

## پیش بینی طرح اختلاط بهینه برای بهسازی خاک رس نرم با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی

حدیث بی باک<sup>۱</sup>، جهانگیر خزایی\*<sup>۲</sup>، حسین مویدی<sup>۳</sup>

اطلاعات مقاله	چکیده
دریافت مقاله: ۱۳۹۷/۰۶/۱۸ پذیرش مقاله: ۱۳۹۷/۱۲/۱۱	استفاده و کاربرد شبیه سازی مصنوعی در پیش بینی رفتار مصالح علی الخصوص هنگامی که نتایج واقعی داشته باشیم از نظر زمان و هزینه از اهمیت ویژه ای برخوردار است. بر این اساس در این پژوهش داده های آزمایش بدست آمده از آزمایش تک محوری روی نمونه های خاک تثبیت شده توسط آهک، پسماند و سیلیکات سدیم با شبکه عصبی (GRNN) و الگوریتم ژنتیک (برنامه ریزی بیان ژن (GEP)) مورد بررسی قرار گرفته است. بنابراین با توجه به نتایج مقاومت فشاری محدود نشده برای درصدهای محدودی که آزمایش انجام شده است شبیه سازی مصنوعی انجام و راستی آزمایی صورت گرفته است سپس با توسعه شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک برای حالت ها و درصدهای مختلف اختلاط در بهسازی خاک، درصد اختلاط بهینه تعیین شده است که با توجه به نتایج بدست آمده از مدل الگوریتم ژنتیک، طرح اختلاط بهینه برای این نوع خاک رس در ۶ درصد آهک، ۶ درصد پسماند صنعتی و ۱/۵ درصد سیلیکات سدیم می باشد. نتایج شبکه عصبی دارای قدرت پیش بینی مناسب تری نسبت به الگوریتم ژنتیک می باشد به طوری که بهترین پیش بینی برای مدل ۹۰ روزه شبکه عصبی با مقدار $R^2$ و RMSE به ترتیب برابر با ۰/۹۹۸ و ۰/۰۱۹ و کمترین پیش بینی برای مدل ۷ روزه الگوریتم ژنتیک با مقدار $R^2$ و RMSE به ترتیب برابر با ۰/۹۶۷ و ۰/۰۵۹ می باشد.
<b>واژگان کلیدی:</b> پسماند، تثبیت خاک، رس نرم، شبکه عصبی (GRNN)، الگوریتم ژنتیک (برنامه ریزی بیان ژن (GEP)).	

### ۱- مقدمه

افزودنی مورد استفاده لحاظ شود. از روش های مرسوم برای بهبود شرایط خاک های مساله دار تغییر دادن شرایط طبیعی خاک می باشد.

آهک یکی از مواد افزودنی است که با توجه به تاثیر آن بر پارامترهای مقاومتی بسیار مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است. راواس و همکاران در سال ۲۰۰۵ [۱]، گانیا و همکاران در سال ۲۰۰۷ [۲]، آزادگان و همکاران در سال ۲۰۱۰ [۳]، کاردوسو و همکاران در سال ۲۰۱۲ [۴]، خمیسا و همکاران در سال ۲۰۱۴ [۵]، از جمله پژوهشگرانی هستند که از آهک به

خاک رس نرم با توجه به کاهش شدید مقاومت و همچنین قابلیت تورم در حضور آب، یکی از خاک های مسئله دار می باشد و از طرف دیگر خاک رس، تشکیل دهنده اصلی خاک های بسیاری از سازه ها در بسیاری از مناطق می باشد. لذا ارائه راهکار مناسب و مطمئن برای تثبیت این گونه از خاک ها از اهمیت زیادی برخوردار می باشد. از سوی دیگر کاهش هزینه ها در پروژه های عمرانی و همچنین کاهش مخاطرات زیست محیطی مسائلی هستند که می تواند در انتخاب روش تثبیت و مواد

\* پست الکترونیک نویسنده مسئول: J.Khazaie@razi.ac.ir

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد ژئوتکنیک، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران

۲. استادیار، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران

۳. استادیار، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه صنعتی کرمانشاه، ایران

و نرون های بیولوژیک در دست باشد مطرح خواهند شد [۱۶]. هانا و همکاران در سال ۲۰۰۷ [۱۷] از شبکه های عصبی برای ارزیابی پتانسیل روانگرایی در نهشته های خاک با استفاده از داده های زلزله تایوان و ترکیه استفاده کردند. داس و همکاران در سال ۲۰۰۸ [۱۸] از شبکه عصبی برای پیش بینی زاویه اصطکاک باقی مانده استفاده کردند. در سال ۲۰۱۳ غلامنژاد و همکاران [۱۹] مدول تغییر شکل سنگ را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و روش های رگرسیونی پیش بینی کردند. امامی و یثربی در سال ۱۳۹۳ [۲۰] کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در تفسیر نتایج پرسیومتری را بررسی کردند. کوهساری و همکاران [۲۱] در سال ۱۳۹۴ عوامل موثر بر عملیات تراکم دینامیکی خاک های دانه ای را با استفاده از روش های فازی بررسی کردند. مزامدر و همکاران در سال ۲۰۱۵ [۲۲] از شبکه عصبی برای پیش بینی مقاومت فشاری محدود نشده خاک رس تثبیت شده با ژئوپلیمر استفاده کردند. المداگ و همکاران در سال ۲۰۱۵ [۲۳] به مدل سازی تغییر شکل یک توده سنگ رسوبی طبقه بندی شده با استفاده از شبکه عصبی، استنباط فازی و برنامه نویسی ژنتیک پرداختند. در سال ۱۳۹۵ احدیان و همکاران [۲۴] از شبکه های عصبی مصنوعی برای تخمین پتانسیل تحکیم خاک های رسی استفاده کردند. آن ها به این نتیجه رسیدند که سیستم تطبیقی<sup>۱</sup> ANFIS دارای دقت قابل قبولی می باشد. مویدی و همکاران در سال ۲۰۱۸ [۲۵] با استفاده از چندین مدل شبکه عصبی مصنوعی به مدل سازی و بهینه سازی ظرفیت باربری نهایی در نزدیکی یک شیب شنی پرداختند. قربانی و همکاران در سال ۲۰۱۸ [۲۶]، مقادیر مقاومت فشاری تک محوری و مقاومت کالیفرنیا شن سیلیتی تثبیت شده با میکروسیلیکا و آهک را با استفاده از مدل های شبکه عصبی پیش بینی کردند. امروزه با توجه به دو پارامتر زمان و هزینه که نقش بسزایی در تحقیقات و پروژه های مهندسی دارند استفاده از مدل های شبکه عصبی می تواند کمک شایانی به صرفه جویی در زمان و هزینه کند.

در مطالعه حاضر نتایج آزمایشگاهی حاصل از مواد افزودنی آهک، سیلیکات سدیم و پسماند صنعتی برای تثبیت خاک رس نرم براساس دو مدل شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک توسعه داده خواهد شد. تا بر این اساس امکان پیش بینی مقاومت تک محوری بر حسب تغییرات درصد مواد افزودنی خاک رس بهسازی شده بدون انجام آزمون های آزمایشگاهی فراهم گردد.

