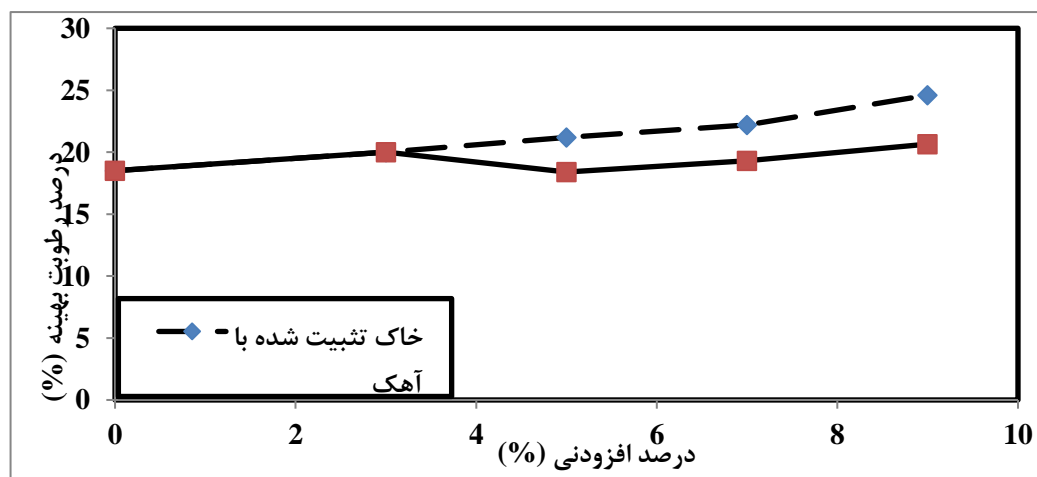
سیمان پرتلند	آهک	خواص/ترکیب
۱۳۸۰	۴۹۰	چگالی بالک (kg/m ³)
۳/۱۵	۲/۳۵	وزن مخصوص
۲۹۰۰	-	مساحت سطح مخصوص (cm ² /g)
۶۱/۳	-	CaO (%)
-	۹۶	Ca(OH) ₂ (%)
۱۵/۳	-	SiO ₂ (%)
۰/۹	-	MgO (%)
-	۰/۵	Mg(OH) ₂ (%)
۹/۳	-	Al ₂ O ₃ (%)
-	۱/۵	CaCO ₃ (%)
-	۰/۰۳	CaSO ₄ (%)

۴/۲	-	Fe ₂ O ₃ (%)
۰/۸	-	K ₂ O (%)
۰/۱	-	TiO ₂ (%)
۶/۴	-	SO ₃ (%)

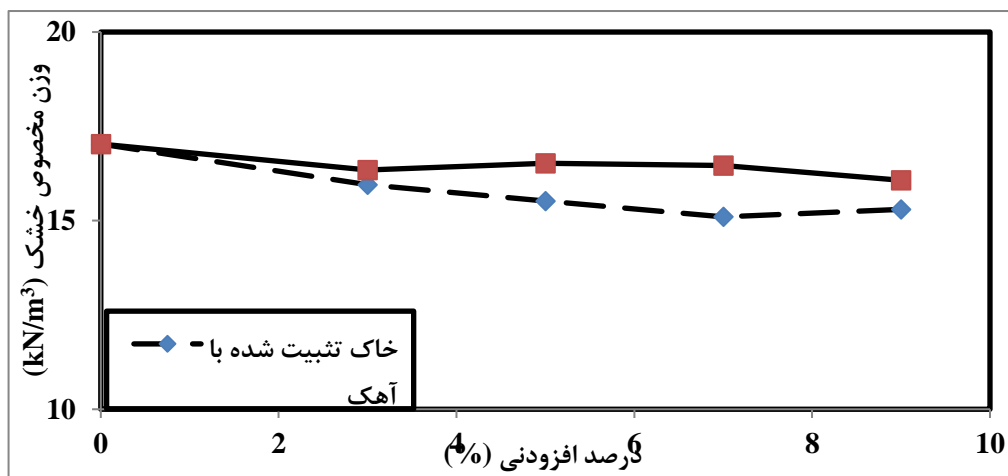
۲-۲. آماده‌سازی نمونه‌ها

ارتفاع ۱۰ میلی‌متر با استفاده از کوبه فولادی متراکم گردید تا حداکثر وزن واحد خشک مورد نظر قبل از ریختن لایه بعدی به دست آید. استوانه‌ها با استفاده از پیستون فولادی از قالب خارج شدند، و پس از توزین برای عمل‌آوری در سلفون نایلونی قرار داده شدند. برای هر دوره عمل‌آوری، سه نمونه آماده شد، که هر یک از آن‌ها در داخل سلفون نایلونی قرار داده شدند. چون این تحقیق شامل بررسی تغییرات دمای عمل‌آوری نمی‌شود، همه نمونه‌ها در دمای اتاق (تقریباً ۲۴ °C) عمل‌آوری شدند. علاوه بر این، نمونه‌های پس از آب‌بندی در حمام آب غوطه‌ور شدند تا محیط عمل‌آوری با رطوبت نسبی ۱۰۰٪ ارائه گردد. در این تحقیق، زمان عمل‌آوری ۷، ۱۴، ۲۱، ۲۸ و ۶۰ روز در نظر گرفته شد. در حقیقت، نمونه‌ها در بازه ۷، ۱۴، ۲۱، ۲۸ و ۶۰ روزه با میزان رطوبت اولیه مختلف (میزان رطوبت بهینه، ۲٪ بیشتر از رطوبت بهینه (سمت مرطوب) و ۲٪ کمتر از رطوبت بهینه (سمت خشک)) ساخته شدند.

در ابتدا، پس از مخلوط کردن خاک مورد مطالعه با درصد‌های متفاوت از مواد افزودنی شامل آهک و سیمان (۳، ۵، ۷ و ۹ درصد)، آزمایش پروکتور استاندارد مجدداً برای تعیین مقادیر رطوبت بهینه و وزن مخصوص خشک نمونه انجام شد. نتایج مربوط به مقادیر رطوبت بهینه و وزن مخصوص خشک نمونه خاک با درصد‌های افزودنی مختلف در شکل‌های ۳ و ۴ به نمایش درآمده است. با استفاده از مقادیر متوسط وزن مخصوص و درصد رطوبت، مصالح خشک به اندازه کافی برای تهیه نمونه آزمایش استوانه‌ای متراکم شده به قطر ۵۰ میلی‌متر و ارتفاع ۱۰۰ میلی‌متر، کاملاً در همزن به مدت ۲ دقیقه مخلوط شدند و سپس به آهستگی مقدار آب محاسبه شده افزوده گردید. مصالح بلافاصله پس از اختلاط، در استوانه متراکم شدند. قالب برای کاهش اصطکاک، روغن کاری شده است. این قالب سرهم‌بندی شد و نمونه خاک در پنج لایه مساوی در قالب ریخته شد. هر لایه تا



شکل ۳. درصد رطوبت بهینه نمونه‌های تثبیت شده با توجه به درصد مواد افزودنی



شکل ۴. وزن مخصوص خشک نمونه‌های تثبیت شده (kN/m³) با توجه به درصد مواد افزودنی

۳-۲. آزمایش فشاری تک‌محوری

آزمایش مقاومت فشاری تک‌محوری یکی از پرکاربردترین آزمون‌های آزمایشگاهی در کاربردهای روسازی و تثبیت خاک است. تاکنون آزمایش مقاومت فشاری تک‌محوری توسط محققین مختلفی برای مسائل ژئوتکنیک استفاده شده است (خاندلوال و سینگ، ۲۰۱۱؛ هریشان و همکاران، ۲۰۱۱؛ کوگبارا و الطبا، ۲۰۱۱؛ الدباس و همکاران، ۲۰۱۲؛ بیلماز و ایزدین، ۲۰۱۳). مقاومت فشاری تک‌محوری اغلب به عنوان شاخصی برای تعیین میزان اثربخشی تثبیت در افزایش توان باربری خاک مورد استفاده قرار می‌گیرد. در مطالعه حاضر، آزمایش مقاومت فشاری تک‌محوری با نرخ کرنش ثابت (۲٪ در دقیقه) انجام شد و هر نمونه تا رسیدن به تنش حداکثر بارگذاری گردید.

