

## Presenting an Optimized Artificial Intelligent Models to Investigate the Strength Behavior of Sustainable Concrete Containing Recycled Polyethylene Terephthalate-based Fine Aggregate

Mahdi Mirzagoltabar Roshan <sup>1</sup>, Mohammadhadi AlizadeElizei <sup>2\*</sup>, Reza Esmailabadi<sup>2</sup>

1- PhD candidate, Department of civil engineering, Roudehen Branch, Islamic Azad University, Roudehen, Iran

2- Assistant professor, Department of civil engineering, Roudehen Branch, Islamic Azad University, Roudehen, Iran

### ABSTRACT

In this research, optimized intelligent models were developed to design optimal sustainable concrete containing recycled Polyethylene Terephthalate (PET). For this aim, evolutionary Artificial Intelligence (AI) approach was implemented based on the integration of the Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) and Extreme Learning Machine (ELM) integrated with particle swarm optimization algorithm to investigate the strength behavior of sustainable concrete containing recycled polyethylene terephthalate-based fine aggregate. The experimental database consisting 273 records comprising mixture components at different ages are collected from published papers and optimal variables are identified using principal component analysis. The capability and efficiency of proposed model are validated through standalone MARS and ELM. Performance metrics indicated that proposed evolutionary formula-based models (MARS-PSO and ELM-PSO with the (( $R= 0.902$ ,  $RMSE=4.836$  MPa and  $RSE=3.5$ ) and ( $R= 0.900$ ,  $RMSE=4.881$  MPa and  $RSE=2.24$ ), respectively) outperformed than other standalone AI models for CS prediction. Uncertainty analysis of the standalone and hybridized models is also applied using Monte-carlo simulation to prove that the hybridized multiscale model has less uncertainty in the prediction of the compressive strength compared to those benchmark models. The findings of the present paper presented the superiority of the model's development in constructing reasonable and robustness evolutionary Model for formulation of CS of eco-friendly concrete containing recycled PET.

### ARTICLE INFO

**Receive Date:** 19 April 2021

**Revise Date:** 10 August 2021

**Accept Date:** 24 October 2021

**Keywords:** Sustainable concrete Polyethylene terephthalate (PET)  
MARS  
Extreme learning machine  
Monte-Carlo simulation

All rights reserved to Iranian Society of Structural Engineering.

doi: 10.22065/JSCE.2021.282089.2430

\*Corresponding author: Mohammadhadi AlizadeElizei

Email address: Alizadeh.mhe@gmail.com

## ارائه مدل‌های بهینه شده هوش مصنوعی جهت بررسی رفتار مقاومتی بتن پایدار حاوی ریزدانه‌های باز یافتی پلی اتیلن ترفتالات

مهدی میرزا گل تبار روشن<sup>۱</sup>، محمد هادی علیزاده الیزی<sup>۲\*</sup>، رضا اسماعیل ابادی<sup>۳</sup>

۱- دانشجوی دکتری مهندسی و مدیریت ساخت، گروه مهندسی عمران، واحد رودهن، دانشگاه آزاد اسلامی، رودهن، ایران

۲- استادیار گروه مهندسی عمران، واحد رودهن، دانشگاه آزاد اسلامی، رودهن، ایران (نویسنده مسئول)