عنوان افزودنی برای تثبیت خاک استفاده کرده اند. از دیگر افزودنی ها می توان به سیلیکات سدیم اشاره کرد مویدی و همکاران در سال ۲۰۱۱ [۶] به این نتیجه رسیدند که از سیلیکات سدیم می توان به عنوان یک کاتالیزور در واکنش های شیمیایی استفاده کرد که باعث بهبود خصوصیات مکانیکی خاک می شود و همچنین آن ها دریافتند که سیلیکات سدیم به تنهایی نمی تواند پایداری مناسبی در خاک ایجاد کند. اورنا و همکاران در سال ۲۰۱۲ [۷] به تثبیت خاک مارن متورم شونده با استفاده از خاکستر بادی پرداختند. وکیلی و همکاران در سال ۲۰۱۶ [۸] دریافتند که نسبت سیلیکات سدیم از اهمیت زیادی برخوردار است که در صورت استفاده از درصد نامناسب تاثیر منفی بر روی پایداری خاک خواهد داشت. همچنین اخیرا استفاده از مواد بی مصرف و پسماند در فرآیند تثبیت و بهسازی مرسوم شده است. سانچز و همکاران در سال ۲۰۱۶ [۹] رفتار خاک مارن و خاک رس را در رابطه با استفاده از مواد افزودنی مختلفی بررسی کردند. در سال ۲۰۱۵ مدرس و همکاران [۱۰] از پسماند زغال سنگ و آهک، در سال ۲۰۱۷ موهانتی و همکاران [۱۱] از پسماند صنعتی برای تثبیت خاک رس استفاده کردند، حداد و همکاران [۱۱] در سال ۱۳۹۴ از خاکستر پوسته برنج همراه با افزودنی های دیگر برای تثبیت خاک ماسه ای لای دار استفاده کردند و در سال ۲۰۱۷ خزایی و همکاران [۱۲] از پسماند حاصل از فرآیند نرم کردن آب برای تثبیت خاک رس متورم شونده استفاده کردند که در نهایت به نتایج قابل قبولی دست پیدا کردند. در سال ۲۰۱۸ البراد و همکاران [۱۴] از ضایعات لاستیک های مستعمل خودرو به عنوان ماده ی پسماندی برای تثبیت خاک استفاده کردند. در سال ۲۰۱۸ لطیفی و همکاران [۱۵] به تثبیت خاک رس با استفاده از پسماند کلسیم کاربرد پرداختند. از سوی دیگر امروزه با توجه به دو پارامتر زمان و هزینه که نقش به سزایی در تحقیقات دارند، درباره شبکه های عصبی مصنوعی مقالات متعددی نوشته شده است و شبکه های عصبی کاربردهای زیادی در رشته های مختلف علوم در هر دو جهت نظری و عملی پیدا کرده اند. بیشتر پیشرفت ها در شبکه های عصبی به ساختارهای نوین و روش های یادگیری جدید مربوط می شود. باید توجه داشت که در حال حاضر اطلاعات موجود درباره نحوه عملکرد مغز بسیار محدود است و مهم ترین پیشرفت ها در شبکه عصبی در آینده و زمانی که اطلاعات بیشتری از چگونگی عملکرد مغز

<sup>۱</sup> Adaptive Neuro-Fuzzy Inference system

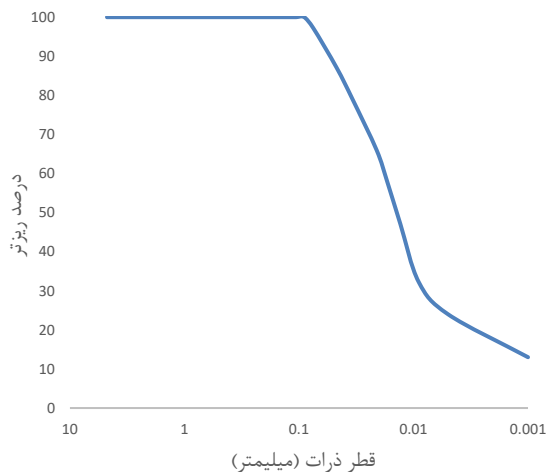
جدول ۱- خلاصه مطالعات انجام شده آزمایشگاهی

شماره	نویسندگان	آزمایش های انجام گرفته	افزودنی های مورد استفاده	نتایج
۱	Urena et all(2012)	۱.حدود اتربرگ ۲.آزمایش تحکیم ۳.آزمون pH ۴. آنالیز XRD ۵.آنالیز XRF	خاکستر بادی	۱.کاهش مقدار PI و افزایش مقدار pH ۲.کاهش مقدار تورم ۳.افزایش مقاومت خاک بهسازی شده با کاهش مقدار اسمکتیت با بررسی آنالیزهای انجام شده
۲	Sol-Sanchez et all(2016)	۱.آزمون pH ۲. آنالیز XRD ۳.آنالیز XRF	۱. آهک معمولی ۲.آهک دولومیتی(آهک دارای منیزیم) ۳.سرباره فولاد ۴.خاکستر بادی	۱.بدست آمدن رابطه بین pH و کرنات ۲. بدست آمدن رابطه بین pH و اندازه دانه ها ۳.افزایش pH با افزایش افزودنی ها به جز سرباره فولاد ۴. بهبود خواص فیزیکی و مکانیکی با افزایش اندازه ذرات ۵. تاثیر بیشتر افزودنی ها بر خاک رس نسبت به خاک مارن ۶. افزایش pH، کرنات و اندازه ذرات با افزایش آهک دولومیتی
۳	Mohanty et all(2017)	۱. حدود اتربرگ ۲.آزمایش UCS ۳.آزمایش CBR	پسماند صنعتی	۱. افزایش مقدار CBR ۲. کاهش PI ۳.کاهش شاخص تورم ۴.افزایش مقاومت فشاری
۴	Latifi et all(2018)	۱.آزمایش UCS ۲.آنالیز XRD ۳.آنالیز FESEM	پسماند کلسیم کاربید(CCR)	۱.افزایش مقاومت و تراکم پذیری ۲. کاهش خلل و فرج و تشکیل خاک متراکم تر

جدول ۲- خلاصه مطالعات انجام شده شبکه عصبی

شماره	نویسندگان	پارامتر مورد بررسی	شبکه عصبی مورد استفاده	نتایج
۱	Hanna et all(2007)	ارزیابی پتانسیل روانگرایی در نهشته های خاک براساس حدود اتربرگ و زاویه اصطکاک خاک	مدل ANN	پیش بینی معادله براساس پارامترهای مدل
۲	Gholamnejad (2013)	مدول تغییر شکل سنگ	۱.شبکه عصبی مصنوعی ۲.روش های رگرسیون	دقت بیشتر شبکه عصبی مصنوعی نسبت به رگرسیون
۳	Mozumder et all (2015)	پیش بینی مقاومت فشاری محدود نشده خاک رس تثبیت شده با ژئوپلیمر	۱.مدل ANN ۲.آنالیز رگرسیون چند متغیره(MVR)	دقت بیشتر مدل ANN در پیش بینی UCS نسبت به مدل MVR
۴	Alemdag et all(2015)	مدل سازی تغییر شکل توده سنگ رسوبی	۱. شبکه عصبی مصنوعی ۲.استنباط فازی ۳.برنامه نویسی ژنتیک	دقت بیشتر برنامه نویسی ژنتیک نسبت به منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی
۵	Moayed et all(2018)	مدل سازی و بهینه سازی ظرفیت باربری در نزدیکی یک شیب شنی	۱.مدل FFNN ۲.مدل GRNN ۳.مدل ANFIS	قابلیت اطمینان بالای مدل FFNN نسبت به سایر مدل ها

استاندارد AASHTO T27 انجام و نتایج حاصل از آزمایش دانه بندی و هیدرومتری در شکل (۱) نشان داده شده است.



