

مدل سازی مقاومت فشاری تک محوری مصالح اساس بازیافت تمام عمق تثبیت شده با سیمان پرتلند با استفاده از روش رگرسیون چند جمله ای تکاملی

علی رضا غنی زاده^{۱*}، مرتضی رهروان^۲، نسرين حیدرآبادی زاده^۲

^۱ دانشیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی سیرجان

^۲ کارشناس ارشد آزمایشگاه پیشرفته قیر و مخلوط های آسفالتی، دانشگاه صنعتی سیرجان

(دریافت: ۹۸/۵/۲، پذیرش: ۹۹/۷/۲۵، نشر آنلاین: ۹۹/۷/۲۵)

چکیده

لایه اساس بازیافت شده به روش تمام عمق، FDR، (Full Depth Reclamation)، مخلوطی از مصالح درشت دانه و خرده آسفالت بازیافتی، RAP، (Reclaimed Asphalt Pavement) است که توسط یک عامل تثبیت کننده تثبیت شده است. برای طراحی و کنترل کیفیت این مصالح، مقاومت فشاری تک محوری این مصالح ملاک عمل است. هدف این مقاله توسعه یک مدل یادگیری ماشین برای پیش بینی مقاومت فشاری تک محوری مصالح اساس بازیافت تمام عمق تثبیت شده با سیمان پرتلند بر اساس روش رگرسیون چند جمله ای تکاملی، EPR، (Evolutionary Polynomial Regression) است. برای این منظور، دو مصالح مختلف اساس با درصد های مختلفی از خرده آسفالت مخلوط و سپس با درصد های متفاوتی از سیمان پرتلند تثبیت شدند و مقاومت فشاری نمونه ها در زمان های عمل آوری ۷ و ۲۸ روز تعیین شده است. برای آموزش و آزمایش مدل EPR، مجموعاً ۶۴ داده UCS (Unconfined Compressive Strength) آزمایشگاهی مورد استفاده قرار گرفت. متغیرهای مستقل در مدل توسعه یافته به صورت درصد RAP، درصد سیمان، درصد رطوبت بهینه، درصد عبوری از الک نمره ۲۰۰ و زمان عمل آوری در نظر گرفته شد. نتایج این تحقیق نشان می دهد که مدل توسعه داده شده در اکثر موارد با خطای کم تر از ۱۰ درصد توانایی پیش بینی مقاومت فشاری تک محوری را دارد. همچنین مقدار ضریب رگرسیون R^2 برای مجموعه داده های آموزش و آزمون به ترتیب برابر با ۰/۹۷۳ و ۰/۹۶۰ به دست آمد. نتایج تحلیل پارامتریک نشان داد که با افزایش درصد خرده آسفالت تا ۲۰ درصد مقاومت فشاری افزایش و پس از آن کاهش می یابد. تحلیل حساسیت مدل پیشنهادی با استفاده از آزمون گاما نشان داد که درصد سیمان مهم ترین پارامتر تأثیر گذار بر مقاومت فشاری تک محوری مصالح اساس بازیافت تمام عمق تثبیت شده با سیمان پرتلند است.

واژه های کلیدی: مدل سازی، بازیافت تمام عمق، سیمان پرتلند، مقاومت فشاری تک محوری (UCS)، رگرسیون چند جمله ای تکاملی (EPR).

۱- مقدمه

همکاران، ۲۰۰۷؛ Kroge و همکاران، ۲۰۰۹؛ Pappas، ۲۰۱۲؛ slage، ۲۰۱۱؛ Bartku، ۲۰۱۴).

تثبیت مصالح آسیاب شده (مخلوط خاک و خرده آسفالت (RAP) با سیمان باعث افزایش مقاومت و سختی می شود (Puppala و همکاران، ۲۰۱۱). بر پایه نتایج مطالعات گذشته با افزایش درصد خرده آسفالت و یا کاهش درصد سیمان در مخلوط، میزان رطوبت بهینه و وزن مخصوص خشک در مخلوط تثبیت شده کاهش می یابد (Guthrie و همکاران، ۲۰۰۷؛ Ganne، ۲۰۱۰؛ Deengam و همکاران، ۲۰۱۵). در مقابل برخی محققین مثل Puppala (۲۰۱۱) روند مشخصی را برای رطوبت بهینه و وزن مخصوص خشک در مقابل افزایش میزان سیمان در مخلوط

روش های بازیافت مختلفی جهت بهسازی روسازی انعطاف پذیر وجود دارد که در این میان روش بازیافت تمام عمق (FDR) به عنوان یکی از مؤثرترین ها آن ها شناخته می شود (ARRA، ۲۰۱۱). در این روش، کل ضخامت لایه آسفالت به همراه بخشی از لایه زیرین آسیاب می شود و با به کار بردن یک افزودنی مناسب، تثبیت می گردد تا در نهایت یک لایه تثبیت شده به وجود آید که به عنوان لایه اساس در راه سازی به کار رود (Morian و همکاران، ۲۰۱۲). روش بازیافت تمام عمق منجر به افزایش ظرفیت باربری، مقاومت سازه ای، پایداری و عمر روسازی می شود (Main، ۱۹۹۳؛ Mallick و همکاران، ۲۰۰۲؛ Wen و همکاران ۲۰۰۴؛ Guthrie و

* نویسنده مسئول؛ شماره تماس: ۰۹۱۲۶۴۹۵۹۳۲

نشان داد.

Eidgahee و همکاران (۲۰۱۹) به منظور تخمین مقاومت فشاری تک‌محوری خاک رس تثبیت‌شده با ژئوپلیمر از روش شبکه عصبی مصنوعی و روش شبکه عصبی بر مبنای روش گروهی بررسی داده‌ها (NN-GMDH) استفاده کردند. نتیجه تحقیق آن‌ها توانایی قابل قبول این دو روش در تخمین UCS را نشان داد.

روش رگرسیون چندجمله‌ای تکاملی (EPR) یک روش رگرسیون هیبرید مبتنی بر داده است که توسط Giustolisi و Savic توسعه داده شده است (Savic, Giustolisi, ۲۰۰۶). برتری عمده روش EPR در مقایسه با سایر روش‌های هوش محاسباتی مانند شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی این است که این روش منجر به تولید یک معادله مشخص و ساده به‌منظور انجام محاسبات و پیش‌بینی پارامتر مجهول می‌شود. این در حالی است که محاسبات موردنیاز برای سایر روش‌ها نسبتاً پیچیده می‌باشند و معمولاً به‌صورت دستی قابل انجام نمی‌باشند. روش EPR در سال‌های اخیر برای مدل‌سازی موردتوجه محققین قرار گرفته است (Ahangar و همکاران، ۲۰۱۱؛ Ghorbani و Hasanzadehshooili، ۲۰۱۸). با این وجود این روش در مهندسی روسازی چندان مورد استفاده قرار نگرفته است.

در این تحقیق با استفاده از روش EPR رابطه‌ای توسعه داده شده است که با استفاده از آن می‌توان مقاومت فشاری تک‌محوری را با استفاده از متغیرهایی مانند درصد RAP، درصد سیمان، مقدار رطوبت بهینه، درصد عبوری از الک نمره ۲۰۰ و زمان عمل‌آوری پیش‌بینی نمود. داده‌های آزمایشگاهی مورد استفاده در این تحقیق برگرفته از مصالح شهرستان سیرجان می‌باشد. پس از توسعه مدل بر اساس روش EPR، نتایج با شبکه عصبی مصنوعی مقایسه و با استفاده از تحلیل پارامتریک تأثیر هر یک از پارامترهای ورودی بر مقاومت فشاری تک‌محوری ارزیابی شد.

۲- مطالعات آزمایشگاهی

۲-۱- مصالح

در تحقیق حاضر دو نوع مصالح سنگ‌دانه‌ای جهت اختلاط با مصالح خرده آسفالتی در نظر گرفته شد. مصالح اول از زیر لایه آسفالتی یکی از خیابان‌های شهر سیرجان واقع در استان کرمان و مصالح دوم از دپوی مصالح اساس مربوط به شهرداری سیرجان اخذ گردید. شکل (۱) نمودار دانه‌بندی این دو مصالح را نشان می‌دهد. بر اساس مشخصات فنی و عمومی راه‌ها (نشریه ۱۰۱)، از نظر دانه‌بندی با کمی اختلاف، خاک اول نزدیک به تیپ دانه‌بندی

تثبیت‌شده به‌روش بازیافت تمام عمق به‌دست نیآورده‌اند (Puppala و همکاران، ۲۰۱۱). همچنین تحقیقات گذشته نشان می‌دهند که افزایش میزان سیمان در مخلوط خاک و خرده آسفالت منجر به افزایش مقاومت فشاری تک‌محوری (UCS) می‌شود (Guthrie و همکاران، ۲۰۰۷؛ Ganne، ۲۰۱۰؛ Bang و همکاران، ۲۰۱۱؛ Miller و همکاران، ۲۰۰۶؛ Batioja، ۲۰۱۱).

محققین مختلفی در گذشته به تخمین میزان مقاومت فشاری تک‌محوری خاک تثبیت‌شده به‌کمک روش‌های مختلف هوش مصنوعی پرداخته‌اند (Alavi و همکاران، ۲۰۱۲؛ Motamedi و همکاران، ۲۰۱۵؛ MolaAbasi و Shooshpasha، ۲۰۱۶؛ Sathyapriya و Arumairaj، ۲۰۱۷؛ Taleb و همکاران، ۲۰۱۷).

Das و همکاران (۲۰۱۱) دو روش ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی را به‌منظور پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری خاک تثبیت‌شده با سیمان به‌کار بردند. ورودی‌های مورد استفاده در مدل‌سازی آن‌ها شامل درصد رس، درصد ماسه، درصد شن، حد مایع، حد روانی، درصد سیمان و درصد رطوبت بوده است. نتایج تحقیق بر اساس معیارهای مختلف آماری نشان داد که دقت روش ماشین بردار پشتیبان نسبت به‌روش شبکه عصبی مصنوعی بیشتر است.