۳- استادیار گروه مهندسی عمران، واحد رودهن، دانشگاه آزاد اسلامی، رودهن، ایران

### چکیده

یکی از موارد مصرف مجدد ضایعات بدون داشتن اثرات مخرب زیست محیطی، استفاده در صنعت بتن می باشد. از این رو، بررسی اثرگذاری مولفه‌های طرح اختلاط در مطالعات آزمایشگاهی و ارائه مدل‌های محاسباتی جهت ارزیابی خواص مکانیکی بتن رو به گسترش می باشد. از جمله تحقیقات به روز در این مورد، توسعه مدل‌های رگرسیونی محاسباتی جهت ارزیابی خواص بتن‌های سازگار با محیط زیست حاوی ریزدانه‌های پلی اتیلن ترفتالات (پت) باز یافت شده با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی می باشد. مدل‌های توسعه داده شده می‌تواند به عنوان جایگزین فرایند آزمایشگاهی در ارائه پیش طرح اختلاط‌ها و صرفه جویی‌های اقتصادی و زیست محیطی شود. در این تحقیق، روش‌های هوش مصنوعی ماریس و ماشین یادگیری سریع با الگوریتم ازدحام ذرات تجمیع شده تا مدل‌هایی با دقت بالا و جامع برای تخمین خواص بتن ارائه شود. مدل‌های مبتنی بر روابط محاسباتی جهت تخمین مقادیر خواص بتن سازگار با محیط زیست حاوی پت با استفاده از مدل‌های هوشمند، توسعه یافته و کیفیت مدل‌ها در جهت تخمین مشخصه‌های بتن و بررسی مولفه‌های طرح اختلاط این بتن بررسی شد. نتایج مدل‌های هوشمند نشان داد، استفاده از الگوریتم در روند بهینه یابی ضرایب و وزن‌های روش‌های مورد استفاده، عملکرد مدل‌های محاسباتی را با دقت قابل توجهی مواجه کرده است. پیش‌بینی رفتار مقاومتی مدل‌ها در مدل تلفیقی ماریس بهینه شده ( $R=0.902$ ,  $RMSE=4.836$ ,  $RSE=3/5\%$ ) در مقایسه با دیگر مدل‌ها در این مطالعه دقت قابل توجهی را بیان نموده است. همچنین جهت بررسی مولفه‌های اثرگذار در مقادیر خواص مقاومتی تحلیل حساسیت انجام و نتایج نشان داد ریزدانه با درصد ۲۰/۳۰٪ بیشترین اثرگذاری را در بررسی مولفه‌های طرح اختلاط دارا بوده است. در نهایت عدم قطعیت مدل‌ها با استفاده از شبیه سازی مونت کارلو نشان داد مدل تلفیقی ماریس با درصد عدم قطعیت ۱۴/۴۲ کمترین میزان عدم قطعیت را در بین مدل‌های توسعه داده شده کسب نموده است.

کلمات کلیدی: بتن پایدار، پلی اتیلن ترفتالات (پت)، هوش مصنوعی، روش ماریس، روش یادگیری ماشینی سریع، الگوریتم مونت کارلو

شناسه دیجیتال:		سابقه مقاله:				
doi:	https://doi.org/10.22065/JSCE.2021.282089.2430	چاپ	انتشار آنلاین	پذیرش	بازنگری	دریافت
	10.22065/JSCE.2021.282089.2430	۱۴۰۱/۰۲/۳۱	۱۴۰۰/۸/۰۲	۱۴۰۰/۸/۰۲	۱۴۰۰/۵/۱۹	۱۴۰۰/۰۱/۳۰
			پنام زرفام		*نویسنده مسئول:	
			zarfam@srbiau.ac.ir		پست الکترونیکی:	