شکل ۱- آزمایش دانه بندی و هیدرومتری

### ۲-۲- پسماند صنعتی

پسماند حاصل از نرم کردن آب در واحدهای صنعتی یکی از افزودنی های مورد استفاده در این پژوهش می باشد که از نیروگاه واقع در شهرستان بیستون تهیه شده است. ترکیب شیمیایی تشکیل دهنده این ماده ی پسماند براساس آزمایش XRF<sup>۱</sup> انجام شده در جدول ۱ می باشد.

### ۲-۳- سیلیکات سدیم

سیلیکات سدیم تجاری موجود در صنایع به عنوان فعال کننده قلیایی [۶] در این کار استفاده شده است. برای ترکیب شدن کامل و راحت به صورت پودر تهیه شده است. ترکیبات شیمیایی این ماده ی افزودنی بر اساس آزمایش XRF انجام شده در جدول ۱ آورده شده است.

### ۲-۴- آهک

آهک یکی دیگر از افزودنی هاست که در ابتدا به صورت سنگ آهک تهیه شده است و هنگام استفاده به آهک شکفته تبدیل شده است. مشخصات آهک مورد استفاده در این تحقیق به صورت نشان داده شده در جدول ۱ می باشد.

در شکل (۲) مواد مورد استفاده در آزمایشات آزمایشگاهی مشاهده می شود.

در این تحقیق مجموعاً ۶۳ آزمایش مقاومت فشاری محدود نشده انجام گرفت که در آن ۳ آزمایش روی خاک بهسازی نشده، ۱۵ آزمون برای تعیین مقدار درصد مطلوب آهک، ۴۵ آزمایش بر روی نمونه های بهسازی شده با پسماند صنعتی، آهک و سیلیکات سدیم

## ۲- مواد و روش ها

### ۲-۱- خاک

خاک مورد استفاده در این تحقیق خاک رس نرم می باشد که از منطقه کیهان شهر واقع در شهرستان کرمانشاه تهیه شده است. مشخصات ژئوتکنیکی خاک مورد نظر در جدول ۳ آورده شده است.

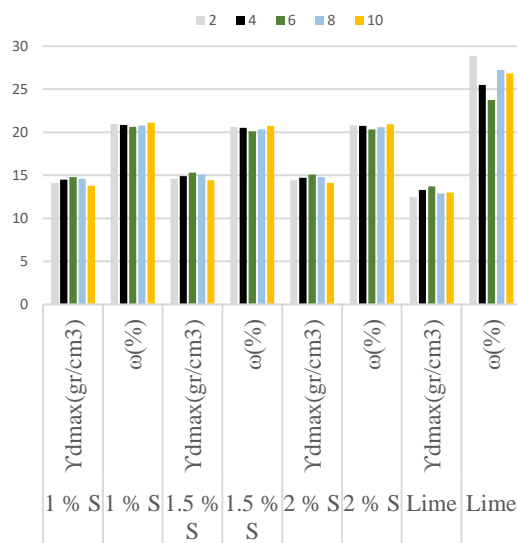
جدول ۳- مشخصات ژئوتکنیکی خاک

مقدار	خصوصیات
<b>پارامترهای پایه</b>	
۱۰۰	عمق (cm)
۲۴	مقدار رطوبت طبیعی (%)
۴۴/۷۷	حد خمیری (%)
۲۴/۷۷	حد پلاستیک (%)
۱۲/۲۴	حد انقباض (%)
۲۰	شاخص پلاستیک (%)
۲۱/۰۱	مقدار رطوبت بهینه (%)
۱/۳۳	وزن مخصوص خشک حداکثر ( $gr/cm^3$ )
۷	PH
۰/۱۱	چسبندگی (KPa)
۲۷	زاویه اصطکاک ( $^{\circ}$ )
<b>مواد تشکیل دهنده ماده پسماند (%)</b>	
۹۴	Ca(OH) <sub>2</sub>
۱	MgCO <sub>3</sub>
۰/۵	Mg(OH) <sub>2</sub>
۰/۵	Fe(OH) <sub>3</sub>
۴	SiO <sub>2</sub>
<b>مواد تشکیل دهنده سیلیکات سدیم (%)</b>	
۲۷	Na <sub>2</sub> O
۵۴	SiO <sub>2</sub>
۱۸	H <sub>2</sub> O
<b>مواد تشکیل دهنده آهک (%)</b>	
۱/۱۹	SiO <sub>2</sub>
۰/۶۹	Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub>
۰/۱۲	Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub>
۷۱/۴	CaO
۰/۵۳	MgO
۰/۱	K <sub>2</sub> O
۰/۱	Na <sub>2</sub> O
۰/۱	SO <sub>3</sub>
۰/۱	MnO
۰/۱	SrO
۲۵/۸۶	L. O. I

با آزمایشات انجام شده بر روی آن مشخص گردید که نوع آن، ریزدانه با قابلیت تورم پایین می باشد. آزمایش دانه بندی مطابق

<sup>۱</sup> X-Ray Fluorescence

تغییرات وزن مخصوص خشک حداکثر و درصد رطوبت بهینه برای ۶ درصد آهک و درصدهای مختلف پسماند صنعتی و سیلیکات سدیم آزمایشگاهی در شکل (۳) خلاصه شده است.



شکل ۳ - مقایسه وزن مخصوص خشک و درصد رطوبت بهینه برای خاک تثبیت شده با مواد افزودنی

نتایج آزمایشگاهی مطابق شکل (۴) نشان می‌دهد که با افزایش مقدار پسماند تا ۶ درصد مقدار مقاومت با افزایش همراه بوده است اما با اضافه کردن بیشتر ماده پسماند تاثیر معکوس داشته و مقدار مقاومت کاهش پیدا کرده است و همچنین با افزایش مقدار سیلیکات سدیم که به عنوان یک ماده‌ی فعال کننده در اینجا استفاده شده است، می‌توان گفت تاثیر این افزودنی از پسماند شیمیایی بیشتر بوده است و در ابتدا تا مقدار ۱/۵ درصد مقدار مقاومت با افزایش همراه بوده است اما با اضافه کردن بیشتر این ماده مقدار مقاومت کاهش پیدا کرده است و می‌توان نتیجه گرفت که مقدار بهینه پسماند شیمیایی و سیلیکات سدیم با توجه به آزمون تک محوری که نتایج آن در شکل (۹) نشان داده شده است به ترتیب در ۶ درصد و ۱/۵ درصد بوده است. بنابراین مقادیر بهینه پسماند صنعتی و سیلیکات سدیم در هر دو آزمون با هم هم‌خوانی داشته و بهترین نتایج در هر دو آزمون در ۶ درصد پسماند صنعتی و ۱/۵ درصد سیلیکات سدیم حاصل شده است.

### ۳- تئوری تحقیق

شبکه عصبی مصنوعی یک سیستم پردازش اطلاعات است که دارای ویژگی‌های مشترکی با شبکه عصبی طبیعی است. شبکه عصبی مصنوعی تعمیم یافته مدل‌های ریاضی تشخیص انسان بر اساس زیست‌شناسی عصبی هستند. یک شبکه عصبی متشکل از

انجام شد. در جدول ۴ طرح اختلاط مواد افزودنی در نمونه‌های آزمایشگاهی مختلف ارائه شده است.