Güllü (۲۰۱۴) برای تخمین مدول الاستیسیته و مقاومت فشاری تک‌محوری رس تثبیت‌شده با خاکستر بادی، روش برنامه‌نویسی ژنتیک را به‌کار برد. پارامترهای ورودی در تحقیق وی شامل ظرفیت جذب انرژی، وزن واحد خشک، درصد خاکستر و تراکم نسبی بود. نتایج این تحقیق نشان داد که روابط توسعه‌یافته بر اساس روش برنامه‌نویسی ژنتیک دقت بالایی در تخمین مقادیر مقاومت فشاری تک‌محوری و مدول الاستیسیته دارند (Güllü، ۲۰۱۴).

Suman و همکاران (۲۰۱۶) با به‌کار بردن دو روش رگرسیون اسپیلاین تطبیقی چند متغیره (MARS)^۱ و شبکه‌های عملکردی (FN) میزان مقاومت فشاری تک‌محوری خاک تثبیت‌شده با سیمان را برآورد کردند. این مطالعه نشان داد که این دو روش جهت پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری دارای دقت مناسبی هستند.

Mozumder و همکاران (۲۰۱۷) از روش رگرسیون ماشین بردار پشتیبان جهت پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری خاک رس تثبیت‌شده با ژئوپلیمر^۲ استفاده کردند. نتایج بررسی آن‌ها مناسب بودن روش رگرسیون ماشین بردار پشتیبان برای تخمین مقاومت فشاری تک‌محوری خاک رس تثبیت‌شده با ژئوپلیمر را

1. Multivariate Adaptive Regression Spline

2. Geopolymer

به دو خاک و همچنین حدود استاندارد زیراساس و اساس طبق مشخصات فنی و عمومی راه‌ها در جدول (۱) آورده شده است.

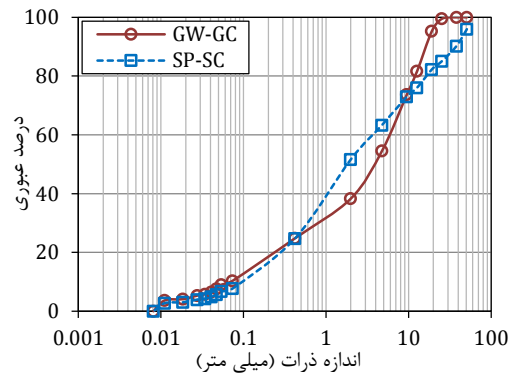
III مصالح زیراساس و خاک دوم نزدیک به تیپ دانه‌بندی مصالح اساس ذکر شده در این نشریه بود. سایر مشخصات مربوط

جدول ۱- مشخصات مصالح خاکی

استاندارد	خاک اول	خاک دوم	زیراساس	اساس
ASTM D-2487	SP-SC	GW-GC	-	-
AASHTO T-234	A-1-b	A-1-a	-	-
ASTM D-180	۷/۷۹	۷/۵۱	-	-
ASTM D-180	۲/۲۴	۲/۲۳	-	-
ASTM D 4318	غیر خمیری	غیر خمیری	حداکثر ۲۵	حداکثر ۲۵
ASTM D 4318	غیر خمیری	غیر خمیری	حداکثر ۶	حداکثر ۴
ASTM D-2419	۲۸	۳۰	حداقل ۳۰	حداقل ۴۰
ASTM D-1883	۳۰	۸۲	حداقل ۳۰	حداقل ۸۰
ASTM D-5821	-	۷۲	-	حداقل ۷۵

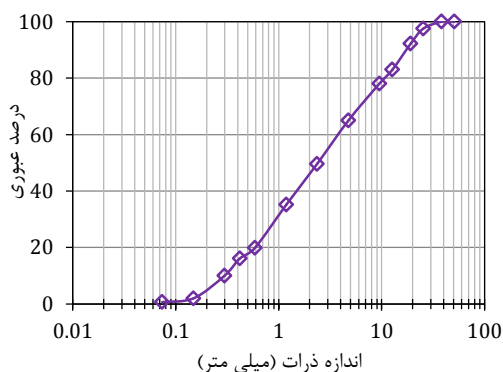


شکل ۲- دستگاه باز یافت و پرتگن مدل WR 2500



شکل ۱- نمودار دانه‌بندی خاک

شکل (۳) نمودار دانه‌بندی خرده آسفالت را نشان می‌دهد. سیمان مورد استفاده در این تحقیق از نوع سیمان پرتلند تیپ II انتخاب گردید. مشخصات شیمیایی این سیمان در جدول (۲) ذکر شده است.



شکل ۳- نمودار دانه‌بندی خرده آسفالت

خاک اول (SP-SC) طبق استاندارد با کمی اختلاف در ارزش ماسه‌ای نزدیک به زیراساس است. به دلیل این که در آیین‌نامه ایران برای زیراساس شکستگی در دو جبهه ذکر نشده است، لذا برای خاک SP-SC نیز در این تحقیق درصد شکستگی تعیین نشده است. همچنین ملاحظه می‌شود که خاک دوم (GW-GC) با کمی اختلاف در ارزش ماسه‌ای و شکستگی در دو جبهه نزدیک به اساس است.

مصالح خرده آسفالتی توسط دستگاه و پرتگن^۵ مدل WR 2500 مطابق شکل (۲) از یکی از خیابان‌های شهر سیرجان اخذ شده است. طبقه‌بندی مصالح خرده آسفالتی بر اساس سیستم یونیفاید به صورت SP تعیین گردید. همچنین درصد جذب آب (ASTM C-127) و درصد قیر (ASTM D-2172) به ترتیب برای مصالح خرده آسفالت برابر با ۲/۳۴ و ۴/۵ درصد تعیین گردید.

ساخت نمونه‌های مقاومت فشاری تک‌محوری، مخلوط موردنظر با نسبت‌های مشخص خرده آسفالت، سنگ‌دانه، سیمان و رطوبت بهینه در ۵ لایه درون قالب ریخته شد و هر لایه با ۵۶ ضربه متراکم گردید. قالب‌های مورد استفاده برای آزمایش UCS همان قالب‌های آزمایش تراکم بوده است. سپس نمونه‌های متراکم شده به مدت ۷ و ۲۸ روز عمل‌آوری شدند. در این حالت به منظور حفظ رطوبت، نمونه‌ها درون پلاستیک نگهداری شده و پس از عمل‌آوری، آزمایش مقاومت فشاری تک‌محوری طبق روش A استاندارد ASTM D-1633 با سرعت بارگذاری ۱ میلی‌متر در دقیقه روی نمونه‌ها انجام شد. برای بالا بردن دقت، از هر ترکیب دو نمونه ساخته شد و مقدار UCS میانگین برای هر ترکیب مشخص شد. مقدار مقاومت فشاری تک‌محوری مربوط به هر ترکیب برای زمان عمل‌آوری ۷ و ۲۸ روز در جدول (۳) داده شده است.

به منظور مدل‌سازی مقاومت فشاری تک‌محوری، درصد خرده آسفالت، درصد سیمان، درصد رطوبت بهینه، درصد عبوری از الک نمره ۲۰۰ و زمان عمل‌آوری به عنوان ورودی و مقاومت فشاری تک‌محوری (UCS) به عنوان خروجی در نظر گرفته شد. شکل‌های (۴) تا (۹) هیستوگرام فراوانی، فراوانی تجمعی و مشخصات آماری پارامترهای ورودی و خروجی حاصل از مطالعات آزمایشگاهی را نشان می‌دهند.

جدول ۲- مشخصات سیمان پرتلند نوع II

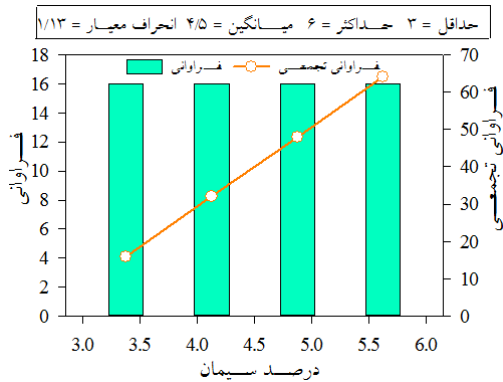
آنالیز شیمیایی	الزامات طبق استاندارد ISIRI389
SiO ₂	حد اقل ۲۰٪
Al ₂ O ₃	حداکثر ۶٪
Fe ₂ O ₃	حداکثر ۶٪
CaO	۶۳/۰۴٪
MgO	حداکثر ۵٪
SO ₃	حداکثر ۵٪
C ₂ S	۴۵/۵٪
C ₃ S	۲۸٪
C ₃ A	حداکثر ۸٪

۲-۲- کارهای آزمایشگاهی

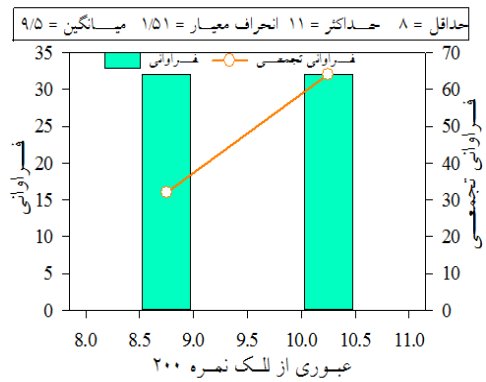
به منظور بررسی اثر مصالح خرده آسفالتی و سیمان بر مشخصات لایه تثبیت شده شامل مخلوط سنگ‌دانه و مصالح خرده آسفالتی، چهار ترکیب مختلف از مصالح خرده آسفالتی با نسبت وزنی مصالح خرده آسفالت به سنگ‌دانه برابر با ۲۰/۰، ۸۰/۱۰۰، ۴۰/۶۰ و ۶۰/۴۰ آماده و هر ترکیب با چهار درصد مختلف سیمان پرتلند برابر ۳، ۴، ۵ و ۶ درصد (وزن خشک مصالح) تثبیت گردید. در ابتدا به کمک آزمایش تراکم (ASTM D-180 روش C)، رطوبت بهینه و چگالی خشک حداکثر برای هر ترکیب به دست آمد. برای

جدول ۳- مقدار مقاومت فشاری تک‌محوری مربوط به هر ترکیب برای زمان عمل‌آوری ۷ و ۲۸ روز