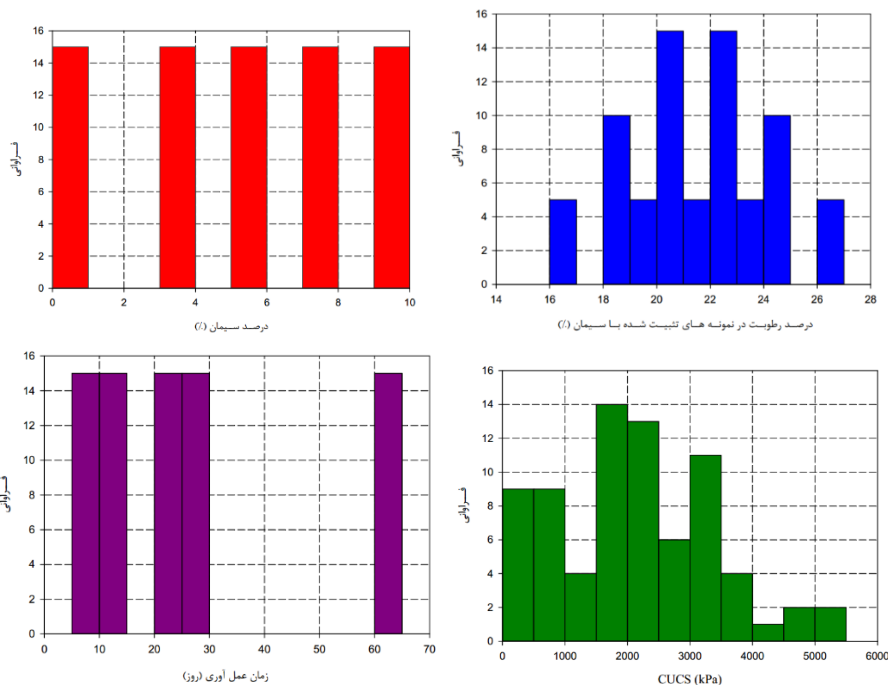
۳. مجموعه داده

در تحقیق حاضر، از دو مجموعه داده به دست آمده از مطالعات آزمایشگاهی (هر کدام ۷۵ داده) مربوط به مقاومت فشاری تک‌محوری خاک رس تثبیت شده با سیمان (CUCS) و مقاومت فشاری تک‌محوری خاک رس تثبیت شده با سیمان آهک (LUCS) استفاده شده است. در هر دو مجموعه داده، درصد سیمان یا آهک، درصد رطوبت و زمان عمل‌آوری (روز) به صورت متغیرهای مستقل و تأثیرگذار بر مقاومت فشاری تک‌محوری در نظر گرفته شده‌اند. مشخصات آماری داده‌ها در جداول ۳ و ۴ ارائه شده است. به منظور مشاهده بهتر نحوه توزیع داده‌ها، نمودارهای فراوانی متغیرهای هر دو مجموعه در شکل‌های ۵ و ۶ به نمایش درآمده‌اند. با توجه به این نمودارها، می‌توان دریافت که فراوانی متغیرها عموماً به صورت یکنواخت نبوده و مدل‌های پیشگوی ترکیبی در چنین مواردی کارایی بهتری را از خود نشان خواهند داد.

جدول ۳. حدود آماری مجموعه داده خاک رس تثبیت شده با سیمان

متغیر	حداکثر	حداقل	میانگین	انحراف معیار	میانه
سیمان (%)	۹	۰	۴/۸	۳/۱۴۵	۵
رطوبت (%)	۲۲/۶۵	۱۶/۴	۱۹/۳۷	۱/۸۶	۱۹/۳

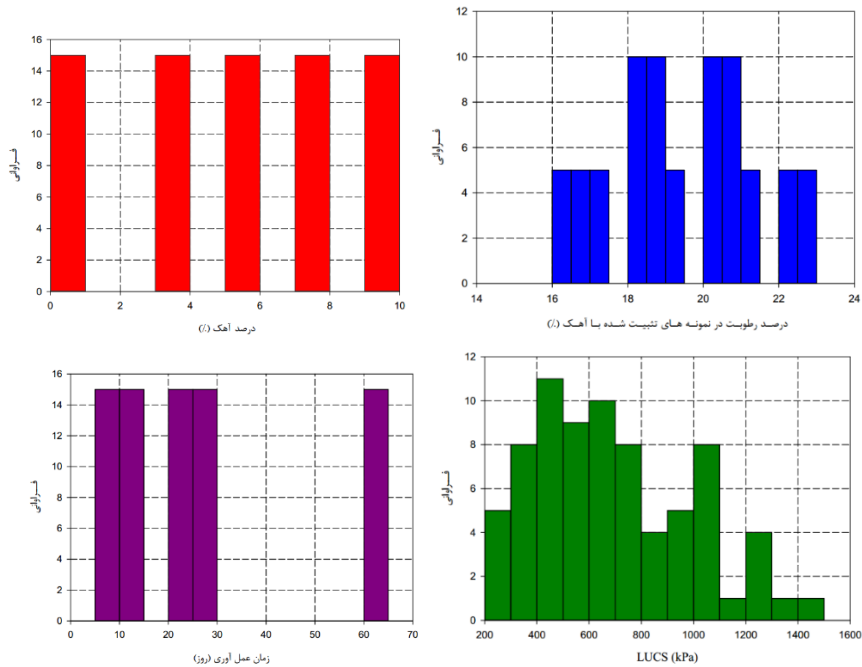
۲۱	۱۸/۵۰۹	۲۶	۷	۶۰	زمان عمل‌آوری (روز)
۲۰۳۸	۱۲۵۳/۱۹۹	۲۱۱۳/۴۹۳	۲۹۵	۵۳۶۰	CUCS (kPa)



شکل ۵. نمودارهای فراوانی متغیرهای مجموعه داده خاک رس تثبیت شده با سیمان

جدول ۴. مشخصات آماری مجموعه داده خاک رس تثبیت شده با آهک

متغیر	حداکثر	حداقل	میانگین	انحراف معیار	میان
درصد آهک (%)	۹	۰	۴/۸	۳/۱۴۵	۵
درصد رطوبت (%)	۲۲/۶۰	۱۶/۵	۲۱/۳۰	۲/۶۴۷	۲۱/۲
زمان عمل‌آوری (روز)	۶۰	۷	۲۶	۱۸/۵۰۹	۲۱
LUCS (kPa)	۱۴۵۰	۲۲۰	۶۸۵/۵۸۷	۲۹۲/۵۴۶	۶۱۰



شکل ۶. نمودارهای فراوانی متغیرهای مجموعه داده خاک رس تثبیت شده با آهک

اصلی این روش، ترکیب چندجمله‌ای‌های درجه دوم حاصل از تمامی نرون‌ها به منظور توصیف تابع تقریب \hat{f} با خروجی پیش‌بینی‌شده \hat{y} برای مجموعه‌ای از ورودی‌های $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ با کمترین خطا در مقایسه با خروجی حقیقی y است. بنابراین برای M داده آزمایشگاهی شامل n ورودی و یک خروجی، نتایج واقعی به شکل رابطه زیر نمایش داده می‌شوند (فارلو، ۱۹۸۴):

$$y_i = f(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) \quad (i=1, 2, \dots, M) \quad (1)$$