## ۱- مقدمه

امروزه بتن به عنوان پرمصرف‌ترین مصالح ساختمانی قرن بیست و یکم شناخته شده است. ساخت این ماده مرکب با استفاده از ارزان‌ترین و در دسترس‌ترین مواد ساده از یک سو، انعطاف‌پذیری، خواص مقاومتی و دوام آن از سوی دیگر و نیز استفاده از موادی در ساخت آن که به پاکسازی و کاهش آلودگی محیط زیست کمک می‌نماید، موجب آن شده است که بتن به عنوان مصالح ممتاز مطرح شود [۱]. عیب اساسی بتن در عمل با مسلح کردن آن با استقرار آرماتورهای فولادی در جهت نیروهای کششی برطرف می‌گردد. شایان ذکر است که در موارد متعددی جهت این نیروهای کششی به طور دقیق معلوم نیست. همچنین با توجه به اینکه آرماتور بخش کوچکی از مقطع را تشکیل می‌دهد، تصور اینکه مقطع بتن یک مقطع همگن و ایزوتروپ باشد صحیح نخواهد بود. به منظور ایجاد یک راه حل جایگزین و ایجاد شرایط ایزوتروپی و کاهش ضعف شکنندگی و تردی بتن تا حد ممکن در چند دهه اخیر استفاده از پلیمرها و الیاف که در تمام حجم بتن پراکنده می‌شود متداول شده است [۲]. استفاده از مصالح بازیافتی در صنعت در حال افزایش می‌باشد و نمونه‌ای از آن تولید بتن سبز و سازگار با محیط زیست می‌باشد. دفع زباله چالشی بزرگ در هر کشور است و استفاده از مواد و محصولات پلاستیکی روز به روز در حال افزایش است. در حال حاضر پلاستیک به بخش جدانشدنی از زندگی ما تبدیل شده و میزان مصرف پلاستیک به طور مداوم در حال افزایش است. از دلایل مصرف زیاد پلاستیک وزن مخصوص مناسب، مقاومت مناسب، طراحی کاربر پسند، عمر طولانی و وزن و هزینه کم این مواد بوده است. بخش عظیمی از زباله‌های پلاستیکی شامل بطری انواع نوشیدنی‌ها می‌باشد که از جنس پلی اتیلن ترفتالات (PET) هستند [۳]. چون این مواد پس از مصرف، زمان طولانی در محیط باقی می‌مانند و قابلیت تجزیه بیولوژیکی ندارند، از نظر زیست محیطی مشکلاتی همچون اشغال فضای زیادی از مراکز دفع را به دنبال دارند. از این رو، احتیاج به مدیریت پسماند داشته و بهترین راه برای مواجهه با این نوع پسماندها بازیافت آن می‌باشد [۴]. به منظور بازیافت PET برای تولید مجدد محصولات، هزینه قابل توجهی مورد نیاز است. علاوه بر هزینه، درصد خلوص این مواد و رنگ آن، بازیافت را مشکل می‌کند. بنابراین، کم هزینه‌ترین و موثرترین راه استفاده از آن در تولید بتن است. یکی از راهکارها جهت بازیافت و استفاده بهینه از آنها، افزودن به بتن بعنوان ریزدانه و الیاف می‌باشد. استفاده از الیاف PET در بتن علاوه بر بهبود خواص مکانیکی بتن باعث رفع مشکل زیست محیطی این مواد نیز می‌گردد. استفاده از ماده PET به دلیل وزن مخصوص کم، وزن مخصوص بتن را کاهش داده که موجب کاهش وزن مرده ساختمان‌ها و کاهش خطر لرزه ای ساختمان می‌گردد [۳]. به جهت کارپذیری بهتر بتن حاوی ذرات پت و بهبود خواص مکانیکی و سخت شده آن از جمله بهبود ریزساختار، کاهش نفوذپذیری، کاهش انداره و تخلخل و افزایش مقاومت فشاری، استفاده از پوزولان‌های طبیعی و افزودنی‌های شیمیایی نیز در آن نیز مورد بررسی بوده است [۵]. جهت دستیابی به بتنی با تراکم بالا و نفوذپذیری کم، بایستی عوامل مختلف از جمله دانه‌بندی سنگدانه‌ها، میزان مصرف سیمان و دیگر افزودنی‌ها و مصالح مورد استفاده به طور کامل مورد آزمایش قرار گیرند و مقدار بهینه استفاده از هر کدام مشخص گردد.