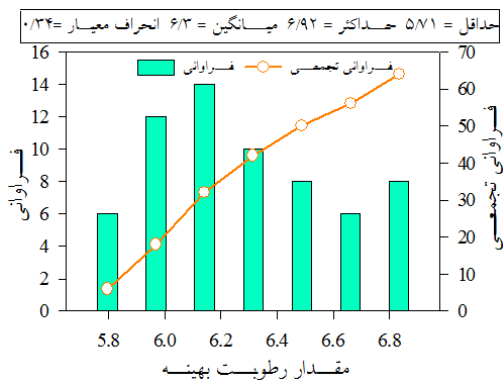
UCS (۲۸ روزه، kPa)		UCS (۷ روزه، kPa)		حداکثر چگالی خشک (gr/cm ³)		درصد رطوبت بهینه		درصد سیمان	درصد خرده آسفالت
SP-SC	GW-GC	SP-SC	GW-GC	SP-SC	GW-GC	SP-SC	GW-GC		
۳۲۱۰	۳۹۷۰	۲۷۶۱	۳۶۰۷	۲/۲۳	۲/۲۲	۶/۹۲	۶/۸۷	۳	
۳۵۰۳	۴۱۲۹	۳۰۵۵	۳۹۸۸	۲/۲	۲/۱۸	۶/۸۶	۶/۷۸	۴	
۳۸۹۰	۴۴۴۳	۳۴۳۸	۴۳۹۳	۲/۱۹	۲/۱۸	۶/۷۲	۶/۶۴	۵	
۴۲۲۵	۵۱۰۰	۳۸۴۱	۴۷۰۰	۲/۱۹	۲/۱۷	۶/۵۶	۶/۴۹	۶	
۲۹۵۸	۳۸۹۰	۲۵۵۲	۳۴۲۷	۲/۲۵	۲/۲۴	۶/۶۹	۶/۵۵	۳	
۳۳۴۱	۴۰۳۷	۲۹۷۹	۳۷۷۹	۲/۲	۲/۱۹	۶/۵۱	۶/۴	۴	۲۰
۳۷۱۰	۴۲۲۵	۳۱۹۳	۴۱۴۳	۲/۲	۲/۱۹	۶/۳۶	۶/۲۴	۵	
۴۱۵۳	۴۸۰۰	۳۶۲۰	۴۵۰۰	۲/۱۸	۲/۱۷	۶/۲۰	۶/۰۸	۶	
۲۸۶۸	۲۳۲۷	۲۲۶۲	۱۹۸۳	۲/۲۱	۲/۲۵	۶/۳۴	۶/۲	۳	
۳۱۳۲	۲۸۵۸	۲۶۸۹	۲۲۲۸	۲/۲	۲/۲	۶/۲۲	۶/۱۲	۴	
۳۴۷۱	۳۶۵۱	۲۸۱۴	۲۸۲۸	۲/۲	۲/۱۹	۶/۰۴	۶	۵	۴۰
۳۸۰۹	۴۱۰۰	۳۲۲۷	۳۲۳۸	۲/۱۹	۲/۱۹	۵/۸۹	۵/۸۹	۶	
۲۵۴۸	۲۰۹۳	۱۶۴۸	۱۲۸۳	۲/۲۲	۲/۲	۶/۲۵	۶/۰۷	۳	
۲۹۲۸	۲۳۷۹	۲۴۴۱	۲۰۳۱	۲/۲	۲/۱۹	۶/۱۸	۶/۰۲	۴	۶۰
۳۳۷۹	۲۹۱۰	۲۵۵۸	۲۲۵۵	۲/۱۹	۲/۱۸	۶	۵/۸۸	۵	
۳۷۸۴	۳۳۳۵	۳۰۴۵	۲۸۰۰	۲/۱۹	۲/۱۸	۵/۷۶	۵/۷۱	۶	



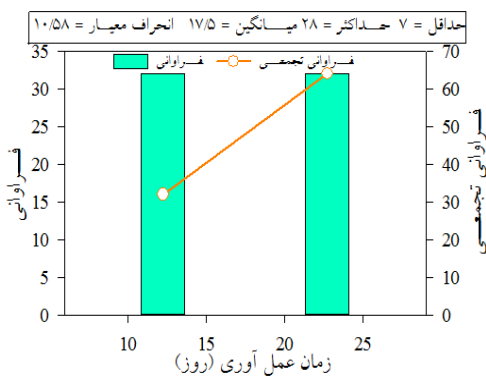
شکل ۷- هیستوگرام فراوانی، فراوانی تجمعی و مشخصات آماری درصد سیمان



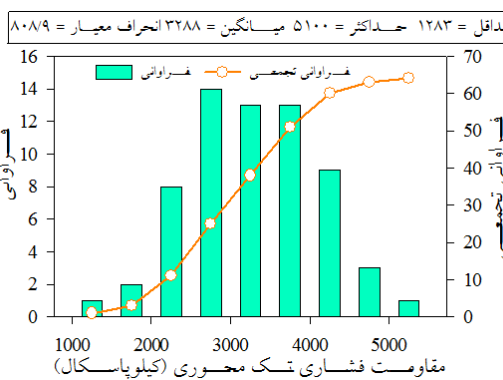
شکل ۴- هیستوگرام فراوانی، فراوانی تجمعی و مشخصات آماری عبوری از الک نمبر ۲۰۰



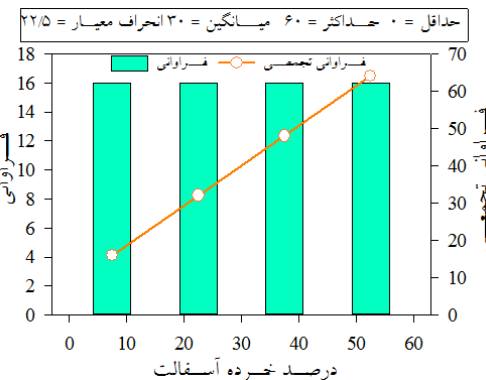
شکل ۸- هیستوگرام فراوانی، فراوانی تجمعی و مشخصات آماری مقدار رطوبت بهینه



شکل ۵- هیستوگرام فراوانی، فراوانی تجمعی و مشخصات آماری زمان عمل آوری



شکل ۹- هیستوگرام فراوانی، فراوانی تجمعی و مشخصات آماری مقاومت فشاری تک محوری



شکل ۶- هیستوگرام فراوانی، فراوانی تجمعی و مشخصات آماری درصد خرده آسفالت

۳- رگرسیون چندجمله‌ای تکاملی

EPR یک روش رگرسیون ترکیبی مبتنی بر محاسبات تکاملی است که توسط Giustolisi و Savic (۲۰۰۶) توسعه داده شده است. EPR با موفقیت در حل مسائل مختلف مهندسی عمران خصوصاً حوزه مهندسی هیدرولیک مورد استفاده قرار گرفته است (Savic و همکاران، ۲۰۰۶؛ Berardi و همکاران، ۲۰۰۸؛

$$\hat{y} = a_0 + \sum_{i=1}^m a_i (X_1)^{ES(i,1)} \dots (X_k)^{ES(k,1)} \quad (2)$$

$$f\left((X_1)^{ES(i,k+1)} \dots f(X_k)^{ES(i,2k)}\right)$$

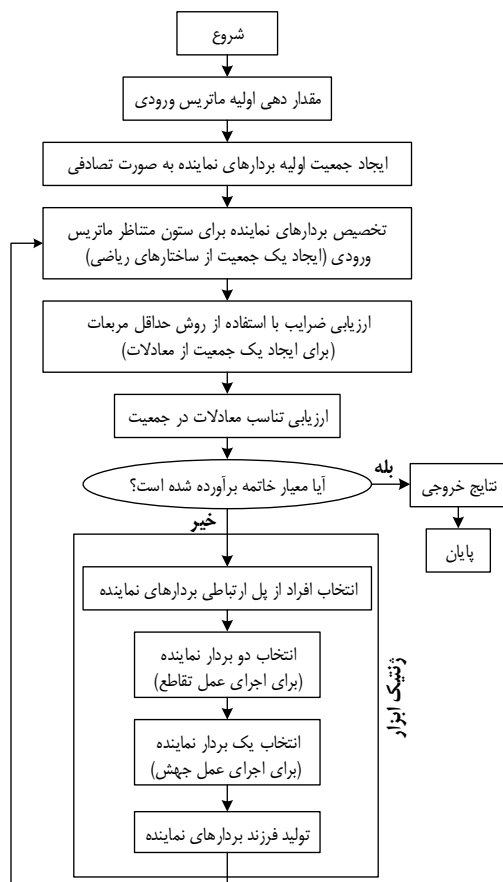
$$\hat{y} = a_0 + \sum_{i=1}^m a_i f\left((X_1)^{ES(i,1)} \dots (X_k)^{ES(i,k)}\right) \quad (3)$$

$$\hat{y} = a_0 + \sum_{i=1}^m a_i (X_1)^{ES(i,1)} \dots (X_k)^{ES(i,k)} \quad (4)$$

$$f\left((X_1)^{ES(i,k+1)} \dots (X_k)^{ES(i,2k)}\right)$$

$$\hat{y} = f\left(a_0 + \sum_{i=1}^m a_i (X_1)^{ES(i,1)} \dots (X_k)^{ES(i,k)}\right) \quad (5)$$

که \hat{y} مقدار پیش‌بینی شده، k تعداد متغیرهای پیش‌بینی مستقل (ورودی‌ها)، ES ماتریس مربوط به ضرایب توان و f تابع تعریف شده توسط کاربر است. همچنین توابع داخلی این مدل می‌توانند به صورت خطی یا غیرخطی در نظر گرفته شوند (Balf و همکاران، ۲۰۱۸).



شکل ۱۰- فلوجارت روند EPR (Abdul, Shahin, Nikraz, ۲۰۱۲)

Giustolisi و همکاران، ۲۰۰۸). EPR با بهترین شیوه، مدل‌های رگرسیون نمادین را با برنامه‌نویسی ژنتیک ترکیب می‌کند (Koza, ۱۹۹۲). این شیوه امکان مدل‌سازی را به صورت نمادین فراهم می‌کند (Parmee و Watson, ۱۹۹۶). مدل‌سازی با استفاده از روش EPR در دو مرحله زیر انجام می‌شود. در مرحله اول، انتخاب نمادها برای عبارت چندجمله‌ای با استفاده از یک استراتژی جستجوی تکاملی بر اساس الگوریتم ژنتیک انجام می‌شود (Goldberg, ۱۹۸۹)؛ و در مرحله دوم، ضرایب رگرسیون مدل با استفاده از روش کم‌ترین مربعات تعیین می‌شود. شکل کلی مدل EPR مطابق رابطه زیر است (Savic و Giustolisi, ۲۰۰۶):

$$y = \sum_{j=1}^m F(X, f(X), a_j) + a_0 \quad (1)$$

که y بردار خروجی تخمین زده شده، m تعداد جملات عبارت هدف، F تابع توسعه داده شده، X ماتریس متغیرهای ورودی، f تابع تعریف شده توسط کاربر و a_j یک عدد ثابت است.