در واقع، در این روش به دنبال شبکه‌ای هستیم که بتواند مقادیر خروجی \hat{y} را برای هر ورودی x ، بر اساس رابطه (۲) پیش‌بینی کند:

$$\hat{y}_i = \hat{f}(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) \quad (i=1, 2, \dots, M) \quad (2)$$

به‌گونه‌ای که مجموع مربعات خطا بین مقادیر حقیقی و پیش‌بینی کمینه شود. به بیان دیگر:

$$\sum_{i=1}^M [f(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) - y_i]^2 \rightarrow \min \quad (3)$$

۴. توسعه مدل پیش‌بینی مقاومت فشاری بر پایه

GMDH

۴-۱. معرفی روش گروهی بررسی داده‌ها

(GMDH)

روش گروهی بررسی داده‌ها روشی خودسازمانده است که در آن مدل‌ها به صورت تدریجی و پس از ارزیابی عملکردشان بر مجموعه‌ای از جفت داده‌های ورودی چندگانه و خروجی منفرد (X_i, y_i) ($i=1, 2, \dots, M$)، ساختار پیچیده‌ای به خود خواهند گرفت. ایده‌ی اصلی روش گروهی بررسی داده‌ها، ساخت یک تابع تحلیلی در یک شبکه عصبی پیش‌خور و بر اساس یک تابع انتقال گروهی درجه دوم است که ضرایب آن با بهره‌گیری از روش رگرسیون به دست می‌آید. مدل ساخته شده در این روش متشکل از مجموعه‌ای از نرون‌ها در هر لایه بوده که هر نرون خود از اتصال یک چندجمله‌ای درجه دوم بین دو ورودی گوناگون ایجاد خواهد شد. به همین ترتیب، نرون‌های ایجاد شده در لایه‌های قبل خود به عنوان ورودی‌های جدید وارد لایه بعدی شده و منجر به ایجاد نرون‌های جدید خواهند شد. در حقیقت، هدف

از شکل درجه دوم تابع بیان شده در رابطه (۵) برای هر M ردیف سه‌تایی استفاده می‌کنیم. این معادلات را می‌توان به شکل ماتریسی رابطه (۸) بیان نمود:

$$Aa = Y \quad (8)$$

که در آن A بردار ضرایب مجهول معادله درجه دوم نشان داده شده در رابطه (۵) است. یعنی:

$$a = \{a_0, a_1, \dots, a_s\} \quad (9)$$

و:

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_M\}^T \quad (10)$$

از مقادیر بردارهای ورودی و شکل تابع به راحتی قابل مشاهده است که:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & x_{1p} & x_{1q} & x_{1p}x_{1q} & x_{1p}^2 & x_{1q}^2 \\ 1 & x_{2p} & x_{2q} & x_{2p}x_{2q} & x_{2p}^2 & x_{2q}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{Mp} & x_{Mq} & x_{Mp}x_{Mq} & x_{Mp}^2 & x_{Mq}^2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

روش حداقل مربعات از آنالیز رگرسیون چندگانه، حل معادلات را به شکل رابطه (۱۲) به دست می‌دهد:

$$a = (A^T A)^{-1} A^T Y \quad (12)$$

این معادله بردار ضرایب رابطه (۵) را برای تمام M مجموعه سه‌تایی ایجاد می‌کند. لازم به ذکر است که این فرایند برای هر نرون از لایه بعدی و بر اساس توپولوژی اتصال شبکه تکرار خواهد شد. در این تحقیق، به منظور یافتن شبکه عصبی GMDH با بهترین عملکرد، از توسعه برنامه‌ای در نرم‌افزار MATLAB استفاده شد. این برنامه به گونه‌ای طراحی شد تا با در نظر گرفتن تعداد لایه‌ها به یک مقدار ثابت، تعداد نرون‌های هر کدام از لایه‌ها را تغییر داده و هر حالت را به دفعات تکرار کند (در مجموع ده هزار تکرار). در صورت بهبود دقت و عملکرد مدل ساخته شده در هر تکرار، نتایج مربوط به آن ذخیره و

شکل عمومی اتصال بین متغیرهای ورودی و خروجی را می‌توان با استفاده از تابع چندجمله‌ای به شکل رابطه (۴) بیان کرد:

$$y = a_0 + \sum_{i=1}^n a_i x_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \sum_{k=1}^n a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \quad (4)$$

که چندجمله‌ای ایواخنکو^۱ نامیده می‌شود. در بسیاری از موارد کاربردی از شکل درجه دوم و دو متغیره این چندجمله‌ای به صورت رابطه (۵) استفاده می‌شود:

$$\hat{y} = G(x_i, x_j) = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + a_3 x_i x_j + a_4 x_i^2 + a_5 x_j^2 \quad (5)$$

ضرایب مجهول a_i در رابطه (۵) با تکنیک‌های رگرسیون چنان به دست می‌آیند که اختلاف بین خروجی حقیقی y و مقادیر پیش‌بینی شده \hat{y} برای هر جفت متغیر ورودی x_i و x_j کمینه شود. مجموعه‌ای از چندجمله‌ای‌ها با استفاده از رابطه (۵) ساخته می‌شوند که ضرایب مجهول تمام آن‌ها با استفاده از روش حداقل مربعات (LS) به دست می‌آیند. برای هر تابع G_i (هر نرون ساخته شده)، ضرایب معادلات هر نرون برای حداقل کردن خطای کل آن به منظور انطباق بهینه ورودی‌ها بر تمام جفت مجموعه‌های ورودی-خروجی به دست می‌آیند (جمالی و همکاران، ۲۰۰۹):

$$E = \frac{\sum_{i=1}^M (y_i - G_i(x_i, x_j))^2}{M} \rightarrow \min \quad (6)$$

در روش‌های پایه الگوریتم GMDH، تمامی ترکیبات دوتایی (نرون‌ها) از n متغیر ورودی ساخته شده و ضرایب نامعلوم تمام نرون‌ها با استفاده از روش حداقل مربعات به دست می‌آیند. بنابراین، $\binom{n}{2} = \frac{n(n-1)}{2}$ نرون در لایه دوم ساخته می‌شوند که آن را می‌توان به شکل مجموعه (۷) نمایش داد:

$$\{(y_i, x_{ip}, x_{iq}) | (i = 1, 2, \dots, M) \& p, q \in (1, 2, \dots, M)\} \quad (7)$$

^۱- Ivakhnenko

جایگزین بهترین حالت پیدا شده در تکرارهای پیشین می‌شد.

معیار متغیرها، به هم شبیه باشند (توکار و جانسون، ۱۹۹۹).

در نتیجه، در تحقیق حاضر، در هر کدام از مجموعه داده‌های ۷۵ تایی، ۴۵ داده به صورت تصادفی به عنوان مجموعه داده آموزش و ۳۰ داده به عنوان مجموعه داده آزمون انتخاب شد. بازه تغییرات و حدود آماری هر کدام از این مجموعه‌ها به ترتیب در جداول ۵ و ۶ و برای دو تثبیت‌کننده سیمان و آهک ارائه شده است. سه پارامتر درصد سیمان و آهک (C یا L)، درصد رطوبت (W) و زمان عمل‌آوری بر حسب روز (CT) به عنوان ورودی و مقاومت فشاری تک‌محوری بر حسب کیلوپاسکال (CUCS یا LUCS) به عنوان خروجی در هر کدام از دو مدل ساخته شده برای خاک رس تثبیت شده با سیمان و آهک در نظر گرفته شد.