در سالیان اخیر، استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری و مدل‌های مبتنی بر روش‌های هوش مصنوعی در جهت پیش‌بینی خواص مقاومتی و مقادیر بهینه مصالح مورد استفاده در تولید بتن مورد بررسی پژوهشگران قرار گرفته است [۸-۶]. بهنود او همکاران به تخمین مقاومت فشاری بتن حاوی دوده سیلیس با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی برای بهبود دقت و پیچیدگی مدل پرداختند. در این راستا، برای پیدا کردن یک مدل ساده شبکه عصبی با خطای قابل قبول، یک روش جدید بهینه سازی چند هدفی به نام روش بهینه سازی گرگ‌های خاکستری چند منظوره ارائه شده است. در نتیجه مدل شبکه عصبی با تنها یک لایه پنهان با پنج نرون انتخاب شد [۹]. لی او همکاران به ارزیابی مقاومت فشاری بتن حاوی خاکستر بادی و دوده سیلیسی با استفاده از الگوریتم کلونی زنبور عسل مصنوعی پرداختند. در این مطالعه از ۷ ورودی به عنوان پارامترهای ورودی برای ارزیابی و پیش‌بینی مقاومت فشاری استفاده شد که نتیجه آن ایجاد روابط جدید برای مقاومت فشاری بتن بوده است [۱۰]. سادووسکی او همکاران، یک مدل کمی بهینه برای مقاومت فشاری بتن سازگار با محیط زیست حاوی کوارتز معدنی ارائه دادند. مطالعات انجام شده در این پژوهش با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی دقت قابل توجهی در مدل ارائه شده را گزارش نموده است [۱۱]. آستریس او همکاران، مطالعه ای در ارتباط با ارائه روابط محاسباتی جهت پیش‌بینی مقاومت فشاری

<sup>1</sup>Behnood<sup>2</sup>Lee<sup>3</sup>Sadowski<sup>4</sup>Asteris

بتن خودتراکم حاوی پوزولان متاکائولن انجام دادند. در این مطالعه برای اولین بار اندازه بزرگ ترین سنگدانه را نیز به عنوان ورودی در نظر گرفته و تحلیل شد. در این تحقیق دو روش مارس و مدل درخت مورد استفاده قرار گرفت و تخمین مقادیر با استفاده از شاخص های خطا و تحلیل اعتبارسنجی خارجی مورد بررسی قرار گرفت [۱۲]. دروسا و همکاران برای تخمین مقاومت فشاری بتن درجا، با استفاده از روش های هوشمند مختلف رگرسیونی درخت تصمیم، کرنلی و چندگانه مدل های مختلفی توسعه داده و مقایسه کمی را با استفاده از شاخص های خطا بررسی نمودند [۱۳]. گل افشانی و همکاران با به کارگیری پارامترهای طرح اختلاط، به پیش بینی مقاومت فشاری ۲۸ روزه بتن بازیافتی و بتن پرتلند پرداختند. ایشان با ترکیب الگوریتم فرا ابتکاری گرگ خاکستری و روش های شبکه عصبی مصنوعی و انفیس مدل های بهینه شده رگرسیونی توسعه داده اند [۱۴]. اشرفیان و همکاران، خواص مکانیکی بتن غلطکی روسازی را با استفاده از روش های هوش مصنوعی مبتنی بر دسته بندی داده ها مورد ارزیابی قرار دادند. ایشان با استفاده از چهار روش مبتنی بر خانواده درخت تصمیم مقاومت فشاری و کششی بتن غلطکی روسازی را مورد ارزیابی قرار داده و مدل های محاسباتی جهت تخمین مقادیر با دقت بیش از ۹۰ درصد ارائه دادند [۱۵]. فنگ و همکاران مقاومت فشاری بتن با استفاده از روش تقویت سازگار و روش های یادگیری ماشین را پیش بینی کردند. روش تقویت سازگار باعث ایجاد یک یادگیرنده قوی شده که با یادگیرنده های ضعیف ترکیب می گردد و یک الگوی مناسب بین مقادیر ورودی و خروجی ایجاد می کند [۱۶]. اکبری و دلگانی با استفاده از مدل های داده کاوی مقاومت فشاری بتن را در دماهای بالا ارزیابی کرده و پیش بینی کردند. آنها از سه روش رگرسیون خطی چندگانه، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم فازی استنتاجی برای ۲۰۷ داده آزمایشگاهی استفاده کردند [۱۷]. شاه منصور و همکاران، در یک مطالعه آزمایشگاهی و مدل سازی به ارزیابی بتن ژئوپلیمر حاوی مواد سیلیس و ژئولیت پرداختند. در این مطالعه از روش شبکه عصبی مصنوعی برای پیش بینی و مدل سازی مقاومت فشاری بتن ژئوپلیمر در سنین ۷، ۲۸ و ۹۰ روزه استفاده شد. آنها برای توسعه مدل خود از ۱۱۷ نمونه آزمایشگاهی از ۳۹ طرح اختلاط استفاده کردند. نتایج نشان داد که دقت پیش بینی مدل پیشنهادی شبکه عصبی مصنوعی قابل ملاحظه بوده و این روش توانایی بالایی در پیش بینی خواص سخت شده بتن از خود نشان داده است [۱۸]. سویم و همکاران به منظور مدل سازی و پیش بینی خواص سخت شده، مقاومت فشاری، بتن حاوی خاکستر بادی از روش های هوشمند مصنوعی استفاده کردند. ایشان روش های شبکه عصبی مصنوعی و انفیس برای مدلسازی مقاومت فشاری استفاده کردند. اگرچه مدل های هوشمند مصنوعی دارای دقت قابل قبولی بودند، آنها از الگوریتم ژنتیک نیز برای ترکیب با این روش های هوشمند برای ارتقای دقت مدل ها استفاده نمودند و نتایج حاکی از افزایش دقت مدل های ترکیبی پیشنهادی با درصد همگرایی نتایج بیش از ۹۰ درصد بوده است [۱۹].