EPR با توجه به دو ویژگی که دارد برای مدل‌سازی پدیده‌های فیزیکی مناسب است (Savic و همکاران، ۲۰۰۶). این دو ویژگی عبارت‌اند از (۱) معرفی دانش پیشین درباره روند فیزیکی در سه زمان مختلف مدل‌سازی شامل قبل، در طول و بعد از کالیبراسیون مدل EPR و (۲) تولید روابط نمادین، امکان داده‌کاوی را برای کشف تأثیر پارامترهای ورودی بر روی پارامتر خروجی را فراهم می‌کند. در اولین ویژگی EPR، قبل از ساخت مدل EPR، مدل‌ساز ورودی‌های مربوطه را انتخاب و آن‌ها را مطابق با معانی فیزیکی‌شان تنظیم و چارچوب‌بندی می‌کند. در طی ساخت مدل EPR، ساختارهای مدل با استفاده از تنظیمات تعریف شده توسط کاربر مانند ساختار چندجمله‌ای، انواع تابع تعریف شده توسط کاربر (لگاریتم طبیعی، تابع نمایی، تانژانت یا سکانت هایپربولیک) و پارامترهای استراتژی جستجو تعیین می‌شوند.

در EPR، روش حداقل مربعات برای تعیین پارامترهای تنظیمی استفاده می‌شود. این روش پارامترهای تنظیمی را با استفاده از حداقل کردن مجموع مربعات خطا ارزیابی می‌کند. با این حال، با داشتن مجموعه داده‌های کالیبراسیون و اعتبارسنجی، یک جمعیت اولیه از جواب‌ها با استفاده از الگوریتم ژنتیک تولید می‌شود و هر پارامتر به‌عنوان کروموزوم فردی شناخته می‌شود. پارامترهای تنظیمی سپس بر اساس حداقل کردن مجموع مربع خطاها ارزیابی می‌شوند. در نهایت، شکل کلی مدل EPR به صورت زیر بیان می‌شود:

$$\begin{aligned}
 UCS = & 609785069 \cdot \frac{1}{P_{200}^{1.5}} \cdot \text{Sech}(RAP^{0.5} \cdot C^{0.5}) + \\
 & 167242603 \frac{OMC^{1.5}}{RAP^{1.5}} \cdot \text{Sech}\left(\frac{P_{200}^2}{RAP^{1.5}}\right) + \\
 & 5667498 \cdot C^{1.5} \cdot \text{Sech}(OMC^{0.5}) + \\
 & 64.6657 \cdot CT^2 \cdot OMC^{0.5} \cdot \text{Sech}(OMC) + \\
 & 87.1141 \cdot \frac{P_{200} \cdot C^{1.5}}{OMC^{0.5}} \cdot \text{Sech}(C^{0.5})
 \end{aligned} \quad (6)$$

تابع تانژانت هایپربولیک:

$$\begin{aligned}
 UCS = & 139454677 \frac{C^{0.5}}{P_{200}} + \\
 & 20.9431 \frac{RAP^{1.5} \cdot OMC^{0.5}}{P_{200}} \cdot \ln \frac{1}{P_{200}^{1.5}} + \\
 & 1968196 \cdot RAP^{0.5} + 1.5643 \cdot RAP^2 + \\
 & 1699009 \cdot CT^{0.5} \cdot \ln(P_{200}^{0.5})
 \end{aligned} \quad (7)$$

تابع لگاریتمی:

$$\begin{aligned}
 UCS = & 139454677 \frac{C^{0.5}}{P_{200}} + \\
 & 20.9431 \frac{RAP^{1.5} \cdot OMC^{0.5}}{P_{200}} \cdot \ln \frac{1}{P_{200}^{1.5}} + \\
 & 1968196 \cdot RAP^{0.5} + 1.5643 \cdot RAP^2 + \\
 & 1699009 \cdot CT^{0.5} \cdot \ln(P_{200}^{0.5})
 \end{aligned} \quad (8)$$

که در این معادلات، UCS مقاومت فشاری تک‌محوری بر حسب کیلو پاسکال، RAP درصد مصالح خرده آسفالت، C درصد سیمان، CT زمان عمل‌آوری، P_{200} درصد عبوری از الک نمره ۲۰۰ و OMC درصد رطوبت بهینه است.

جدول (۵) مقدار پارامترهای آماری مدل EPR را نشان می‌دهد. مقدار ضریب رگرسیون (R^2) و همچنین خطای ریشه مربعات خطا (RMSE)^۷ با استفاده از روابط زیر قابل محاسبه‌اند:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (d_i - y_i)^2} \quad (9)$$

$$R^2 = \frac{\left(N \sum_{i=1}^N (d_i y_i) - \sum_{i=1}^N d_i \sum_{i=1}^N y_i \right)}{\left(N \sum_{i=1}^N d_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N d_i \right)^2 \right) \left(N \sum_{i=1}^N y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N y_i \right)^2 \right)} \quad (10)$$

که در این روابط N تعداد داده‌ها، d_i مقدار واقعی و y_i مقدار پیش‌بینی شده توسط EPR برای داده i ام است. همان‌گونه که در جدول (۵) ملاحظه می‌گردد، مدل مبتنی بر

پس از کالیبراسیون مدل EPR، یک مدل بهینه از مجموعه مدل‌های بازگشتی انتخاب می‌شود. مدل بهینه بر اساس قضاوت مدل‌ساز و همچنین شاخص‌های عملکرد آماری مانند ضریب تعیین (R^2) انتخاب می‌گردد. شکل (۱۰) روند مدل‌سازی توسط EPR را نشان می‌دهد.

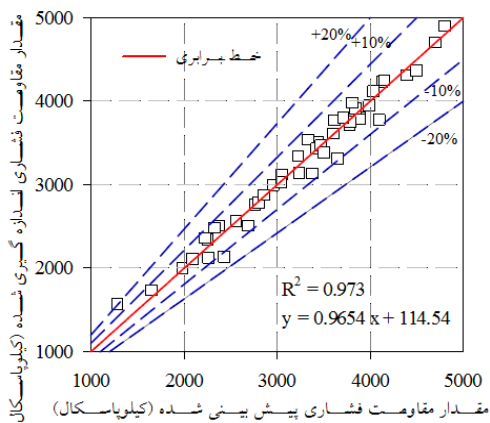
۴- مدل‌سازی مقاومت فشاری تک‌محوری (UCS) با استفاده از روش EPR

به‌منظور مدل‌سازی UCS با استفاده از روش رگرسیون چندجمله‌ای تکاملی، ۷۰ درصد از داده‌ها به‌عنوان داده آموزش و ۳۰ درصد از داده‌ها به‌عنوان داده آزمون در نظر گرفته شدند. برای پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری با استفاده از رگرسیون چندجمله‌ای تکاملی از برنامه EPR MOGA-XL v1.1 استفاده شد (Laucelli و همکاران، ۲۰۱۲). به‌منظور توسعه و اعتبارسنجی مدل EPR، ۷۰٪ داده‌ها (۴۵ داده) به‌عنوان داده آموزش و ۳۰٪ داده‌ها (۱۹ داده) به‌عنوان داده آزمون در نظر گرفته شد. همچنین از سه تابع لگاریتمی، تانژانت هایپربولیک و سکانت هایپربولیک برای مدل‌سازی استفاده شد. جدول (۴) جزئیات پارامترهای تنظیمی برای توسعه مدل EPR را نشان می‌دهد.

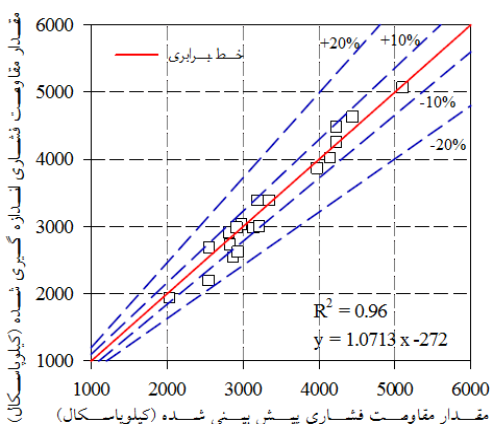
جدول ۴- جزئیات پارامترهای تنظیمی برای مدل EPR

توصیف پارامترها	تنظیم پارامترها
تابع تنظیمی	Logarithm, Secant Hyperbolic, Tangent Hyperbolic
نوع مدل	Statistical Regression
نوع ارائه	$Y = \text{sum}(a_i * X1 * X2 * f(X1 * X2)) + a_0$
محدوده نماینده	[0, 0.5, 1, 1.5, 2, -0.5, -1, -1.5]
تعداد عبارات	5
مقدار a_0	0

بهترین معادلات به‌دست آمده بر اساس روش EPR برای پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری توسط سه تابع مطرح‌شده در زیر آورده شده است:
تابع سکانت هایپربولیک:



(الف)



(ب)

شکل ۱۱- عملکرد مدل EPR در پیش‌بینی مقاومت فشاری تک‌محوری: الف) مجموعه داده‌های آموزش، ب) مجموعه داده‌های آزمون