شکل ۲- مواد افزودنی الف) سیلیکات سدیم، ب) پسماند، ج) خاک، د) آهک

جدول ۴ طرح اختلاط مواد افزودنی در نمونه‌های مختلف تک محوری

شماره نمونه	ماده پسماند (%)	سیلیکات سدیم (%)	آهک (%)
۱	۰	۰	۰
۲	۰	۰	۲
۳	۰	۰	۴
۴	۰	۰	۶
۵	۰	۰	۸
۶	۰	۰	۱۰
۷	۲	۱	۶
۸	۲	۱/۵	۶
۹	۲	۲	۶
۱۰	۴	۱	۶
۱۱	۴	۱/۵	۶
۱۲	۴	۲	۶
۱۳	۶	۱	۶
۱۴	۶	۱/۵	۶
۱۵	۶	۲	۶
۱۶	۸	۱	۶
۱۷	۸	۱/۵	۶
۱۸	۸	۲	۶
۱۹	۱۰	۱	۶
۲۰	۱۰	۱/۵	۶
۲۱	۱۰	۲	۶

هر کدام از نمونه‌ها در سه زمان ۷ و ۲۸ و ۹۰ روزه عمل آوری و تحت آزمون مقاومت فشاری محدود نشده قرار خواهند گرفت.

ها هم به عنوان فنوتیپ و هم به عنوان ژنوتیپ عمل می کنند. در این روش همیشه تمام تکثیرکننده ها راه حل هستند و امکان استفاده ی ناحیه خاصی از تکثیرکننده ها به عنوان راه حل مساله وجود ندارد. الگوریتم های ژنتیک، اغلب گزینه خوبی برای تکنیک های پیش بینی بر مبنای رگرسیون هستند. هوش مصنوعی GA یک تکنیک برنامه نویسی است که از تکامل ژنتیکی به عنوان یک الگوی حل مساله استفاده می کند. مساله ای که باید حل شود دارای ورودی هایی می باشد که طی یک فرایند الگوبرداری شده از تکامل ژنتیکی به راه حل ها تبدیل می شود. سپس راه حل ها به عنوان کاندیداها توسط تابع ارزیاب، مورد ارزیابی قرار می گیرند و چنانچه شرط خروج مساله را هم شده باشد الگوریتم خاتمه می یابد. الگوریتم ژنتیک به طور کلی مبتنی بر تکرار است که اغلب بخش های آن به صورت فرایندهای تصادفی انتخاب می شوند. [۲۸]

برای ارزیابی دقت مدل های بدست آمده از برخی پارامترهای آماری استفاده می شود. پارامترهای آماری استفاده شده جذر میانگین مربعات خطا و ضریب تعیین می باشد. این توابع مقدار انحراف مقادیر پیش بینی شده با مقادیر واقعی را نشان می دهند.

۱. جذر میانگین مربعات خطا

۲. ضریب تعیین

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_m - y_p)^2}{n}} \quad (1)$$

$$R^2 = \left[ \frac{\sum_{i=1}^n (y_m - \bar{y}_m)(y_p - \bar{y}_p)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_m - \bar{y}_m)^2 \sum_{i=1}^n (y_p - \bar{y}_p)^2}} \right]^2 \quad (2)$$

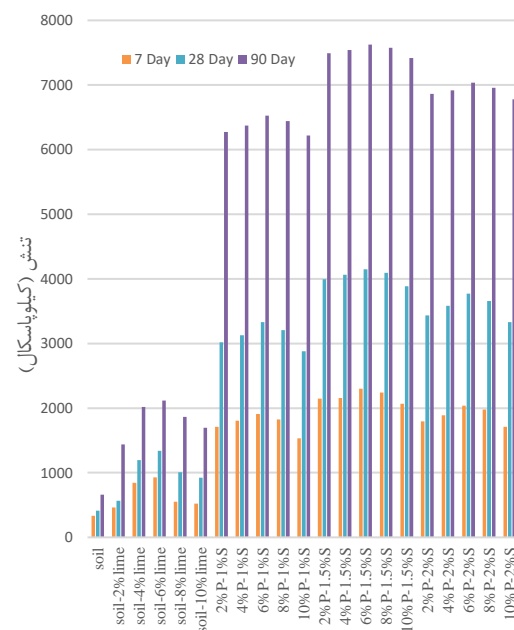
که در روابط بالا  $y_m$  مقادیر مشاهداتی،  $y_p$  مقادیر بدست آمده توسط معادلات،  $\bar{y}_m$  میانگین مقادیر مشاهداتی،  $\bar{y}_p$  میانگین مقادیر بدست آمده و  $n$  تعداد داده ها می باشد.

#### ۴- نتایج حاصل از شبیه سازی

##### ۴-۱- مدل های شبکه عصبی GRNN

شبکه عصبی رگرسیون عمومی<sup>۳</sup> (GRNN) در رده شبکه های عصبی احتمالاتی قرار گرفته است. این نوع شبکه عصبی مانند دیگر شبکه های عصبی احتمالاتی تنها به مقداری داده آموزشی شبکه عصبی پس انتشار نیاز دارد. عدم نیاز به دانش اضافی برای دستیابی به پاسخ رضایت بخش از دیگر ویژگی های این روش است. این عوامل شبکه عصبی GRNN را به ابزاری مفید برای پیش بینی و مقایسه رفتار بسیاری از سیستم ها تبدیل کرده است، به طوریکه اغلب از آن ها به عنوان توابع تخمین استفاده می شود

تعداد زیادی اجزای پردازشگر ساده است که نرون یا گره<sup>۱</sup> نامیده می شوند. هر نرون به وسیله پیوندها یا یال های جهت داری که هر یک وزن مربوط به خود را دارند، به نرون های دیگر متصل می شود. این وزن ها اطلاعات به کار رفته توسط شبکه برای حل مسئله را نشان می دهند. هر نرون یک حالت درونی دارد که فعال سازی یا سطح فعالیت<sup>۲</sup> آن نامیده می شود و تابعی از ورودی های دریافتی است. وارن مک کلاچ و والتر پیتز (۱۹۴۰) شبکه هایی را طراحی کردند که به طور کلی به عنوان اولین شبکه عصبی مصنوعی شناخته می شوند. این محققان دریافتند که ترکیب تعداد زیادی نرون ساده در سیستم های عصبی منبع افزایش قدرت محاسباتی است. [۲۷]



شکل ۴ خلاصه نتایج آزمون های آزمایشگاهی تاثیر ماده پسماند و سیلیکات سدیم بر مقاومت فشاری تک محوری

##### ۳-۱- شبکه عصبی

##### ۳-۲- الگوریتم ژنتیک (GA)

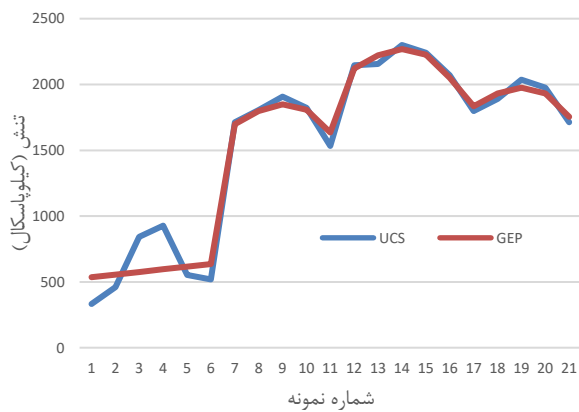
الگوریتم ژنتیک (GA) روش جستجوی احتمالاتی فراگیر است که توسط جان هلند ابداع شد. این الگوریتم از نظریه تکامل زیستی در سیستم های کامپیوتری استفاده می کند. در این روش راه حل های مساله در رشته هایی با طول ثابت و به صورت ۰ و ۱ کدگذاری می شوند و جمعیتی از این رشته ها ایجاد می شود تا راه حل مناسبی برای مسئله استنتاج نمایند و در هر نسل افراد به وسیله عملگرهایی از قبیل جهش، تزیج، وارون سازی بهبود می یابند و براساس شایستگی شان انتخاب می شوند، در GA کروموزوم

<sup>3</sup> General Regression Neural Network (GRNN)