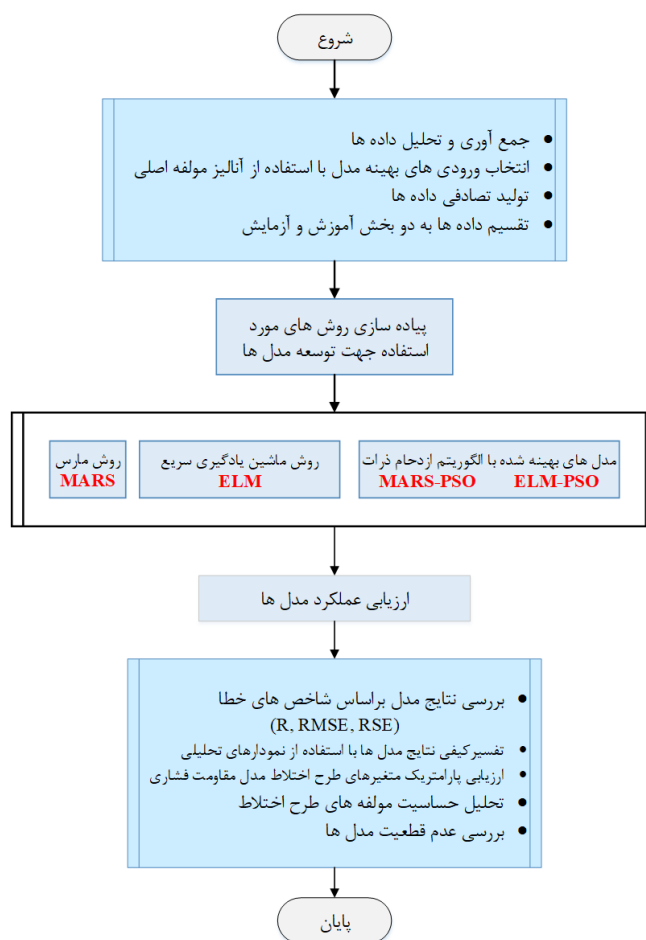
در طراحی نمونه های طرح اختلاط در بتن تلاش می شود با نگاهی اقتصادی و صرف هزینه مناسب، بتنی بهینه تولید گردد. استفاده از روش های آیین نامه ای برای محاسبه طرح اختلاط، وقت گیر و پرهزینه است و لازم است حتماً محدودیت ها، شرایط و مفروضات آیین نامه های فناوری های بتنی را برای تمام اجزای تشکیل دهنده بتن در نظر گرفت. این مسأله سبب شد، روش های طراحی طرح اختلاط بر مبنای روابط محاسباتی ریاضیاتی و الگوریتم های فرا ابتکاری بررسی گردد. روش های طراحی طرح اختلاط بهینه این نوع بتن می تواند با صرفه جویی های زمانی اقتصادی موجب تمایل بیشتر کارفرمایان به استفاده از آن و طراحی های بهینه گردد. از این رو، استفاده از روش های هوش مصنوعی بهینه شده با الگوریتم های فرا ابتکاری برای مدل سازی و پیش بینی مسائل در مهندسی و مدیریت پروژه های عمرانی به علت مزایای قابل تامل آن از جمله صرفه جویی در زمان و هزینه تولید بتن در مقاومت های مختلف، رفع مشکلات و محدودیت های تخصصی و امکاناتی برای کاربر جهت تولید بتن های خاص و جلوگیری از هدر رفت و دور ریز مواد و مصالح مصرفی با طراحی مدل های پیش طرح اختلاط بسیار فراگیر شده است. همچنین استفاده از سیمان در طرح مخلوط بتن و همچنین تولید گازهای آلاینده ناشی از تولید آن منجر به آلودگی های زیست محیطی نیز شده است. استفاده از ابزار هوش مصنوعی در بررسی خواص مقاومتی بتن و جلوگیری از طراحی های غیر