۵- مقایسه مدل با روش شبکه عصبی مصنوعی

به‌منظور مقایسه نتایج EPR با نتایج شبکه عصبی مصنوعی (ANN)^۸ جعبه‌ابزار شبکه مصنوعی MATLAB مورد استفاده قرار گرفت. در اینجا نیز همانند روش EPR ۳۰٪ از داده‌ها برای مجموعه آزمون ۶۰٪ از داده‌ها برای مجموعه آموزش و ۱۰٪ از داده‌ها برای مجموعه اعتبارسنجی به‌صورت اتفاقی انتخاب شدند. قبل از اجرای ANN داده‌ها بین مقادیر ۰ تا ۱ نرمال‌سازی شدند. باهدف جلوگیری از اثرات منفی تخصیص تصادفی وزن‌های اولیه و بایاس‌ها بر عملکرد ANN آموزش‌دیده، یک کد در MATLAB توسعه داده شد. این کد در واقع فرایند آزمایش و خطا را به‌طور خودکار برای تعیین معماری بهینه شبکه عصبی به‌کار می‌برد. پس از ارزیابی نرون‌های^۹ لایه پنهان توسط برنامه، بهترین معماری ANN با حداقل RMSE انتخاب شد. الگوریتم Levenberg-Marquardt برای آموزش شبکه عصبی استفاده شده است. شبکه عصبی بهینه دارای معماری ۱-۸-۵ است، که ۵ تعداد

تابع سکانت هایپربولیک با توجه به ضریب رگرسیون بیشتر (۰/۹۶۶) و خطای ریشه مربعات کم‌تر (۰/۰۳۶) نسبت به دو مدل دیگر برتری دارد. بنابراین در ادامه تنها این مدل در نظر گرفته شده است. به‌منظور ارزیابی دقت مدل (مدل بهینه بر اساس تابع سکانت هایپربولیک)، نتایج UCS به‌دست آمده از مدل EPR در مقابل مقادیر اندازه‌گیری شده در آزمایشگاه ترسیم شده است. در شکل (۱۱) عملکرد مدل EPR جهت پیش‌بینی UCS بر اساس مجموعه داده‌های آموزش و آزمون نشان داده شده است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود مقدار R^2 برای مجموعه آموزش و مجموعه آزمون به‌ترتیب برابر ۰/۹۷۳ و ۰/۹۶ است.

همچنین محدوده خطا نیز در شکل (۱۱) نشان داده شده است که بیانگر آن است که مدل EPR در بیشتر موارد قادر به پیش‌بینی UCS با خطایی کم‌تر از ۱۰٪ است.

جدول ۵- پارامترهای مدل EPR

تابع لگاریتم			
کل داده‌ها	مجموعه آموزش	مجموعه آزمون	تعداد داده‌ها
۶۴	۱۹	۴۵	تعداد داده‌ها
۰/۹۶۱	۰/۹۷۰۶	۰/۹۶۱۳	R2
۱۶۲/۳۱	۱۶۶/۳۶	۱۶۰/۵۷	RMSE
۵۷۰/۱۱۲	۵۸۷/۸۸	۵۳۲/۴۲	MAD
۰/۰۴۰	۰/۰۴۱	۰/۰۳۹	MAPE
تابع تانژانت هایپربولیک			
کل داده‌ها	مجموعه آموزش	مجموعه آزمون	تعداد داده‌ها
۶۴	۱۹	۴۵	تعداد داده‌ها
۰/۹۶۰	۰/۹۴۲	۰/۹۷۱	R2
۱۶۰/۴۲	۲۰۱/۹۹	۱۳۹/۱۹	RMSE
۵۷۸/۳۹	۵۸۷/۶۷	۵۸۸/۵۷	MAD
۰/۰۳۷	۰/۰۴۷	۰/۰۳۲	MAPE
تابع سکانت هایپربولیک			
کل داده‌ها	مجموعه آموزش	مجموعه آزمون	تعداد داده‌ها
۶۴	۱۹	۴۵	تعداد داده‌ها
۰/۹۶۶	۰/۹۶۰	۰/۹۷۳	R2
۱۴۹/۱۶	۱۷۹/۰۸	۱۳۴/۵۵	RMSE
۵۸۹/۸۷	۶۱۳/۷۶	۵۳۶/۸۳	MAD
۰/۰۳۶	۰/۰۴۵	۰/۰۳۲	MAPE

می‌توان دریافت که مقدار r برابر صفر بوده و بنابراین هر مقدار اریب^{۱۱} ثابت، می‌تواند در تابع ناشناخته f استنتاج شود. دامنه احتمال مدل به تابعی از مدل ساده محدود می‌شود و چون مشتق جزئی اول دارای محدودیت‌هایی است، آماره گاما (Γ) از قسمتی از واریانس خروجی که نمی‌تواند برای یک مدل ساده محاسبه شود به دست می‌آید. اگر فرض شود که $x_{N(i,k)}$ مقدار k امین نزدیک‌ترین همسایگی در یک فاصله اقلیدسی برای $(1 \leq k \leq p)$ و $X_i(1 \leq i \leq M)$ باشد، در این صورت معادله اصلی محاسبه گاما، نیازمند برآورد مقدار Γ از بردارهای ورودی است:

$$\delta_M(k) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |x_{N(i,k)} - x_i|^2 \quad 1 \leq k \leq p \quad (13)$$

که در آن، $|...|$ فاصله اقلیدسی را مشخص می‌کند. تابع گاما بر اساس داده‌های خروجی به صورت زیر خواهد بود:

$$\gamma_M(k) = \frac{1}{2M} \sum_{i=1}^M |y_{N(i,k)} - y_i|^2 \quad 1 \leq k \leq p \quad (14)$$

که در آن، $\gamma_M(k)$ بیانگر مقادیر γ برای k امین نزدیک‌ترین همسایگی x_i در رابطه (۱۳) است. از این رو با محاسبه Γ می‌توان کم‌ترین مربعات خطا را برای نقاط p ($\gamma_M(k), \delta_M(k)$) ایجاد کرد:

$$\gamma = A\delta + \Gamma \quad (15)$$

محل تلاقی این خط با محور قائم ($\delta=0$)، مقدار Γ را به صورت زیر به دست می‌دهد:

$$\gamma_M(k) \rightarrow \text{Var}(r) \quad \text{as} \quad \delta_M(k) \rightarrow 0 \quad (16)$$

در صورتی که مقدار گاما صفر باشد، هیچ محدودیتی برای ساخت یک مدل خوب وجود نخواهد داشت. بنابراین از نقاطی که دارای مقدار گامای کم‌تر در مقایسه با دیگر متغیرها هستند برای مدل‌سازی استفاده خواهد شد.

از روی خط رگرسیون بیان‌شده در رابطه (۱۵) و نمودار پراکنش آزمون گاما در شکل (۱۲) می‌توان اطلاعات مفیدی به دست آورد. نخست آن که عرض از مبدأ خط مذکور نشان‌دهنده مقدار آزمون گاما است که بیانگر آن بخش از واریانس داده‌های خروجی است که نمی‌تواند به وسیله مدل برآورد گردد. دوم آن که شیب خط رگرسیون نشان‌دهنده پیچیدگی مدلی است که از روی مجموعه داده‌های ورودی و خروجی ساخته می‌شود و این شیب هرچه تندتر باشد، نشان‌دهنده پیچیدگی بیشتر مدل است. یکی دیگر از معیارهای مهم که با استفاده از این آزمون می‌توان به دست

ورودی‌ها، ۸ تعداد نرون‌ها در لایه پنهان و ۱ تعداد خروجی‌هاست. همچنین تابع انتقال در لایه پنهان سگموئید^{۱۰} و در لایه خروجی خطی است. نتایج مدل‌سازی با استفاده از ANN نشان داد که ضریب تعیین (R^2) بین مقادیر مشاهده‌شده و مقادیر پیش‌بینی‌شده UCS برای مجموعه داده‌های آموزش، اعتبار سنجی و آزمون به ترتیب برابر ۰/۹۹۲، ۰/۹۱۳۵ و ۰/۹۳۸ می‌باشد. به‌طور کلی، مشاهده شده است که دقت روش ANN در رابطه با مجموعه آموزش بیشتر از روش EPR است، اما روش EPR عملکرد برتری را برای مجموعه آزمون نشان می‌دهد. این نتیجه تأیید می‌کند که مدل‌سازی با استفاده از ANN برای برازش بیش‌ازحد (دقت بالا برای مجموعه آموزش و دقت کم برای مجموعه آزمون) بسیار حساس است. در مقابل، روش EPR دارای قابلیت تعمیم‌پذیری بیشتری است، زیرا ضریب تعیین (R^2) تقریباً برای هر دو مجموعه آموزش و آزمون مشابه است.

۶- تحلیل حساسیت با استفاده از آزمون گاما

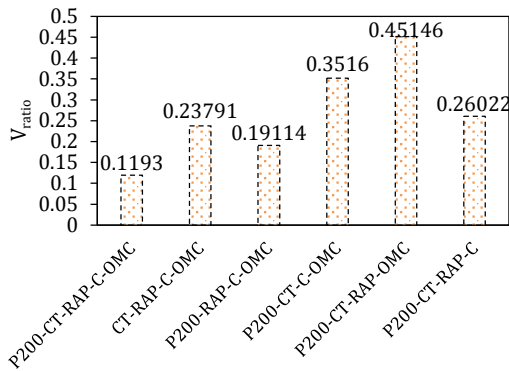
آزمون گاما یک ابزار مدل‌سازی غیرخطی است که به کمک آن می‌توان ترکیب مناسبی از پارامترهای ورودی برای مدل‌سازی داده‌های خروجی و ایجاد یک مدل هموار را بررسی نمود. آزمون گاما مقدار خطای برآورد شده (واریانس خطا) را با توجه به داده‌های مستقیم نشان می‌دهد. از این رو برآورد خطایی که به آن آزمون گاما اطلاق می‌گردد، می‌تواند معادل با مجموع مربعات خطای غیرخطی در نظر گرفته شود. برای درکی بهتر از آزمون گاما چنانچه فرض شود که دو نقطه x و x' با یکدیگر در فضای ورودی متناظر با خروجی‌های γ و γ' به هم نزدیک شوند، باید در فضای خروجی نیز این دو نقطه به یکدیگر نزدیک شوند. در غیر این صورت، نزدیک نبودن این دو نقطه ناشی از اختلافی خواهد بود که از خطاها (نویزها) ایجاد می‌شود. به‌عنوان مثال اگر مجموعه‌ای از داده‌های مستقیم را به شکل رابطه (۱۱) در نظر بگیریم:

$$\{(x_i, y_i) | 1 \leq i \leq M\} \quad (11)$$

که در آن، بردار $x_i \in R^m$ به‌عنوان ورودی و مطابق آن بردار $y_i \in R^m$ به‌عنوان خروجی در نظر گرفته می‌شود. در صورتی که فرض شود که بردارهای x قابلیت پیش‌بینی عوامل مؤثر و بهینه قابل‌استفاده در برآورد خروجی γ را داشته باشند، رابطه (۱۲) صادق خواهد بود:

$$y = f(x_1, \dots, x_M) + r \quad (12)$$

که در آن، f یک تابع ساده و r یک متغیر تصادفی است که نشان‌دهنده مقادیر خطا است. به‌طور کلی و بدون کاهش تابع



شکل ۱۳- تأثیر هر سناریو روی UCS با استفاده از آزمون گاما

همان‌طور که ملاحظه می‌شود با حذف پارامترهای درصد سیمان پارامتر V_{ratio} دچار بیشترین افزایش می‌شود. بنابراین درصد سیمان بیشترین تأثیر را بر روی مقدار مقاومت فشاری تک‌محوری مصالح بازیافت تمام عمق دارد. پس از درصد سیمان به ترتیب درصد مصالح خرده آسفالتی، درصد رطوبت بهینه، درصد مصالح عبوری از الک نم‌۲۰۰ و زمان عمل‌آوری به ترتیب بیشترین تأثیر را بر روی مقاومت فشاری تک‌محوری مصالح بازیافت تمام عمق دارند. به عبارتی حذف این پارامترهای ورودی به ترتیب سبب بیشترین خطا در مدل‌سازی مقاومت فشاری تک‌محوری خواهد شد.