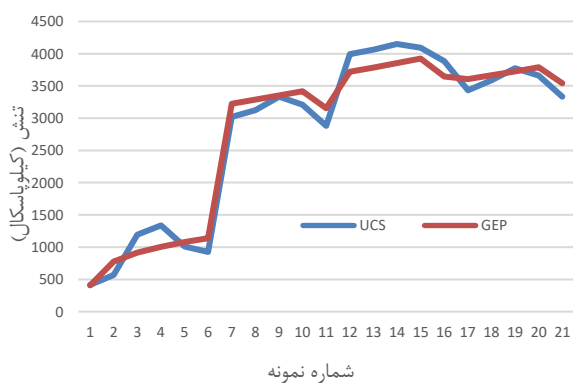
<sup>1</sup> Node

<sup>2</sup> Activity Level

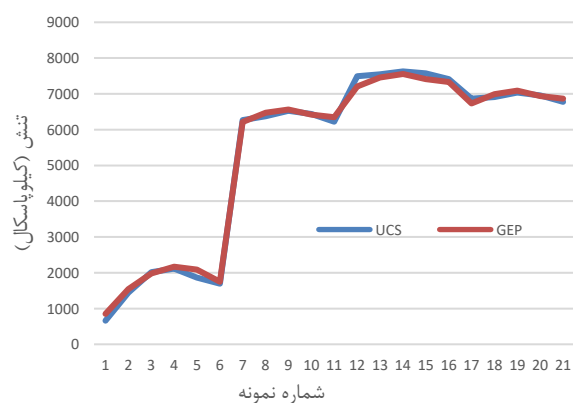
سبب تکامل برنامه‌های رایانه‌ای با شکل‌های متفاوت و طول‌های کدگذاری شده در کروموزوم‌های خطی با اندازه ثابت می‌شود [۲۹]. برای شبیه سازی برنامه ریزی بیان ژن از نرم افزار GeneXproTools4 استفاده گردید. در شکل (۶) نتایج بدست آمده برای مدت زمان ۷، ۲۸ و ۹۰ روزه نشان داده شده است.



الف) نمونه ۷ روزه



ب) نمونه ۲۸ روزه

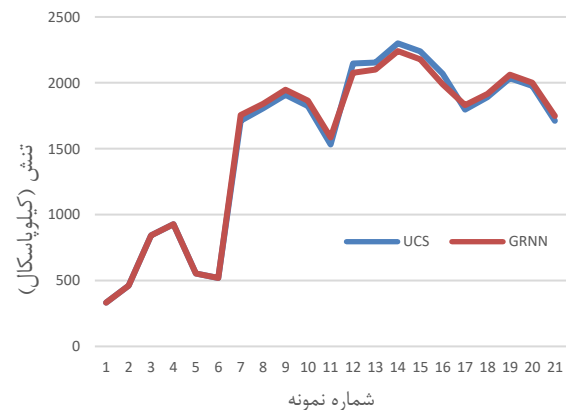


ج) نمونه ۹۰ روزه

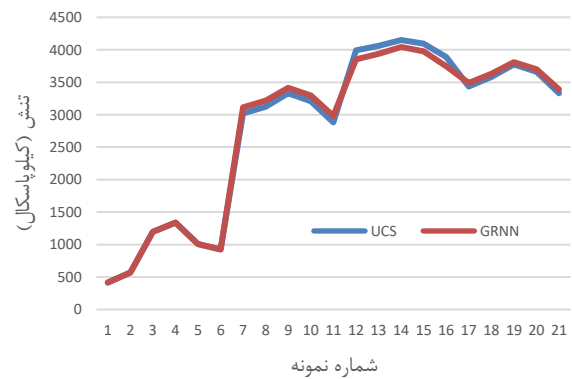
شکل ۶- نتایج برنامه ریزی بیان ژن (GEP)

رابطه پیش بینی شده برای مقاومت فشاری تک محوری (UCS) در مدل برنامه ریزی بیان ژن به شرح زیر می‌باشد.

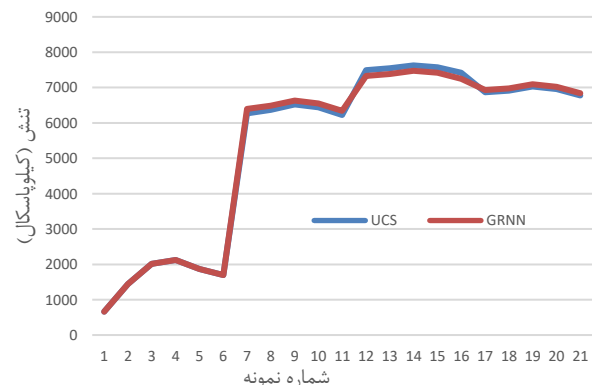
[۲۷]. برای شبیه سازی شبکه عصبی از جعبه ابزار Neural Network برنامه MATLAB استفاده گردید.



الف) نمونه ۷ روزه



ب) نمونه ۲۸ روزه



ج) نمونه ۹۰ روزه

شکل ۵- نتایج شبکه عصبی GRNN

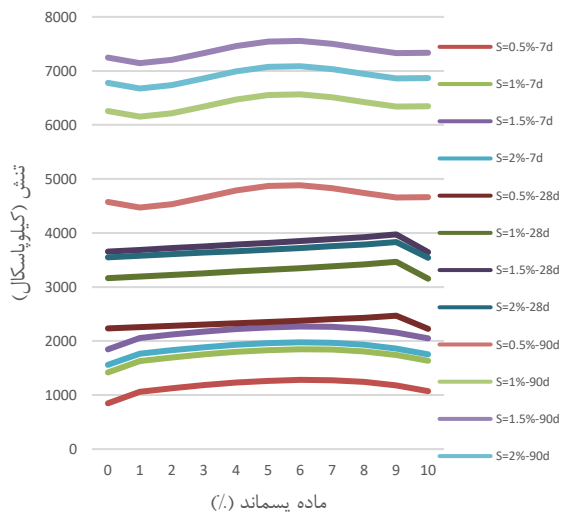
در شکل (۵) نتایج بدست آمده برای مدت زمان ۷، ۲۸ و ۹۰ روزه نشان داده شده است.

#### ۴-۲- مدل برنامه ریزی بیان ژن (GEP)

روش برنامه ریزی بیان ژن<sup>۱</sup> (GEP) توسعه‌ای از برنامه ریزی ژنتیک و تکنیک هوش مصنوعی تکاملی می‌باشد؛ برنامه ریزی بیان ژن

<sup>۱</sup> Gen Expression Programming (GEP)

و همچنین با افزایش مقدار سیلیکات سدیم که به عنوان یک ماده‌ی فعال کننده در اینجا استفاده شده است در ابتدا تا مقدار ۱/۵ درصد مقدار مقاومت با افزایش همراه بوده است اما با اضافه کردن بیشتر این ماده مقدار مقاومت کاهش پیدا کرده است و می‌توان نتیجه گرفت که مقدار بهینه پسماند شیمیایی و سیلیکات سدیم با توجه به مدل برنامه‌ریزی بیان ژن به ترتیب در ۶ درصد و ۱/۵ درصد بوده است.