<sup>5</sup>Derossa<sup>6</sup>Golafshani<sup>7</sup>Ashrafian<sup>8</sup>Feng<sup>9</sup>Akbari&delgani<sup>1</sup>Shahmansouri

کارآمد و مصرف بی‌رویه منابع طبیعی و به طبع آن کاهش آلاینده‌گی زیست محیطی از دیگر مزایای استفاده از روش‌های هوش مصنوعی بوده است. در این مطالعه، مدل‌های محاسباتی مبتنی بر رویکرد هوش مصنوعی برای تخمین خواص بتن پایدار حاوی ذرات پت، معرفی شده تا پیچیدگی طرح اختلاط، یافتن روابط و تاثیر پارامترهای مختلف شامل سنگدانه‌ها، سیمان و مواد افزودنی را در خواص بتن مورد بررسی قرار دهد. از این رو، به جهت اهمیت بازیافت پسماندهای پلی اتیلن ترفتالات و استفاده مجدد از آن در صنایع بویژه صنعت بتن لزوم پژوهش‌های آزمایشگاهی و محاسبات نرم ضرورت دارد.

در این تحقیق، برای اولین بار از ترکیب روش‌های هوش مصنوعی و الگوریتم‌های فرا ابتکاری جهت ارائه مدل‌های مبتنی بر روابط محاسباتی در جهت تخمین مقادیر مقاومت فشاری بتن سازگار با محیط زیست حاوی ریزدانه پت بازیافت شده استفاده شده است. برای این منظور، روش‌های اسپلین رگرسیون چندمتغیره انطباقی (مارس) و ماشین یادگیری سریع جهت انجام فرایند مدلسازی بکارگرفته شد. جهت بهینه سازی مقادیر پارامترهای تنظیمی هر دو روش نیز الگوریتم ازدحام ذرات با روش‌های اشاره شده تلفیق تا کارایی مدل و سرعت همگرایی نتایج بهبود یابد. همچنین مدل‌های تلفیقی توسعه یافته با تحلیل پارامتریک مورد مطالعه امکان سنجی قرار گرفته تا قابلیت تخمین مدل مورد ارزیابی قرار گیرد. در نهایت نیز عدم قطعیت مدل‌های پیشنهادی با استفاده از تکنیک شبیه سازی مونت کارلو بررسی و نتایج مورد تحلیل قرار گرفت.

شکل (۱) فلوچارت اجرایی مراحل این پژوهش را نمایش می‌دهد. بخش‌های باقی مانده در این تحقیق که در چهار بخش دسته بندی شده است شامل بخش دوم که به معرفی روش‌های پیشنهادی مارس، ماشین یادگیری سریع و الگوریتم ازدحام ذرات پرداخته و ریاضیات این روش‌ها معرفی می‌گردد. در بخش سوم فرایند توسعه مدل‌ها، تفسیر کمی و کیفی نتایج و بررسی اعتبار سنجی و عدم قطعیت مونت کارلو بررسی شد. در بخش چهارم نیز نتایج این تحقیق و محدودیت‌های مطالعه بیان شد و پیشنهاداتی در جهت ادامه مسیر تحقیق ارائه شده است.