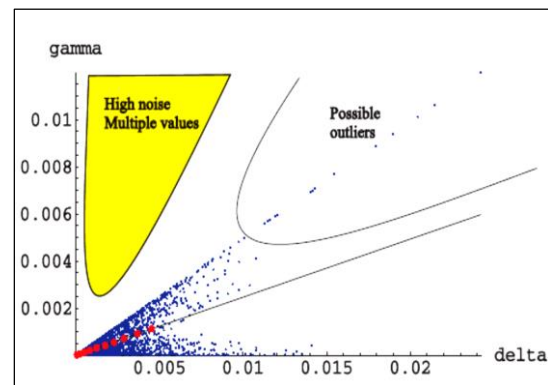
۷- تحلیل پارامتریک

محدودیت‌های زمانی و عدم امکانات کافی معمولاً مانع اصلی مطالعات آزمایشگاهی است. در اغلب موارد، مطالعه اثر هر یک از متغیرها بر روی نتایج آزمایش در محدوده وسیع، نیازمند ساخت نمونه‌های زیاد است که این امر سبب افزایش زمان و هزینه می‌شود. از جمله مزایای استفاده از مدل‌سازی، می‌توان به استفاده از مدل‌های توسعه داده شده برای انجام مطالعات پارامتریک و بررسی اثر هر متغیر ورودی بر خروجی مدل اشاره نمود. در این تحقیق، با استفاده از مدل EPR، اثر تغییرات درصد خرده آسفالت، درصد سیمان، مقدار رطوبت بهینه، درصد عبوری از الک نم‌۲۰۰ و زمان عمل‌آوری بر مقاومت فشاری تک‌محوری مصالح اساس بازیافت شده تمام عمق تثبیت‌شده با سیمان موردبررسی قرار گرفته است. برای این منظور پارامتر موردنظر بین کم‌ترین مقدار موجود در نمونه‌ها و بیشترین مقدار آن متغیر در نظر گرفته شد و سایر پارامترها برابر با مقادیر میانگین در نظر گرفته شدند و سپس مقدار مقاومت فشاری تک‌محوری با توجه به تغییر پارامتر موردنظر تعیین گردید. علاوه بر این زمان عمل‌آوری ۲۸ روز در نظر گرفته شد.

آورد معیار بدون بعد V_{ratio} است که دارای مقادیری بین بازه ۰ و ۱ است و هرچه این مقدار به صفر نزدیک‌تر باشد نمایانگر دقت بالای مدل برای یافتن خروجی‌های مطلوب از ورودی‌هاست. پارامتر V_{ratio} به صورت رابطه (۱۷) قابل محاسبه است.

$$V_{ratio} = \frac{\Gamma}{\sigma^2(y)} \quad (17)$$

که در آن، $\sigma^2(y)$ واریانس خروجی لا است. اگر فرض شود N پارامتر ورودی بر وقوع پدیده‌ای مؤثر باشند، تعداد $2^N - 1$ ترکیب معنی‌دار از پارامترهای ورودی به وجود می‌آید که برای مدل‌سازی این پدیده توسط روش‌های هوش محاسباتی، بررسی تک‌تک ترکیبات ایجادشده برای یافتن بهترین ترکیب کاری بسیار وقت‌گیر و خسته‌کننده است.



شکل ۱۲- نمودار پراکنش آزمون گاما (Remesan) و همکاران، (۲۰۰۸)

بنابراین از این روش می‌توان برای انتخاب پارامترهای ورودی مؤثر بر پارامتر خروجی یا به عبارتی تحلیل حساسیت نیز استفاده نمود. در این تحقیق از آزمون گاما برای تعیین درجه اهمیت پارامترهای ورودی تأثیرگذار بر مقدار UCS استفاده شد. ابتدا تمامی پارامترها در نظر گرفته شد و سپس در سناریوهای بعدی یک پارامتر از پارامترهای ورودی حذف و مقدار V_{ratio} محاسبه گردید. شکل (۱۳) اثر حذف هر یک از پارامترهای ورودی را بر روی مقدار پارامتر V_{ratio} نشان می‌دهد. سناریویی که کم‌ترین مقدار V_{ratio} را داشته باشد به عنوان سناریو برتر مدل‌سازی قابل انتخاب می‌باشند و سناریوهای با مقادیر بالای V_{ratio} نشان‌دهنده این موضوع هستند که حذف پارامتر موردنظر تأثیر قابل توجهی بر دقت مدل خواهد داشت.

شکل (۱۴) تأثیر درصد عبوری از الک نمره ۲۰۰ بر مقاومت فشاری را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، برای ۰ و ۲۰ درصد خرده آسفالت، افزایش درصد عبوری از الک نمره ۲۰۰ منجر به کاهش UCS می‌شود. با این حال، برای ۴۰ و ۶۰ درصد خرده آسفالت، افزایش درصد عبوری از الک نمره ۲۰۰ باعث افزایش UCS می‌شود. این موضوع نشان می‌دهد که در درصد‌های بالای خرده آسفالت، درصد عبوری از الک نمره ۲۰۰ تأثیر مثبت بر UCS دارد. در مقابل در درصد‌های پایین خرده آسفالت، درصد عبوری از الک نمره ۲۰۰ تأثیر منفی بر UCS دارد.

شکل (۱۵) تأثیر زمان عمل‌آوری بر مقاومت فشاری را نشان می‌دهد. تحقیقات گذشته نشان می‌دهند که با افزایش زمان عمل‌آوری، مقاومت فشاری افزایش می‌یابد (Guthrie و همکاران، ۲۰۰۷؛ Ganne، ۲۰۱۰؛ Bang و همکاران، ۲۰۱۱؛ Miller و همکاران، ۲۰۰۶؛ Batioja، ۲۰۱۱). در شکل (۱۵) نیز مشاهده می‌شود که با افزایش زمان عمل‌آوری مقاومت فشاری نیز افزایش یافته است.

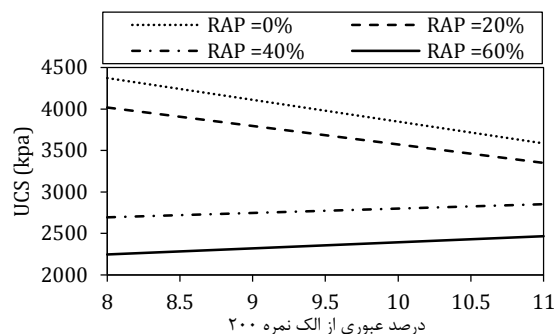
شکل (۱۶) تأثیر درصد مصالح خرده آسفالتی بر مقاومت فشاری را نشان می‌دهد. همان‌طور که ملاحظه می‌شود با افزایش درصد خرده آسفالت، مقاومت فشاری ابتدا تا مقدار مشخصی افزایش و سپس کاهش می‌یابد. مقدار بهینه درصد مصالح خرده آسفالتی به ازای درصد‌های مختلف سیمان ثابت و برابر با ۲۰ درصد وزنی مصالح است.

شکل (۱۷) تأثیر درصد رطوبت بهینه تراکم بر مقاومت فشاری را نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل (۱۷) ملاحظه می‌شود با افزایش درصد رطوبت تراکم، مقدار UCS کاهش می‌یابد. این کاهش در درصد‌های بیشتر سیمان بیشتر مشهود است. مطالعات گذشته نیز نشان می‌دهند که با افزایش درصد رطوبت تراکم، UCS کاهش می‌یابد (Suebsuk و همکاران، ۲۰۱۴).