شکل ۷- نتایج حاصل از برنامه ریزی بیان ژن براساس معادلات پیش بینی شده

### ۴-۳- مقایسه نتایج حاصل از شبیه‌سازی به روش شبکه

#### عصبی با الگوریتم ژنتیک

جدول ۵ نتایج حاصل از شبیه‌سازی به روش شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک را بصورت مقایسه‌ای نشان می‌دهد. همانطور که در جدول مشخص است نتایج هر دو روش به یکدیگر نزدیک و دارای عملکرد مشابهی هستند، نتایج پیش بینی برای مدل‌های ۲۸، ۷ و ۹۰ روزه GRNN با  $R^2$  به ترتیب ۰/۹۹۶، ۰/۹۹۶ و ۰/۹۹۸ و RMSE به ترتیب ۰/۰۲۹، ۰/۰۲۶ و ۰/۰۱۹ نسبت به مدل GEP با  $R^2$  به ترتیب ۰/۹۶۷، ۰/۹۷۳ و ۰/۹۹۷ و RMSE به ترتیب ۰/۰۵۹، ۰/۰۴۳ و ۰/۰۲۱ نشان از بهبود عملکرد شبکه عصبی (GRNN) نسبت به الگوریتم ژنتیک (GEP) را دارد. در شکل (۸) نتایج پیوستگی دو روش مشخص شده است. با توجه به نتایج بدست آمده و مشخص است که مدل‌های ارائه شده دارای قدرت تخمین مناسبی جهت پیش‌بینی مقاومت فشاری تک محوری در شرایط آزمایشی می‌باشد. روش شبکه عصبی (GRNN) عملکرد بهتری نسبت به روش الگوریتم ژنتیک (GEP) در پیش‌بینی مقاومت نهایی تک محوری را داراست.

$$USC_{7days} = \left( ((-9.566132 - W) + (6^3)) \right. \quad (3)$$

$$\left. * \left( (S + S) + \left( W^{\frac{1}{3}} \right) \right) \right)$$

$$+ ((9.930664 * 6)$$

$$+ (8.122131^3))$$

$$- ((W^2) * (W - 8.122131))$$

$$+ \left( \frac{((S^3) - (S * 5.847199))^4}{SQRT((5.847199^{\frac{1}{3}}))} \right)$$

$$USC_{28days} = \left( \left( W - \left( \frac{1}{(W + -9.902131)} \right) \right) \right. \quad (4)$$

$$+ ((-9.213653 - S)^2)$$

$$* \left( \left( \left( (0.33017 + 6) + 6 \right)^{\frac{1}{4}} \right) \right)$$

$$+ ((S * 6) * 0.85591)$$

$$* \left( \left( \left( (4.335785 - S) \right) \right) \right)$$

$$+ 1.004486) - S)$$

$$+ \left( \left( \frac{1}{1.004486} \right)^4 \right)$$

$$USC_{90days} = \left( \left( \left( -(W - 5.400818) \right) \right)^4 \right) \quad (5)$$

$$- \left( \left( (W - 5.68096) * 6 \right)^2 \right)$$

$$+ \left( \left( (6.559784 * 9.591278) \right) \right)$$

$$* (6 * 6.559784)$$

$$- \left( (S^5) * (S^5) \right)$$

$$+ \left( \left( \left( \left( \left( \left( 9.992554^{\frac{1}{5}} \right) \right) \right) \right) \right) \right)$$

$$* -6.873932$$

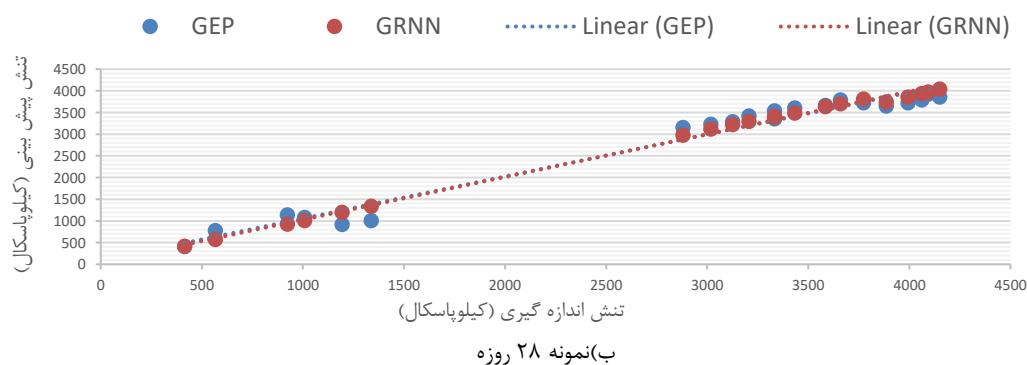
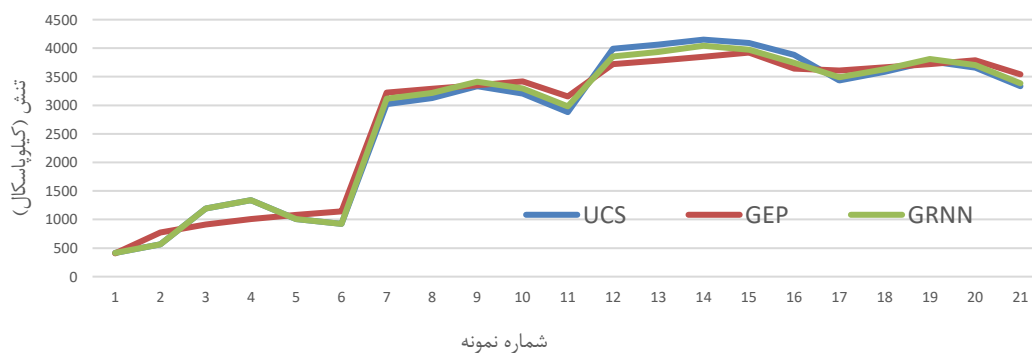
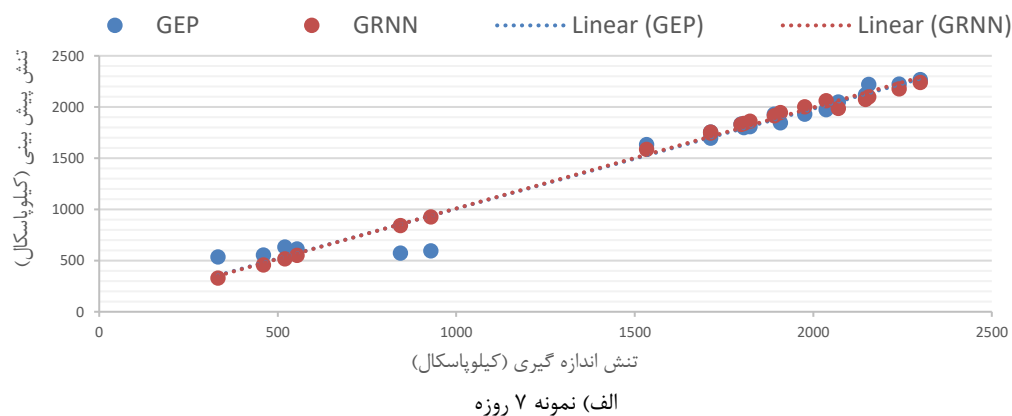
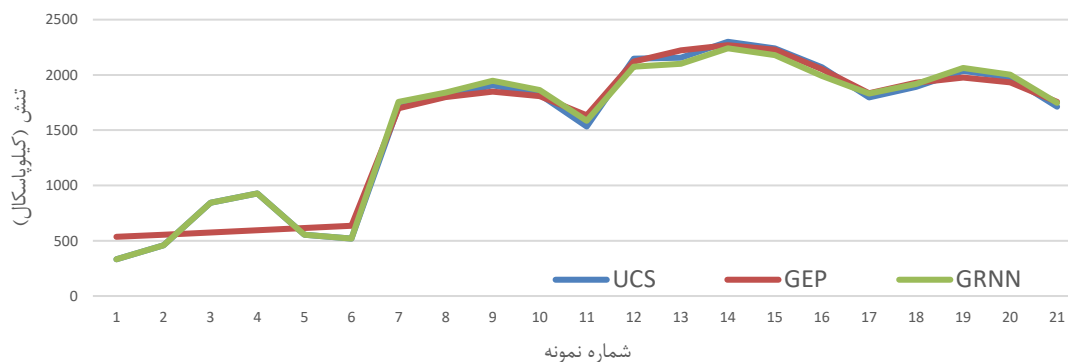
$$\left. * (-6.873932 + S) \right)^2 * S$$