۲-۴. مدل‌سازی با استفاده از روش GMDH

هدف اصلی از انجام این تحقیق، ارائه یک تابع چندجمله‌ای از پارامترهای ورودی ژئوتکنیک جهت محاسبه مقاومت فشاری تک‌محوری خاک‌های تثبیت شده با سیمان و آهک است. به منظور اعتبارسنجی مدل‌های به دست آمده از روش GMDH، در هر کدام از دو مجموعه داده، به ترتیب ۶۰ و ۴۰ درصد از داده‌ها به صورت تصادفی به عنوان مجموعه داده‌ی آموزش و آزمون در نظر گرفته شدند. بر اساس یک قانون پذیرفته شده، بهتر است تا مجموعه داده آموزش و آزمون از لحاظ محدودی آماری، به خصوص میانگین و انحراف

جدول ۵. حدود آماری مجموعه داده خاک رس تثبیت شده با سیمان- تفکیک شده برای آموزش و آزمون

مجموعه داده آموزش (۴۵ داده)					
متغیرها	حداکثر	حداقل	میانگین	انحراف معیار	میان
سیمان (%)	۹	۰	۴/۶۲	۳/۰۵	۵
ورودی‌ها					
رطوبت (%)	۲۲/۶۵	۱۶/۴	۱۹/۱۰	۱/۹۴	۱۸/۶۵
زمان عمل‌آوری (روز)	۶۰	۷	۲۶/۰۷	۱۷/۴۳	۲۱
خروجی					
مقاومت فشاری تک‌محوری (kPa)	۵۳۶۰	۳۶۱	۲۲۱۶/۴	۱۳۱۵/۶۹۲	۲۰۹۷
مجموعه داده آزمون (۳۰ داده)					
متغیرها	حداکثر	حداقل	میانگین	انحراف معیار	میان
سیمان (%)	۹	۰	۵/۰۷	۳/۳۱	۵
ورودی‌ها					
رطوبت (%)	۲۲/۶۵	۱۶/۴	۱۹/۷۷	۱/۶۸	۲۰
زمان عمل‌آوری (روز)	۶۰	۷	۲۵/۹	۲۰/۳۳	۲۱
خروجی					
مقاومت فشاری تک‌محوری (kPa)	۴۸۴۰	۲۹۵	۱۹۵۹/۱۳۳	۱۱۵۷/۵۸۸	۱۸۲۴

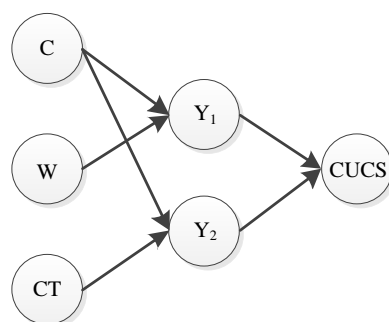
جدول ۶. حدود آماری مجموعه داده خاک رس تثبیت شده با آهک- تفکیک شده برای آموزش و آزمون

مجموعه داده آموزش (۴۵ داده)					
متغیرها	حداکثر	حداقل	میانگین	انحراف معیار	میان
درصد آهک (%)	۹	۰	۴/۵۸	۳/۳۴	۵
ورودی‌ها					
درصد رطوبت (%)	۲۲/۶	۱۶/۵	۲۱/۳۱	۲/۵۷	۲۱/۲
زمان عمل‌آوری (روز)	۶۰	۷	۲۶/۳۱	۱۸/۵۰	۲۱

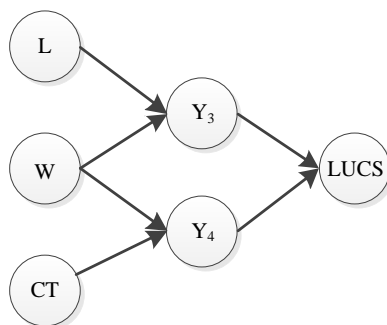
متغیرها	حد اکثر	حداقل	میانگین	انحراف معیار	میان
مقاومت فشاری تک‌محوری (kPa)	۱۴۵۰	۲۷۰	۶۶۸/۶۲	۳۰۳/۲۲	۵۹۰
مجموعه داده آزمون (۳۰ داده)					
درصد آهک (%)	۹	۰	۵/۱۳	۲/۸۵	۵
درصد رطوبت (%)	۲۲/۶	۱۶/۵	۲۱/۲۹	۲/۸۰	۲۱/۲
زمان عمل‌آوری (روز)	۶۰	۷	۲۵/۵۳	۱۸/۸۲	۲۱
مقاومت فشاری تک‌محوری (kPa)	۱۳۰۰	۲۲۰	۷۱۱/۰۳	۲۷۸/۸۷۹	۶۹۲/۵

برای ساخت هر دو مدل استفاده شد. ساختار بهینه مدل‌های به‌دست آمده با روش شبکه عصبی GMDH در شکل ۷ به نمایش در آمده است.

لازم به ذکر است که به منظور ساده و کاربردی‌تر شدن معادلات چندجمله‌ای به‌دست آمده و جلوگیری از بیش از حد آموزش دیدن شبکه، از تنها یک لایه پنهان



(الف)



(ب)

شکل ۷. ساختار بهینه مدل‌های ساخته‌شده توسط روش GMDH برای پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری: الف) تثبیت شده با سیمان و ب) تثبیت شده با آهک

قالب روابط (۱۳- الف تا ج) و (۱۴- الف تا ج) ارائه شده‌اند:

معادلات چندجمله‌ای مربوط به پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری خاک رس تثبیت شده با سیمان (CUCS) و تثبیت‌شده با آهک (LUCS) به ترتیب در

$$CUCS = 518.3632 - 0.0495(Y_1) + 0.1776(Y_2) + 1.0349 \times 10^{-4}(Y_1)^2 + 5.1862 \times 10^{-6}(Y_2)^2 + 1.1926 \times 10^{-4}(Y_1).(Y_2) \quad (الف-۱۳)$$

$$Y_1 = 3.2592 \times 10^{+3} + 1.9931 \times 10^{+3}(C) - 261.881(W) - 7.9017(C)^2 + 6.0967(W)^2 - 80.7413(C).(W) \quad (ب-۱۳)$$

$$Y_2 = -839.8474 + 826.7954(C) + 72.7046(CT) - 68.2744(C)^2 - 0.768(CT)^2 + 1.4029(CC).(CT) \quad (ج-۱۳)$$

$$LUCS = 266.5989 - 0.0599(Y_3) - 0.1040(Y_4) + 2.0456 \times 10^{-5}(Y_3)^2 - 2.0041 \times 10^{-4}(Y_4)^2 + 0.0013(Y_3).(Y_4) \quad (الف-۱۴)$$

$$Y_3 = 1.5908 \times 10^3 + 253.6586(L) - 34.2774(W) - 18.7545(L)^2 - 1.2815(W)^2 - 1.7002(L).(W) \quad (ب-۱۴)$$

$$Y_4 = -1.7236 \times 10^3 + 251.2043(W) + 19.994(CT) - 6.8045(W)^2 + 0.003(CT)^2 - 0.6664(W).(CT) \quad (ج-۱۴)$$

که M تعداد کل داده‌ها در هر مجموعه، h_i شامل ارزش حقیقی ایمن خروجی، t_i شامل ارزش پیش‌بینی شده i امین خروجی، \bar{h}_i میانگین h_i و \bar{t}_i میانگین t_i است. مقادیر کمتر RMSE، MAD و MAPE از عملکرد بهتر مدل پیش‌بینی حکایت خواهند داشت. در واقع، برای یک مدل پیش‌بینی دقیق و بدون هیچ‌گونه خطایی می‌توان مقادیر R^2 برابر با یک و RMSE، MAD و MAPE برابر با صفر را انتظار داشت.