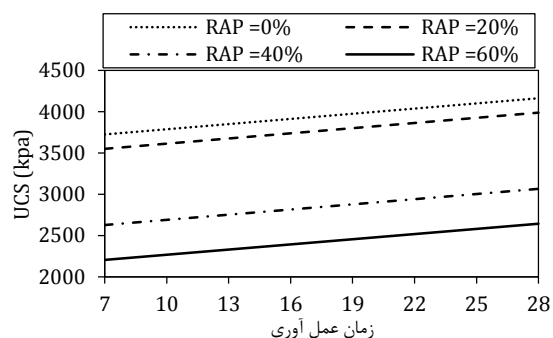
۸- نتایج

نتایج این تحقیق به صورت زیر قابل بیان است:

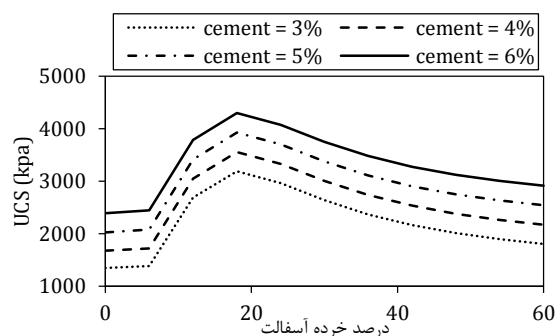
- ۱- این مطالعه نشان می‌دهد که خطای مدل EPR برای پیش‌بینی UCS در اکثر موارد کم‌تر از ۱۰ درصد است و همچنین مقدار R^2 برای داده‌های آموزش و آزمون مدل بهینه به ترتیب برابر با ۰/۹۶۶۷ و ۰/۹۵۲۱ است.
- ۲- نتایج مدل‌سازی با استفاده از ANN نشان داد که مقدار (R^2) برای مجموعه داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون به ترتیب برابر ۰/۹۹۲، ۰/۹۱۳۵ و ۰/۹۳۸ است. این نتیجه نشان می‌دهد که مدل‌سازی با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی بسیار حساس به بیش‌برازش است. در مقابل، روش EPR دارای قابلیت تعمیم‌پذیری بیشتری است، زیرا ضریب تعیین (R^2) تقریباً یکسانی برای هر دو



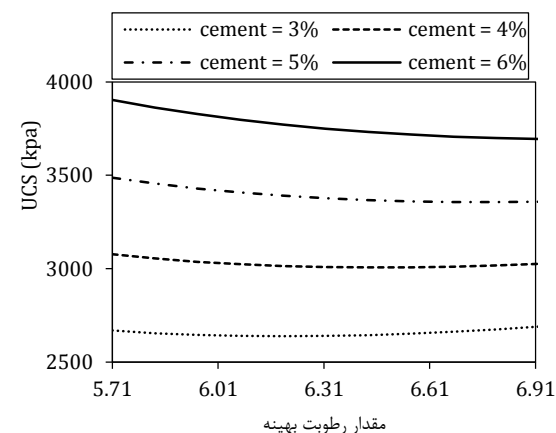
شکل ۱۴- تأثیر درصد عبوری از الک ۲۰۰ بر روی UCS



شکل ۱۵- تأثیر زمان عمل‌آوری بر روی UCS



شکل ۱۶- تأثیر درصد خرده آسفالت بر روی UCS



شکل ۱۷- تأثیر مقدار رطوبت بهینه بر روی UCS

- unconfined compressive strength of cement stabilized soil", *Geotechnical and Geological Engineering*, 2011, 29 (3), 329-342.
- Deengam S, Suebsuk J, Anyapho W, Kumpala A, "Strength of cement stabilized base course containing reclaimed asphalt pavement (RAP) by dynamic cone penetration (DCP) test", Paper presented at the The 20th National Convention on Civil Engineering, Chonburi, Thailand, 2015.
- Eidgahee DR, Rafiean AH, Haddad A, "A Novel Formulation for the Compressive Strength of IBP-Based Geopolymer Stabilized Clayey Soils Using ANN and GMDH-NN Approaches", *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering, Hydrological Processes*, 2019, 22, 4301-4309.
- Ganne VK, "Long term durability studies on chemically treated reclaimed asphalt pavement (RAP) materials", MS Thesis, The University of Texas at Arlington, 2010.
- Ghorbani A, Hasanzadehshooiili H, "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*, 2018, 58 (1), 34-49.
- Giustolisi O, Doglioni A, Savic DA, Pierro F, "An evolutionary multiobjective strategy for the effective management of groundwater resources", *Water Resources Research Journal*, 2008, 44 (W01403), 1-14.
- Giustolisi O, Savic DA, "A symbolic data driven technique based on Evolutionary Polynomial Regression", *Journal of Hydroinformatics*, 2006, 8 (3), 207-222.
- Goldberg DE, "Genetic algorithms in search, optimization and machine learning", Massachusetts: Addison Wesley, 1989, 3 (120), 95-99.
- Güllü H, "Function finding via genetic expression programming for strength and elastic properties of clay treated with bottom ash", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2014, 35, 143-157.
- Guthrie W, Brown A, Eggett D, "Cement stabilization of aggregate base material blended with reclaimed asphalt pavement", *Transportation Research Record, Journal of the Transportation Research Board* (2026), 2007, 47-53.
- Koza JR, "Genetic programming: on the programming of computers by means of natural", MIT press, 1992, 1 (121).
- Kroge M, McGlumphy K, Besseche T, "Full-Depth Reclamation with Engineered Emulsion in Fairburn, Georgia", *Transportation Research Record, Journal of the Transportation Research Board* (2095), 2009, 2095 (20), 136-143.
- Laucelli D, Berardi L, Doglioni A, Giustolisi O, "EPR-MOGA-XL: an Excel based paradigm to enhance transfer of research achievements on data-driven modelling", *Proceedings of 10th international conference on hydroinformatics HIC*, 2012, 122, 14-18.
- Main DT, "Specification on Cold In-Place Recycled Pavement Special Provision Section 307, 1993, 45.
- Mallick R, Bonner D, Bradbury R, Andrews J, Kandhal P, مجموعه آموزش و آزمون به‌دست می‌آید.
- ۳- نتایج آزمون گاما بیانگر آن است که درصد سیمان و مقدار خرده آسفالت در مقایسه با سایر پارامترهای ورودی تأثیر بیشتری در پیش‌بینی UCS دارند.
- ۴- نتایج تحلیل پارامتریک نشان می‌دهد که برای مقادیر بالای ۴۰ درصد خرده آسفالت، افزایش درصد عبوری از الک نمره ۲۰۰ باعث افزایش UCS می‌شود این در حالی است که برای مقادیر کم‌تر از ۲۰ درصد خرده آسفالت، افزایش درصد عبوری از الک نمره ۲۰۰ باعث کاهش UCS می‌شود. به‌علاوه افزایش زمان عمل‌آوری، سبب افزایش مقاومت فشاری تک‌محوری می‌شود.
- ۵- نتایج تحلیل پارامتریک نشان داد که با افزایش درصد خرده آسفالت تا ۲۰ درصد UCS افزایش می‌یابد و با افزایش درصد خرده آسفالت به بیش از ۲۰ درصد مقدار UCS کاهش می‌یابد. همچنین افزایش درصد رطوبت تراکم سبب کاهش مقاومت فشاری تک‌محوری می‌شود.
- ۹- مراجع
- Ahangar-Asr A, Faramarzi A, Mottaghifard N, Javadi AA, "Modeling of permeability and compaction characteristics of soils using evolutionary polynomial regression", *Computers and geosciences*, 2011, 37 (11), 1860-1869.
- Alavi AH, Gandomi AH, Mollahasani A, "A Genetic Programming-Based Approach for the Performance Characteristics Assessment of Stabilized Soil", *Springer*, 2012, 58, 343-376.
- ARRA, "Asphalt Recycling and Reclaiming Association, Basic asphalt recycling manual", Annapolis, Maryland, 2001, 48, 143-156.
- Balf MR, Noori R, Berndtsson R, Ghaemi A, Ghiasi B, "Evolutionary polynomial regression approach to predict longitudinal dispersion coefficient in rivers", *Journal of Water Supply: Research and Technology- Aqua*, 2018, 67 (5), 447-457.
- Bang S, Lein W, Comes B, Nehl L, Anderson J, Kraft P, Sebaaly P, "Quality Base Material Produced Using Full Depth Reclamation on Existing Asphalt Pavement Structure", *Task 4: Development of FDR Mix Design Guide*, 2011, Federal Highway Administration; 2011. Contract No.: FHWA-HIF-12-015.
- Bartku EC, "In-Situ Recycling: Applications, Guidelines, and Case Study for Local Governments", PhD Thesis, Virginia Tech, 2014.
- Batioja DD, "Evaluation of Cement Stabilization of a Road Base Material in Conjunction with Full-Depth Reclamation in Huaquillas", 2011, Ms Thesis, Ecuador, Brigham Young University.
- Berardi L, Giustolisi O, Kapelan Z, Savic DA, "Development of pipe deterioration models for water distribution systems using EPR", *Journal of Hydro Informatics*, 2008, 10 (2), 113-126.
- Das SK, Samui P, Sabat AK, "Application of artificial intelligence to maximum dry density and

- of clayey soils stabilised with lime using artificial neural networks (ANNs)", *International Journal of Geotechnical Engineering*, 2017, 72, 1-13.
- Watson A, Parmee I, "System identification using genetic programming", *Proceedings of ACEDC'96*, University of Plymouth, United Kingdom, 1996, 124, 57-62.
- Wen H, Tharaniyil M, Ramme B, Krebs S, "Field performance evaluation of class C fly ash in full-depth reclamation: Case history study, *Transportation Research Record*", *Journal of the Transportation Research Board*, 1869 (39), 2004, 41-46.
- Kearney E, "Evaluation of performance of full-depth reclamation mixes", *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board (1809)*, 2002, 199-208.
- Miller HJ, Guthrie WS, Crane RA, Smith B, "Evaluation of cement-stabilized full-depth-recycled base materials for frost and early traffic conditions", *Report: Recycled Materials Resource Center*, University of New Hampshire, 2006, 27.
- MolaAbasi H, Shooshpasha I, "Prediction of zeolite-cement-sand unconfined compressive strength using polynomial neural network", *The European Physical Journal Plus*, 2016, 131 (4), 108.
- Morian DA, Solaimanian M, Scheetz B, Jahangirnejad S, "Developing Standards and Specifications for Full Depth Pavement Reclamation (FHWA-PA-2012-004-090107)", *Commonwealth of Pennsylvania Department of Transportation*, USA, 2012, 29.
- Motamedi S, Shamshirband S, Petković D, Hashim R, "Application of adaptive neuro-fuzzy technique to predict the unconfined compressive strength of PFA-sand-cement mixture", *Powder Technology* 2015, 278, 278-285.
- Mozumder RA, Laskar AI, Hussain M, "Empirical approach for strength prediction of geopolymer stabilized clayey soil using support vector machines", *Construction and Building Materials*, 2017, 132, 412-424.
- Pappas J, "Environmental Considerations of In-Place Recycling", Paper presented at the Virginia Pavement Recycling Conference, Virginia, USA, 2012.
- Puppala AJ, Hoyos LR, Potturi AK, "Resilient moduli response of moderately cement-treated reclaimed asphalt pavement aggregates", *Journal of Materials in Civil Engineering*, 2011, 23 (7), 990-998.
- Remesan R, Shamim MA, Han D, "Model data selection using gamma test for daily solar radiation", 2008, 22 (123), 4301-4309.
- Sathyapriya S, Arumairaj P, "Prediction of Unconfined Compressive Strength of a Stabilised Expansive Clay Soil using ANN and Regression Analysis (SPSS)", *Asian Journal of Research in Social Sciences and Humanities*, 2017, 7 (2), 109-123.
- Savic DA, Giutulisi O, Berardi L, Shepherd W, Djordjevic S, Saul A "Modelling sewer failure by evolutionary computing", *Proceeding of the Institution of Civil Engineers, Water Management*, 2006, 159 (2), 111-118.
- Slage C, "Washington County's Experience with In-Place Recycling", Paper presented at the 15th Annual TERRAP avement Conference, 2011.
- Suebsuk J, Suksan A, Horpibulsuk S, "Strength assessment of cement treated soil/reclaimed asphalt pavement (RAP) mixture", *International Journal of GEOMATE*, 2014, 6 (2), 878-884.
- Suman S, Mahamaya M, Das SK, "Prediction of Maximum Dry Density and Unconfined Compressive Strength of Cement Stabilised Soil Using Artificial Intelligence Techniques", *International Journal of Geosynthetics and Ground Engineering*, 2016, 2 (79), 11.
- Taleb BI, Harichane K, Ghrici M, Boukhatem B, Rebouh R, Gadouri H, "Prediction of geotechnical properties