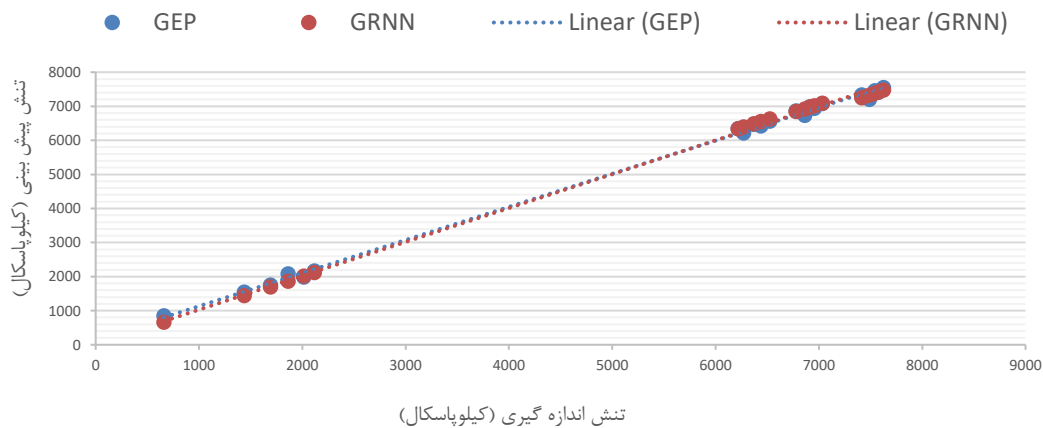
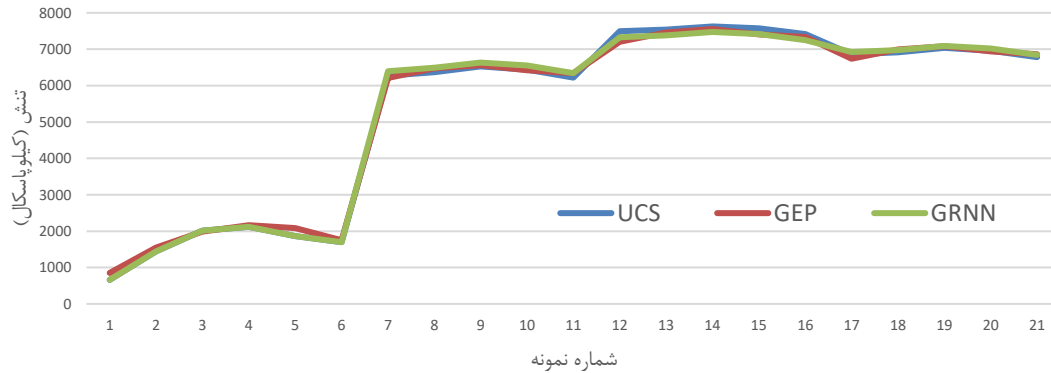
در تمامی روابط فوق: W درصد پسماند صنعتی و S درصد سیلیکات سدیم در طرح اختلاط بهسازی خاک می‌باشد. در شکل (۷) نمودار نتایج حاصل از برنامه ریزی بیان ژن براساس معادلات بدست آمده برای مقاومت فشاری تک محوری که مقدار آهک برابر با ۶ درصد و براساس درصدهای مختلف پسماند صنعتی و سیلیکات سدیم، پیش‌بینی شده توسط مدل ارائه شده است. همانطور که ملاحظه می‌شود با افزایش مقدار پسماند تا ۶ درصد مقدار مقاومت با افزایش همراه بوده است اما با اضافه کردن بیشتر ماده پسماند تاثیر معکوس داشته و مقدار مقاومت کاهش پیدا کرده است که البته در بعضی مقادیر ناهماهنگی‌هایی دیده می‌شود



جدول ۵- نتایج پیش بینی مقاومت نهایی تک محوری

	روزه ۷		روزه ۲۸		روزه ۹۰	
	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE
GRNN	۰/۹۹۶	۰/۰۲۹	۰/۹۹۶	۰/۰۲۶	۰/۹۹۸	۰/۰۱۹
GEP	۰/۹۶۷	۰/۰۵۹	۰/۹۷۳	۰/۰۴۳	۰/۹۹۷	۰/۰۲۱





تنش اندازه گیری (کیلوپاسکال)

(ج) نمونه ۹۰ روزه

شکل ۸- مقایسه نتایج پیش بینی

## ۵- جمع بندی و نتیجه گیری

بکارگیری مدل های شبیه سازی در پیش بینی رفتار مصالح همواره از اهمیت بالایی برخوردار بوده و هست. در این پژوهش تلاش شد تا با استفاده از نتایج محدود آزمون های آزمایشگاهی انجام شده و در دسترس در ارتباط با بهسازی و تثبیت خاک با استفاده از آهک، پسماند صنعتی و سیلیکات سدیم، طرح اختلاط بهینه جهت بهسازی خاک در شرایطی که درصد آهک ثابت است پیش بینی و کنترل شود. در این راستا از الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی جهت پیش بینی مقاومت فشاری محدود نشده در بهسازی خاک استفاده شده است. نتایج حاصل از آزمون تراکم برای درصدهای متفاوت سیلیکات سدیم و پسماند صنعتی نشان از بهبود نتایج با هر درصد استفاده از این افزودنی ها دارد و بهترین نتیجه برای ۶ درصد پسماند و ۱/۵ درصد سیلیکات سدیم حاصل شده است که وزن مخصوص خشک و درصد رطوبت بهینه به ترتیب ۱۰ و ۲۰ درصد بهبود داشته اند.

نتایج آزمون مقاومت فشاری محدود نشده نیز حاکی از افزایش چشمگیر استحکام نمونه های تثبیت شده با ۶ درصد پسماند و ۱/۵ درصد سیلیکات سدیم داشته است. با توجه به نمودارهای بدست آمده از مدل برنامه ریزی بیان ژن نیز می توان گفت بهترین طرح اختلاط برای مواد افزودنی در ۶ درصد آهک، ۶ درصد پسماند صنعتی و ۱/۵ درصد سیلیکات سدیم می باشد. بهترین پیش بینی برای مدل ۹۰ روزه شبکه عصبی با مقدار  $R^2$  و RMSE به ترتیب برابر با ۰/۹۹۸ و ۰/۰۱۹ و کمترین پیش بینی برای مدل ۷ روزه الگوریتم ژنتیک با مقدار  $R^2$  و RMSE به ترتیب برابر با ۰/۹۶۷ و ۰/۰۵۹ می باشد. نتایج پیش بینی برای مدل های ۷، ۲۸ و ۹۰ روزه GRNN با  $R^2$  به ترتیب ۰/۹۹۶، ۰/۹۹۸ و ۰/۹۹۶ و RMSE به ترتیب ۰/۰۲۹، ۰/۰۲۶ و ۰/۰۱۹ نسبت به مدل GEP با  $R^2$  به ترتیب ۰/۹۶۷، ۰/۹۷۳ و ۰/۹۹۷ و RMSE به ترتیب ۰/۰۵۹، ۰/۰۴۳ و ۰/۰۲۱ نشان از بهبود عملکرد شبکه عصبی (GRNN) نسبت به الگوریتم ژنتیک (GEP) را دارد.