عملکرد مدل‌های GMDH برای پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری خاک رس تثبیت شده با سیمان (GMDH-CUCS) و آهک (GMDH-LUCS) با توجه به داده‌های آموزش و آزمون به ترتیب در شکل‌های ۸ و ۹ نشان داده شده است. رابطه بهترین برازش خطی بین مقادیر حقیقی و پیش‌بینی شده و مقادیر R^2 در هر کدام از شکل‌ها قابل مشاهده است. با توجه به شکل‌های ارائه شده می‌توان دریافت که مدل GMDH-CUCS به ترتیب با مقادیر R^2 برابر با ۰/۹۵۲۹ و ۰/۹۴۵۲ برای داده‌های آموزش و آزمون نسبت به مدل GMDH-LUCS با مقادیر R^2 برابر با ۰/۸۹۴ و ۰/۸۸۰۶ از عملکرد به مراتب مطلوب‌تری برخوردار است. این برتری با مشاهده میزان پراکندگی نقاط از خط برابری (خط صفر) در هر کدام از نمودارها نیز قابل پیش‌بینی است. نتایج آماری

۳-۴. اعتبارسنجی و ارزیابی دقت مدل‌های توسعه

داده شده

در این تحقیق از روابط آماری زیر برای محاسبه میزان عملکرد و مقایسه‌ی مدل‌ها با یکدیگر استفاده شده است:
۱- ضریب تبیین (R^2):

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^M (h_i - \bar{h}_i)(t_i - \bar{t}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^M (h_i - \bar{h}_i)^2 \sum_{i=1}^M (t_i - \bar{t}_i)^2}} \right]^2 \quad (۱۵)$$

۲- جذر میانگین مربعات خطا (RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (h_i - t_i)^2} \quad (۱۶)$$

۳- متوسط انحراف مطلق (MAD):

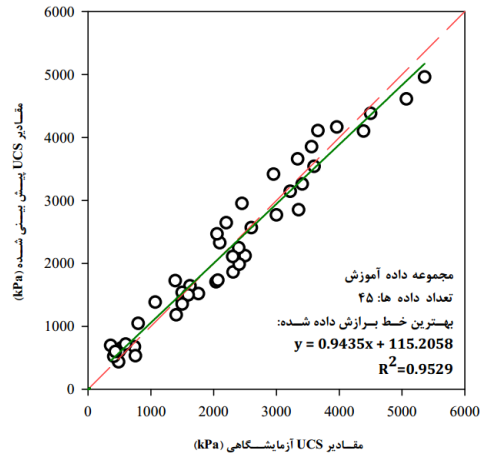
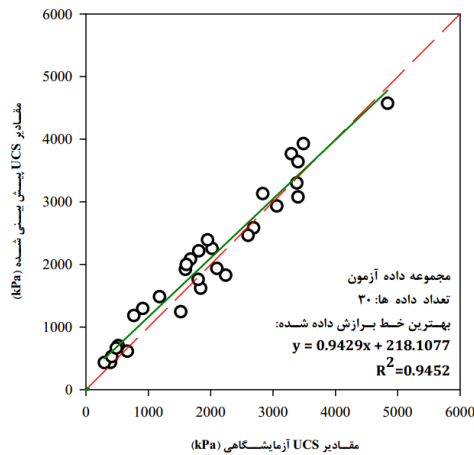
$$MAD = \frac{\sum_{i=1}^M |h_i - t_i|}{M} \quad (۱۷)$$

۴- متوسط درصد خطای مطلق (MAPE):

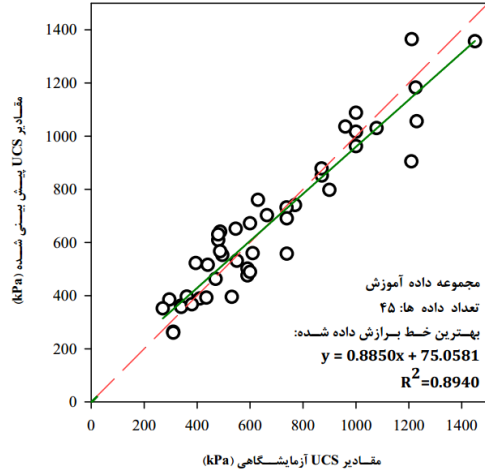
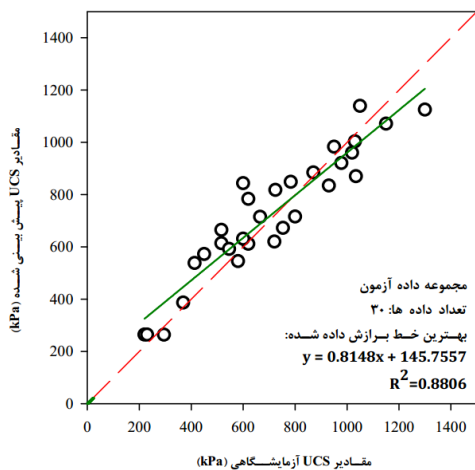
$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^M |h_i - t_i|}{\sum_{i=1}^M h_i} \times 100 \quad (۱۸)$$

با ۲۸۶/۸۴۷۳ و ۹۷/۶۷۸۹ به دست آمده‌اند که در تمامی موارد کمتر از ۰/۱ مقادیر حداکثر UCS در پایگاه داده است.

به دست آمده از روابط (۱۵) تا (۱۸) در جدول ۷ ارائه شده است. با توجه به جدول ۷، مقادیر RMSE مدل‌های GMDH-CUCS و GMDH-LUCS برای مجموعه داده‌های آموزش به ترتیب برابر با ۲۸۲/۸۵۹۴ و ۹۷/۶۷۴۳ و برای مجموعه داده‌های آزمون به ترتیب برابر



شکل ۸. عملکرد مدل روش گروهی بررسی داده‌ها برای پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری، تثبیت شده با سیمان (GMDH-CUCS)



شکل ۹. عملکرد مدل روش گروهی بررسی داده‌ها برای پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری، تثبیت شده با آهک (GMDH-LUCS)

جدول ۷. دقت مدل‌های ساخته شده توسط شبکه عصبی GMDH

MAPE	MAD	RMSE	R ²	مدل	
۱۰/۹۷۸۰	۲۴۳/۳۱۶۱	۲۸۲/۸۵۹۴	۰/۹۵۲۹	آموزش	GMDH-CUCS
۱۲/۹۵۷۱	۲۵۳/۸۴۶۴	۲۸۶/۸۴۷۳	۰/۹۴۵۲	آزمون	
۱۱/۶۱۳۰	۷۷/۶۴۷۳	۹۷/۶۷۴۳	۰/۸۹۴۰	آموزش	GMDH-LUCS
۱۱/۳۳۰۸	۸۰/۵۶۵۴	۹۷/۶۷۸۹	۰/۸۸۰۷	آزمون	