EXTENDED ABSTRACT

Modeling of Unconfined Compressive Strength (UCS) of Full-Depth Reclaimed Base Materials Stabilized with Portland Cement Using Evolutionary Polynomial Regression

Ali Reza Ghanizadeh*, Morteza Rahrovan, Nasrin heidarabadizadeh

Department of Civil Engineering, Sirjan University of Technology, Sirjan, Iran

Received: 25 July 2019; Accepted: 17 October 2020

Keywords:

Modeling, Full Depth Reclamation (FDR), Portland cement, UCS, Evolutionary Polynomial Regression (EPR).

1. Introduction

In the present study, Evolutionary Polynomial Regression (EPR) technique is employed to develop a mathematical model to estimate the USC of Full Depth reclaimed (FDR) materials stabilized with Portland cement. To this end, a dataset containing 62 records from experimental studies related to unconfined compressive strength of full-depth reclaimed (FDR) base stabilized with Portland cement were used. Percentage of cement, percentage of RAP, percent passing of #200 sieve, optimum moisture content, and curing time were considered as independent variables. The results show that EPR has a great capability for prediction of the UCS in case of FDR base stabilized with Portland cement.

2. Methodology

2.1. Experimental study

In order to create a dataset for modeling using EPR, two different soil types were blended with different percentages of Reclaimed Asphalt Pavement (RAP) of 0, 20, 40, and 60% and then these blends were stabilized by adding 3, 4, 5 and 6% of Portland cement. In the first step, using the modified Proctor test (ASTM D-180 method), both maximum dry density and optimum moisture content of each mixture were determined and after while the UCS test was performed on 7 days and 28 days cured samples, according to the ASTM D1633 (method A).

2.2. EPR modeling

EPR is a hybrid regression method based on evolutionary calculations developed by Giustolisi and Savic (Giustolisi and Savic, 2006). The EPR can be expressed as Equation 1:

$$y = \sum_{j=1}^m F(X, f(X), a_j) + a_0 \quad (1)$$

Where y denoted the predicted vector of the output, a_0 and a are parameters, F is an assumed function, X is independent variables, F is a given function, and m is the number of terms. This equation can be transformed to this form Equation 2:

* Corresponding Author

E-mail addresses: ghanizadeh@sirjantech.ir (Ali Reza Ghanizadeh), rahrovanmorteza@gmail.com (Morteza Rahrovan), n.heidarabadi1992@gmail.com (Nasrin heidarabadizadeh).

$$Y_{N \times 1}(\theta, Z) = [I_{N \times 1} \quad Z_{N \times m}^j] \times [a_0 \quad a_1 \quad \dots \quad a_m]^T = Z_{N \times d} \times \theta_{d \times 1}^T \tag{2}$$

where $Y_{N \times 1}(\theta, Z)$ is the least-squares vector, $\theta_{d \times 1}$ is the vector of d , and $Z_{N \times d}$ is a matrix formed by I , unitary column vector for bias a_0 , and m vectors of variables Z that for a fixed j are a product of the independent predictor vectors of variables/inputs, $X = \langle X_1, X_2, \dots, X_k \rangle$.

3. Results and discussion

3.1. Modeling of UCS using EPR

In this research, EPR MOGA-XL vr.1 was used to predict UCS using ERP (Laucelli et al., 2012). In order to model UCS using the EPR method, 70% of the data were considered as training set and 30% of the data were considered as testing set. Also, three logarithmic, hyperbolic tangent and hyperbolic secant functions were used for modeling. The model based on hyperbolic secant function (Equation 3) had the highest coefficient of determination ($R^2=0.966$) and the lowest mean absolute percentage error (MAPE=0.036). This model is as follows:

$$UCS = 609785069 \cdot \frac{1}{P_{200}^{1.5}} \cdot \text{Sech}(RAP^{0.5} \cdot C^{0.5}) + 167242603 \cdot \frac{OMC^{1.5}}{RAP^{1.5}} \cdot \text{Sech}\left(\frac{P_{200}^2}{RAP^{1.5}}\right) + 5667498 \cdot C^{1.5} \cdot \text{Sech}(OMC^{0.5}) + 64.6657 \cdot CT^2 \cdot OMC^{0.5} \cdot \text{Sech}(OMC) + 87.1141 \cdot \frac{P_{200} \cdot C^{1.5}}{OMC^{0.5}} \cdot \text{Sech}(C^{0.5}) \tag{3}$$

Where UCS represents the unconfined compressive strength (kPa), RAP is the content of reclaimed asphalt pavement (%); C is the cement content (%); CT is the curing time (day); P_{200} is the percentage passing through the No. 200 (75 μm) sieve; and OMC is the optimum moisture content (%).

Results of this study indicate that the developed model is able to predict UCS with error less than 10% in most cases. Also the values of R^2 based on training and testing sets is 0.9667 and 0.9521, respectively (Fig. 1).

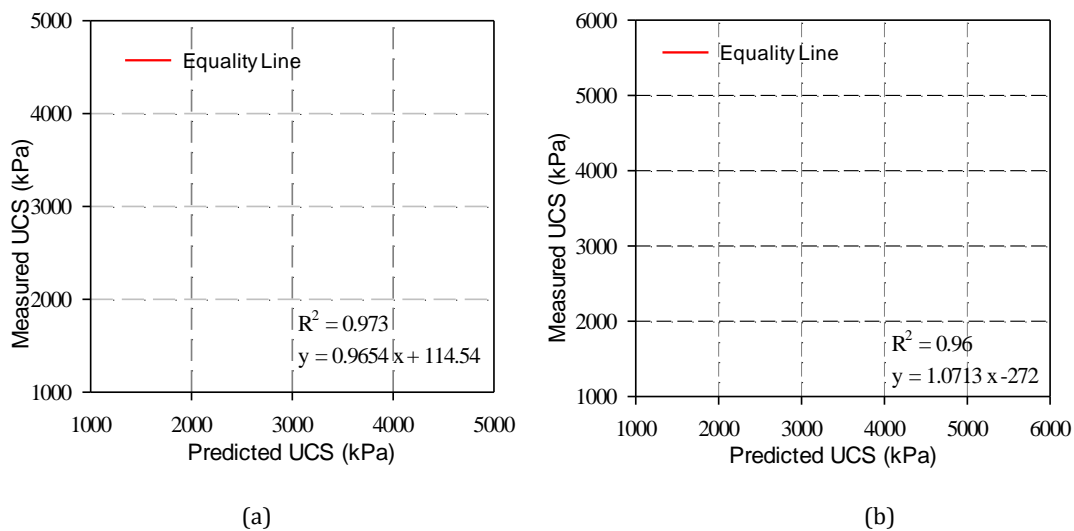


Fig. 1. Performance of EPR model: a) training set, b) testing set

3.2. Sensitivity analysis using Gamma test

Gamma testing was used to determine the degree of the importance of input parameters based on the UCS values. To this end, firstly, all parameters were considered for modeling and the value of V_{ratio} was calculated. In the next steps, each of the input parameters was removed from the input parameters and the value of V_{ratio} was calculated again. V_{ratio} is a dimensionless parameter that has values between 0 and 1. The value of V_{ratio} after removing different parameters is represented in Fig. 2. As can be seen, by removing the cement content (c), V_{ratio} gets the highest value, which indicates that the cement content is the most influential parameter on predicting the UCS.

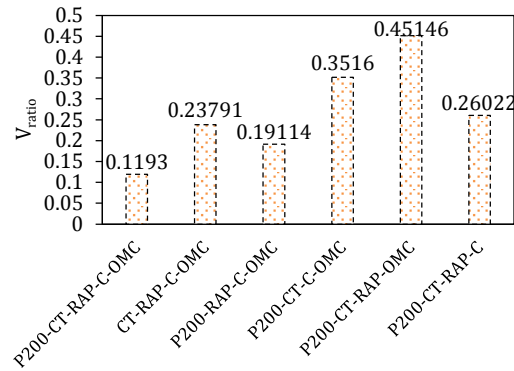


Fig. 2. Effect of removing different parameters on V_{ratio}

4. Conclusions

This study indicates that the developed model based on the EPR method has the ability to predict UCS of base stabilized with Portland cement, accurately. Results of this study confirms that the EPR model has superior capability to predict UCS with error less than 10% in most cases and coefficient of determination (R^2) is 0.9667 and 0.9521 for training and testing sets, respectively. Also, sensitivity analysis by Gamma test shows that the cement content is the most influential parameter on predicting the UCS.

5. References

- Giustolisi O, Savic DA, "A symbolic data driven technique based on Evolutionary Polynomial Regression", Journal of Hydroinformatics, 2006, 8 (3), 207-222.
- Laucelli D, Berardi L, Doglioni A, Giustolisi O, "EPR-MOGA-XL: an Excel based paradigm to enhance transfer of research achievements on data-driven modelling", Proceedings of 10th international conference on hydroinformatics HIC, 2012, 122, 14-18.