## مراجع

- [1] A. A. Al-Rawas, A. W.Hago, and H. Al-Sarmi, "Effect of lime, cement and Sarooj (artificial pozzolan) on the swelling potential of an expansive soil from Oman". *Building and Environment*, Vol.40, No.5, 2005, pp. 681-687.
- [2] Y. Guney, D.Sari, M.Cetin, and M.Tuncan, "Impact of cyclic wetting–drying on swelling behavior of lime-stabilized soil", *Building and Environment*, Vol.42, No.2 , 2007, pp.681-688.
- [3] O. Azadegan, M. J.Yaghoubi, and G. R. Pourebrahim, "Effect of completely dried materials in natural condition on mechanical properties of lime/cement treated soils", *Electronic Journal of Geotechnical Engineering*, 2010, Vol. 15, pp.1727-1736.
- [4] R. Cardoso, and E. M. das Neves, "Hydro-mechanical characterization of lime-treated and untreated marls used in a motorway embankment", *Engineering geology*, Vol. 133, 2012, pp. 76-84.
- [5] M. Khemissa, and A. Mahamedi, "Cement and lime mixture stabilization of an expansive overconsolidated clay". *Applied Clay Science*, Vol. 95, 2014, pp.104-110.
- [6] H. Moayedi, B. B. Huat, F. Moayedi, A.Asadi, and A. Parsaie, "Effect of sodium silicate on unconfined compressive strength of soft clay". *Electronic Journal of Geotechnical Engineering*, Vol.16, 2011, pp.289-295.
- [7] C. Ureña, J. M. Azañón, J. M.Caro, C.Irigaray, F. Corpas, A. Ramírez, and, I.Mochón, "Use of Biomass Ash as a stabilization agent for expansive marly soils (SE Spain)", 2012, EGU General Assembly.
- [8] M. V. Vakili, A. Chegenizadeh, H. Nikraz, and M. Keramatikerman, "Investigation on shear strength of stabilised clay using cement, sodium silicate and slag", *Applied Clay Science*, Vol.124, 2016, pp.243-251.
- [9] M. Sol-Sánchez, J.Castro, C. G.Ureña, and J. M. Azañón, "Stabilisation of clayey and marly soils using industrial wastes: pH and laser granulometry indicators". *Engineering geology*, Vol. 200, 2016, pp.10-17.
- [10] A. Modarres, and Y. M. Nosoudy, "Clay stabilization using coal waste and lime—Technical and environmental impacts", *Applied clay science*, Vol.116, 2015, pp.281-288.
- [11] S. K. Mohanty, P. K. Pradhan, and C. R. Mohanty, "Stabilization of expansive soil using industrial wastes", *Geomechanics and engineering*, Vol.12, No.1 , 2017, pp.111-125.
- [۱۲] عبدالحسین حداد و سید حسن دستی گردی، "ارزیابی پتانسیل رمبندگی خاک ماسه ای لای دار تثبیت شده با میکروسیلیس، بنتونیت و خاکستر پوسته برنج"، نشریه مدل سازی در مهندسی، دوره ۱۳، شماره ۴۲، پاییز ۱۳۹۴، صفحه ۸۷-۱۰۱.
- [13] J. Khazaei, and H. Moayedi, "Soft expansive soil improvement by eco-friendly waste and quick lime", *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2017, pp.1-10.
- [14] M. A. M. Al-Bared, A. Marto, and N. Latifi, "Utilization of recycled tiles and tyres in stabilization of soils and production of construction materials—A state-of-the-art review", *KSCE Journal of Civil Engineering*, Vol. 22, No.10 , 2018, pp.3860-3874.
- [15] N. Latifi, F.Vahedifard, E. Ghazanfari, and A. S. A. Rashid, "Sustainable usage of calcium carbide residue for stabilization of clays" *Journal of Materials in Civil Engineering*, Vol. 30, No.6, 2018, 04018099.

[۱۶] غلامعلی شفابخش، فریبرز فتحی و علی زایرزاده، "اولویت بندی اصلاح نقاط پرحادثه راهها با کمک شبکه عصبی مصنوعی"، نشریه مدل سازی در مهندسی، دوره ۸، شماره ۲۰، بهار ۱۳۸۹، صفحه ۸۱-۷۱.

[17] A. M. Hanna, D. Ural, and G. Saygili, "Neural network model for liquefaction potential in soil deposits using Turkey and Taiwan earthquake data", *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, Vol.27, No.6, 2007, pp. 521-540.

[18] S. K. Das, and P. K. Basudhar, "Prediction of residual friction angle of clays using artificial neural network", *Engineering Geology*, Vol.100, No.3-4, 2008, pp.142-145.

[19] J. Gholamnejad, H. Bahaaddini, and M. Rastegar, "Prediction of the deformation modulus of rock masses using Artificial Neural Networks and Regression methods", *Journal of Mining and Environment*, Vol.4, No.1, 2013, pp.35-43.

[۲۰] محمد امامی، سید شهاب الدین یثربی، "کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در تفسیر نتایج آزمایش پرسیمتری". مجله عمران مدرس، جلد ۴، ۱۳۹۳، صفحه ۲۵-۱۱.

[۲۱] حمید کوهساری، امیر نجفی، حمید علی الهی و محمد آدم پیرا، "بررسی عوامل مؤثر بر عملیات تراکم دینامیکی در خاک های دانه ای مبتنی بر روش فازی". نشریه مدل سازی در مهندسی، دوره ۱۳، شماره ۴۳، زمستان ۱۳۹۴، صفحه ۱۵۸-۱۴۳.

[22] R. A. Mozumder and A. I. Laskar, "Prediction of unconfined compressive strength of geopolymer stabilized clayey soil using artificial neural network". *Computers and Geotechnics*, Vol.69, 2015, pp.291-300.

[23] S. Alemdag, Z. Gurocak, and C. Gokceoglu, "A simple regression based approach to estimate deformation modulus of rock masses". *Journal of African Earth Sciences*, Vol. 110, 2015, pp.75-80.

[۲۴] جواد احدیان، فاطمه بهروزی، "کاربرد سیستم تطبیقی ANFIS در تخمین پتانسیل تحکیم خاک های رسی". نشریه مدل سازی در مهندسی، دوره ۱۴، شماره ۴۵، تابستان ۱۳۹۵، صفحه ۳۱-۱۷.

[25] H. Moayedi and S. Hayati, "Modelling and optimization of ultimate bearing capacity of strip footing near a slope by soft computing methods". *Applied Soft Computing*, Vol.66, 2018, pp. 208-219.

[26] A. Ghorbani, and H. Hasanzadehshooiili, "Prediction of UCS and CBR of microsilica-lime stabilized sulfate silty sand using ANN and EPR models; application to the deep soil mixing", *Soils and foundations*, Vol.58, No.1, 2018, pp.34-49.

[۲۷] هادی ویسی، کبری مفاخری و سعید باقری شورکی، "مبانی شبکه های عصبی (ساختارها، الگوریتم ها و کاربردها)". انتشارات نص، چاپ چهارم، ۱۳۹۶.

[۲۸] بنفشه زهرایی و سید موسی حسینی، "الگوریتم ژنتیک و بهینه سازی مهندسی" تهران: انتشارات گوتنبرگ، بهمن ۱۳۹۳.

[29] J. R. Koza, "Genetic programming as a means for programming computers by natural selection", *Statistics and computing*, Vol.4, No.2, 1994, pp.87-112.