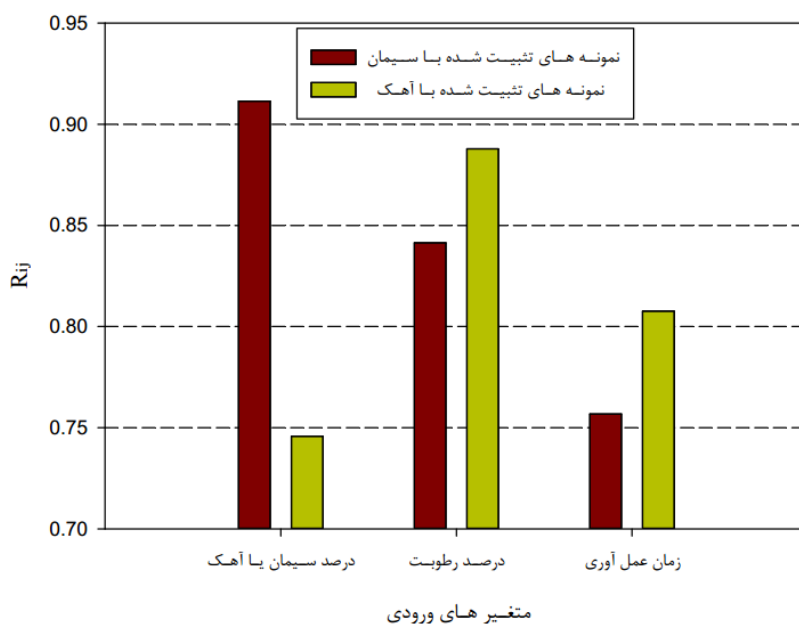
۵. تحلیل حساسیت

نزدیک به ۱ باشد، نشان‌دهنده این است که بین پارامتر ورودی و پارامتر خروجی همبستگی وجود دارد. همچنین، در صورت عدم ارتباط پارامتر خروجی و ورودی، مقدار R_i برابر با صفر خواهد بود. شکل ۱۰، درجه اهمیت هر یک از پارامترها را روی مقاومت فشاری تک‌محوری خاک رس تثبیت شده با سیمان و آهک را در کنار هم نشان می‌دهد. این تحلیل حساسیت بر اساس دو مجموعه ۷۵ تایی از داده‌های آزمایشگاهی در این تحقیق انجام شده است. با توجه به شکل ۱۰ می‌توان دید که در محدوده داده‌های مورد ارزیابی در این مقاله و در مورد خاک تثبیت شده با سیمان، پارامتر ورودی درصد سیمان بیشترین تأثیر و پارامتر زمان عمل‌آوری کمترین تأثیر را بر مقاومت فشاری تک‌محوری دارند. اما در مورد خاک تثبیت شده با آهک، پارامتر ورودی درصد رطوبت و درصد آهک به ترتیب بیشترین و کمترین تأثیر را بر مقاومت فشاری تک‌محوری خواهند گذاشت.

یکی از روش‌های تعیین درجه اهمیت هر یک از پارامترهای ورودی روی پارامتر خروجی، روش دامنه کسینوس است که می‌تواند به منظور بررسی تأثیر هر یک از پارامترهای ورودی بر پارامتر خروجی مورد استفاده قرار گیرد (یانگ و ژانگ، ۱۹۹۷). در این روش، درجه حساسیت پارامتر ورودی با تعیین درجه همبستگی بین جفت داده‌های ورودی و خروجی و با استفاده از رابطه زیر تعیین می‌شود:

$$R_i = \frac{\sum_{k=1}^m x_{ik} y_k}{\sqrt{\sum_{k=1}^m x_{ik}^2 \sum_{k=1}^m y_k^2}} \quad (19)$$

که در این رابطه، x_{ik} مقدار متغیر مستقل i ام برای داده k ام و y_k مقدار متغیر وابسته برای داده k ام (نظیر x_{ik}) و m تعداد کل داده‌ها است. در صورتی که مقدار R_i

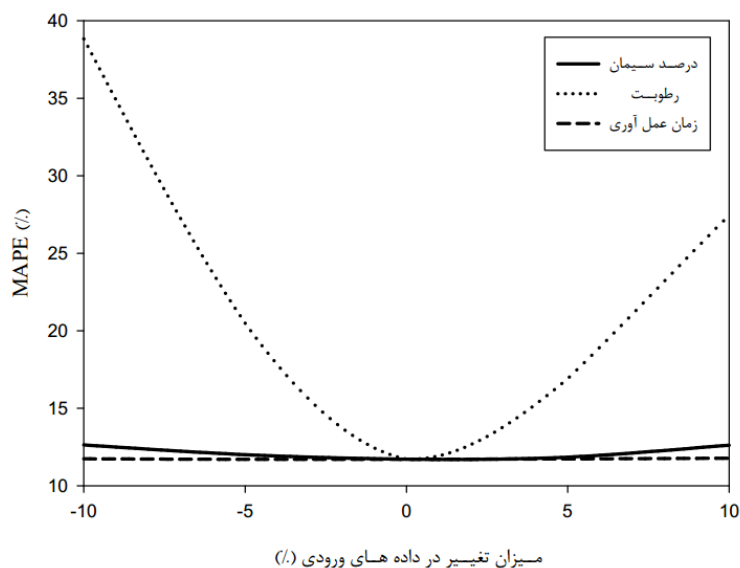


شکل ۱۰. درجه اهمیت هر یک از پارامترهای ورودی بر مقاومت فشاری تک‌محوری

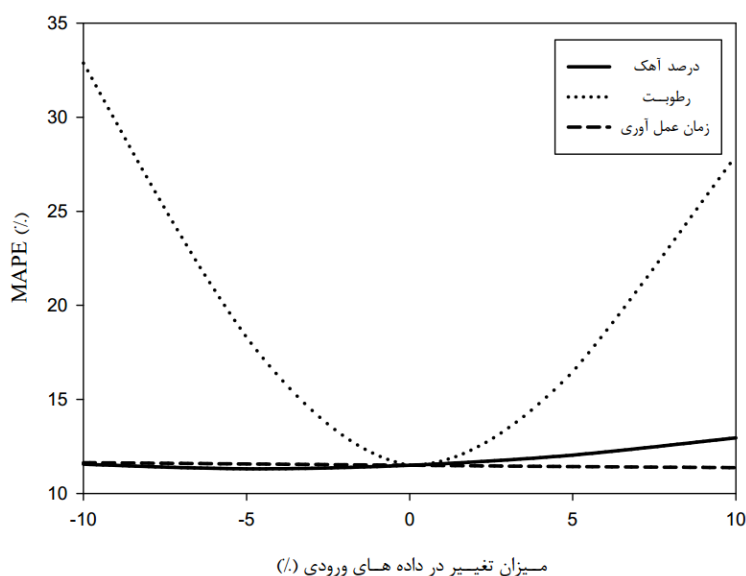
۵-۱. تأثیر میزان خطای اندازه‌گیری

اندازه‌گیری میزان درصد رطوبت در آزمایشگاه به ترتیب خطایی در حدود ۲۷/۴۵ درصد ($MAPE \approx 27\%$) برای حالت تثبیت با سیمان و ۲۷/۹۴ درصد ($MAPE \approx 28\%$) برای حالت تثبیت با آهک را بر اساس مدل‌های پیش‌بینی GMDH ایجاد خواهد کرد که این خود حاکی از اهمیت زیاد دقت در اندازه‌گیری پارامترها در مطالعات آزمایشگاهی است. به علاوه، همان طور که در هر دو شکل قابل مشاهده است، کمترین میزان خطا در محدوده‌ی خطاهای در نظر گرفته شده مربوط به زمان عمل‌آوری بوده که به عنوان مثال با اعمال ۱۰٪ خطا در اندازه‌گیری این پارامتر، به ترتیب خطاهایی در حدود ۱۱/۷۸ درصد ($MAPE \approx 12\%$) و ۱۱/۳۷ درصد ($MAPE \approx 11\%$) برای حالت تثبیت با سیمان و آهک به همراه خواهد داشت.

تأثیر میزان خطای اندازه‌گیری پارامترهای ورودی بر مقاومت فشاری پیش‌بینی شده با استفاده از مدل GMDH به ترتیب در شکل‌های ۱۱ و ۱۲ نشان داده شده است. برای این منظور، مقاومت فشاری تک‌محوری هر کدام از نمونه‌های حقیقی به دست آمده از مطالعه آزمایشگاهی با در نظر گرفتن میزان خطای اندازه‌گیری در محدوده ۱۰- تا ۱۰ درصد برای هر کدام از پارامترهای ورودی و ثابت نگه داشتن سایر پارامترها توسط مدل GMDH پیش‌بینی شد. سپس با توجه به مقادیر حقیقی و پیش‌بینی شده، MAPE داده‌ها محاسبه گردید. همان گونه که از شکل‌های ۱۱ و ۱۲ قابل مشاهده است، هر دو مدل GMDH ساخته شده، به شدت نسبت به تغییرات میزان خطای اندازه‌گیری درصد رطوبت از خود واکنش نشان داده و افزایش MAPE به مراتب بیشتری را نسبت به دو پارامتر دیگر نتیجه می‌دهند. به عنوان مثال، ۱۰٪ خطا در



شکل ۱۱. تأثیر میزان تغییر (خطا در اندازه‌گیری) پارامترهای ورودی بر MAPE خروجی در حالت تثبیت با سیمان



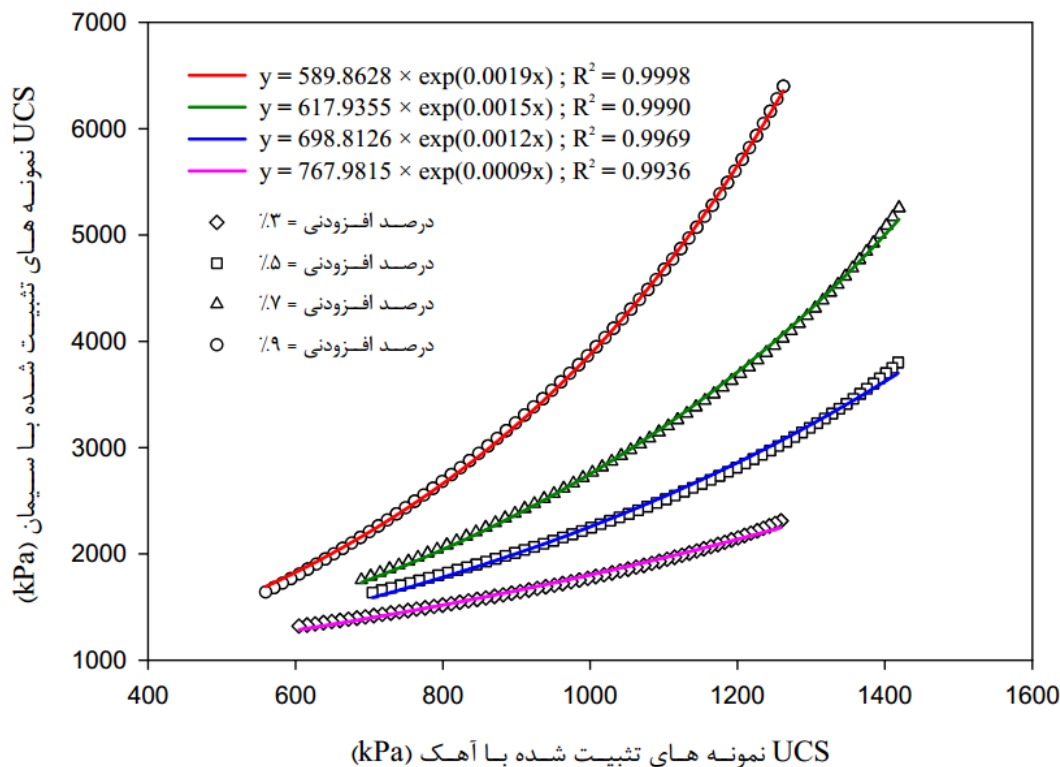
شکل ۱۲. تأثیر میزان تغییر (خطا در اندازه‌گیری) پارامترهای ورودی بر MAPE خروجی در حالت تثبیت با آهک

مجموعه داده مصنوعی که هر کدام شامل ۶۲ داده بودند در قالب چهار درصد متفاوت سیمان و آهک (۳، ۵، ۷ و ۹ درصد) به عنوان داده‌های ورودی به مدل‌های GMDH ساخته شده وارد شدند و نتایج آن‌ها نسبت به یکدیگر و در یک نمودار رسم گردید. لازم به ذکر است که درصد رطوبت در هر کدام از مجموعه داده‌های مصنوعی به صورت متغیر در محدوده ۲۲/۶-۱۶/۵ درصد و با میزان افزایش ۰/۱ درصدی نسبت به یکدیگر و زمان عمل‌آوری برای تمام داده‌ها به صورت یکسان و برابر با ۲۸ روز در نظر گرفته شد. سپس، با برازش توابع نمایی بر نقاط رسم شده، برای هر یک از چهار حالت درصد سیمان و آهک، یک رابطه نمایی ارائه شد. همان‌طور که در شکل ۱۳ دیده می‌شود، مقدار R^2 در هر چهار رابطه بیشتر از ۰/۹۹ است.

۵-۲. رابطه تبدیل مقاومت فشاری تک‌محوری

نمونه‌های تثبیت شده با آهک به سیمان

یافتن روابطی برای تبدیل مقاومت فشاری تک‌محوری نمونه‌های تثبیت شده با آهک و سیمان یکی از مسائل کاربردی است که انجام آن با توجه به محدودیت‌های آزمایشگاهی و همین‌طور وقت‌گیر بودن عمل‌آوری هر نمونه عموماً دشوار خواهد بود. در نتیجه، در این تحقیق، ضمن ساخت مجموعه داده‌های مصنوعی در محدوده تغییرات کلی هر کدام از متغیرهای ورودی و پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری آن‌ها توسط مدل‌های GMDH ساخته شده، روابطی برای تبدیل مقدار UCS از حالت تثبیت شده با آهک به حالت تثبیت شده با سیمان ارائه شد. همان‌طور که در شکل ۱۳ می‌توان دید، چهار



شکل ۱۳. رابطه مقاومت فشاری تک‌محوری نمونه‌های تثبیت شده با آهک و سیمان

۶. نتیجه‌گیری

GMDH-CUCS در پیش‌بینی مقادیر مقاومت فشاری

تک‌محوری کم‌خطا تر عمل کرده است.

- در محدوده داده‌های مورد ارزیابی در این مقاله و در مورد خاک تثبیت شده با سیمان، پارامتر ورودی درصد سیمان بیشترین تأثیر و پارامتر زمان عمل‌آوری کمترین تأثیر را بر مقاومت فشاری تک‌محوری دارند. اما در مورد خاک تثبیت شده با آهک پارامتر ورودی درصد رطوبت و درصد آهک به ترتیب بیشترین و کمترین تأثیر را بر مقاومت فشاری تک‌محوری خواهند گذاشت.

- هر دو مدل GMDH-LUCS و GMDH-CUCS به شدت نسبت به تغییرات میزان خطا در اندازه‌گیری درصد رطوبت از خود واکنش نشان داده و افزایش MAPE به مراتب بیشتری را نسبت به دو پارامتر دیگر نتیجه دادند. که این خود نشان از اهمیت اندازه‌گیری این پارامتر در مطالعات آزمایشگاهی دارد. همین‌طور، دیده شد که نمونه‌های تثبیت شده با سیمان نسبت به مقادیر اندازه‌گیری درصد رطوبت حساس‌تر می‌باشند.

نتایج حاصل از این تحقیق به شرح زیر قابل بیان می‌باشند:

- مقادیر R^2 برای مدل GMDH-CUCS به ترتیب برابر با ۰/۹۵۲۹ و ۰/۹۴۵۲ برای داده‌های آموزش و آزمون به دست آمد که همین مقادیر برای مدل GMDH-LUCS به ترتیب برابر با ۰/۸۹۴ و ۰/۸۸۰۶ بود. مقایسه مقادیر R^2 نشان داد که مدل GMDH-CUCS از عملکرد بهتری در پیش‌بینی مقادیر مقاومت فشاری تک‌محوری برخوردار است.

- مقادیر RMSE مدل‌های GMDH-CUCS و GMDH-LUCS برای مجموعه داده‌های آموزش به ترتیب برابر با ۲۸۲/۸۵۹۴ و ۹۷/۶۷۴۳ برای مجموعه داده‌های آزمون به ترتیب برابر با ۲۸۶/۸۴۷۳ و ۹۷/۶۷۸۹ به دست آمدند که در تمامی موارد کمتر از ۰/۱ مقادیر حداکثر UCS در پایگاه داده بود. مقایسه مقادیر RMSE نشان داد که مدل

- نشان داده شد که با برازش توابع نمایی بر مقادیر پیش‌بینی شده توسط هر یک از مدل‌ها با استفاده از داده‌های تولید شده مصنوعی، می‌توان روابطی جهت تبدیل UCS نمونه‌های تثبیت شده با آهک به حالت تثبیت شده با سیمان ارائه کرد. مقادیر R^2 در تمامی روابط ارائه شده بیشتر از ۰/۹۹ به دست آمد.
- در مجموع، با توجه به دقت مدل‌های به دست آمده، می‌توان نتیجه گرفت که روش شبکه عصبی GMDH می‌تواند برای حل مسائل پیچیده ژئوتکنیک مفید واقع شود.
- پیشنهاد می‌شود که محققان در آینده، مدل به دست آمده در این مقاله را با سایر مدل‌های موجود مقایسه نمایند.

۷. مراجع

- ACI Committee. 1997. "State-of-the-art report on soil cement". ACI Mater. J., 87(4): 395-417.
- Alavi, A. and Gandomi, A. 2011. "A robust data mining approach for formulation of geotechnical engineering systems". Eng. Comput., 28(3): 242-274.
- Alavi, A. H., Gandomi, A. H. and Mollahasani, A. 2012. "A genetic programming-based approach for the performance characteristics assessment of stabilized soil". PP. 343-376. In: Variants of Evolutionary Algorithms for Real-World Applications, Springer, Berlin.
- Al-Dabbas, M. A., Schanz, T. and Yassen, M. J. 2012. "Proposed engineering of gypsiferous soil classification". Arab. J. Geosci., 5(1): 111-119.
- Ardakani, A. and Kordnaeij, A. 2017. "Soil compaction parameters prediction using GMDH-type neural network and Genetic Algorithm". Eur. J. Environ. Civ. Eng., doi.org/10.1080/19648189.2017.1304269.
- Das, B. M. 1990. "Principle of foundation engineering". PWS-KENT, Boston.
- Das, S. K., Samui, P. and Sabat, A. K. 2011. "Application of artificial intelligence to maximum dry density and unconfined compressive strength of cement stabilized soil". Geotech. Geol. Eng., 29(3): 329-342.
- Ferreira, C. 2001. "Gene expression programming: A new adaptive algorithm for solving problems". Complex Syst., 13(2): 87-129.
- GeneXpro Tools 4.0 [Computer software]. 2006. Gepsoft Ltd., Bristol, UK.
- Goharriz, M. and Marandi, S. M. 2016. "An optimized neuro-fuzzy group method of data handling system based on gravitational search algorithm for evaluation of lateral ground displacement". Int. J. Optim. Civ. Eng., 6(3): 385-403.
- Güllü, H. 2014. "Function finding via genetic expression programming for strength and elastic properties of clay treated with bottom ash". Eng. Appl. Artif. Intel., 35: 143-157.
- Javadi, A. A. and Rezaia, M. 2009. "Applications of artificial intelligence and data mining techniques in soil modeling". Geomech. Eng., 1(1): 53-74.
- Javdanian, H., Haddad, A. and Jafarian, A. 2015. "Evaluation of dynamic behavior of fine-grained soils using group method of data handling". J. Transport. Infrastruct. Eng., 1(3): 77-92.
- Khandelwal, M. and Singh, T. N. 2011. "Predicting elastic properties of schistose rocks from unconfined strength using intelligent approach". Arab. J. Geosci., 4(3-4): 435-442.
- Kogbara, R. B. and Al-Tabbaa, A. 2011. "Mechanical and leaching behaviour of slag-cement and lime-activated slag stabilised/solidified contaminated soil". Sci. Total Environ., 409(11): 2325-2335.
- Kordnaeij, A., Kalantary, F., Kordtabar, B. and Mola-Abasi, H. 2015. "Prediction of recompression index using GMDH-type neural network based on geotechnical soil properties". Soils Found., 55(6): 1335-1345.
- Madandoust, R., Ghavidel, R. and Nariman Zadeh, N. 2010. "Evolutionary design of generalized GMDH-type neural network for prediction of concrete compressive strength using UPV". Comput. Mater. Sci., 49(3): 556-567.
- Mallela, J., Quintus, H. V. and Smith, K. 2004. "Consideration of lime-stabilized layers in mechanistic-empirical pavement design". The National Lime Association, pp. 200-208.
- Motamedi, S., Shamsirband, S., Petković, D. and Hashim, R. 2015a. "Application of adaptive neuro-fuzzy technique to predict the unconfined compressive strength of PFA-sand-cement mixture". Powder Technol., 278: 278-285.
- Motamedi, S., Shamsirband, S., Hashim, R., Petković, D. and Roy, C. 2015b. "RETRACTED-Estimating unconfined compressive strength of cockle shell-cement-sand mixtures using soft computing methodologies". Engineering Structures, 98, 49-58.

- Mozumder, R. A., Laskar, A. I. and Hussain, M. 2017. "Empirical approach for strength prediction of geopolymer stabilized clayey soil using support vector machines". *Constr. Build. Mater.*, 132: 412-424.
- Najafzadeh, M. 2015. "Neuro-fuzzy GMDH based particle swarm optimization for prediction of scour depth at downstream of grade control structures". *Eng. Sci. Technol.*, 18(1): 42-51.
- Najafzadeh, M., Barani, G. A. and Azamathulla, H. M. 2013. "GMDH to predict scour depth around a pier in cohesive soils". *Appl. Ocean Res.*, 40: 35-41.
- Nelson, J. and Miller, D. J. 1997. "Expansive soils: Problems and practice in foundation and pavement engineering". John Wiley and Sons.
- Sathyapriya, S., Arumairaj, P. D. and Ranjini, D. 2017. "Prediction of unconfined compressive strength of a stabilised expansive clay soil using ANN and regression analysis (SPSS)". *Asian J. Res. Social Sci. Human.*, 7(2): 109-123.
- Suman, S., Mahamaya, M. and Das, S. K. 2016. "Prediction of maximum dry density and unconfined compressive strength of cement stabilised soil using artificial intelligence techniques". *Int. J. Geosynth. Ground Eng.*, 2(2): 1-11.
- Tabatabaei, A. M. 1997. "Road and airport pavement". University Publication Center, Tehran. (In Persian).
- Yang, Y., and Zhang, Q. (1997). A hierarchical analysis for rock engineering using artificial neural networks. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 30(4): 207-222.
- Zhang, H., Liu, X., Cai, E., Huang, G. and Ding, C. 2013. "Integration of dynamic rainfall data with environmental factors to forecast debris flow using an improved GMDH model". *Comp. Geosci.*, 56: 23-31.
- Ziari, H., Sobhani, J., Ayoubinejad, J. and Hartmann, T. 2016. "Prediction of IRI in short and long terms for flexible pavements: ANN and GMDH methods". *Int. J. Pavement Eng.*, 17(9): 776-788.