شکل (۱): فلوچارت اجرایی مراحل این پژوهش

## ۲- روش شناسی

### ۲-۱- اسپلاین رگرسیون چند متغیره انطباقی (MARS)

اسپلاین رگرسیونی چندمتغیره انطباقی (مارس)، روش رگرسیونی غیر خطی و غیرپارامتریک است که اولین بار توسط فریدمن معرفی شد. مارس، پاسخ‌های غیرخطی را بین ورودی‌ها و خروجی یک سیستم به وسیله مجموعه‌ای از توابع خطی چندقطعه‌ای با گرادین-های متفاوت مدل‌سازی می‌کند. نقاط انتهایی این توابع چند قطعه‌ای، گره نامیده می‌شوند [۲۰]. گره، انتهای یک ناحیه از داده‌ها و ابتدای ناحیه‌ای دیگر از داده‌ها را مشخص می‌کند. توابع چندقطعه‌ای خطی، انعطاف‌پذیری بیشتری را به مدل داده و نیز انحناها، آستانه‌ها و دیگر انحراف‌های حاصل از توابع خطی را در نظر می‌گیرند [۲۱]. روش مارس، توابع محاسباتی را با جست‌وجوی دو مرحله-ای ایجاد می‌کند.

- مرحله اول، توابع محاسباتی چندقطعه‌ای را جمع بسته و گره‌های احتمالی برای بهبود عملکرد مدل و برازش کامل تر مشخص می‌گردند.
- مرحله دوم، دربرگیرنده حذف کمترین جمله‌های حقیقی جهت حرص کردن توابع زائد و ارتقا کیفیت و سرعت مدل می-باشد.

مدل مارس، به عنوان ترکیب خطی توابع و روابط متقابل آنها ایجاد، و به صورت زیر بیان می‌شود:

$$f(x) = \beta_0 + \sum_{m=1}^M \beta_m \lambda_m(x) \quad (1)$$

$\lambda_m$  پارامتر هموارسازی نامیده می‌شود. هر  $\lambda_m(x)$  تابعی محاسباتی چند قطعه‌ای بوده و می‌تواند از گرادین‌های مختلف تشکیل گردد. پارامتر  $\beta$  ضرایب توابع بوده که با استفاده از روش کم‌ترین مربعات خطا برآورد می‌شوند [۲۰].

### ۲-۲- روش یادگیری ماشین سریع (ELM)

ماشین یادگیری سریع یک شبکه عصبی پیش‌خور است که برای طبقه‌بندی آماری و تحلیل رگرسیون با یک لایه پنهان می‌باشد به صورتی که نیازی به تنظیم پارامترهای گره‌های پنهان نباشد. این گره‌های پنهان می‌توانند به صورت تصادفی تخصیص داده شده و وزن‌ها متناسب با آن جهت فرایند مدل‌سازی، برآورد گردد [۲۲]. در اغلب موارد، وزن خروجی گره‌های پنهان معمولاً در یک مرحله گنجانده می‌شود که اساساً به یادگیری یک مدل به صورت خطی می‌پردازد. روش (ماشین یادگیری سریع) توسط هوانگ معرفی و ارائه شده است. مدل ELM در ابتدا برای شبکه عصبی پیش‌خور پیشنهاد شد و سپس برای شبکه عصبی پیش‌خور تعمیم یافته گسترش داده شد [۲۲]. برخلاف روش‌های معمول یادگیری، مدل ELM نه تنها سعی می‌کند خطای داده‌های آموزش را حداقل کند بلکه سعی در حداقل کردن مقادیر وزن‌های خروجی نیز دارد. با توجه به تئوری بارلت<sup>۱۵</sup> برای شبکه‌های عصبی پیش‌خور، کاهش مقادیر وزن‌ها در کنار کاهش خطای آموزش به تعمیم‌پذیری بهتری می‌رسد. تابع خروجی‌های تعمیم‌یافته به صورت بیان می‌گردد:

$$f(x) = h(x)\beta = \sum_{i=1}^L \beta_i h_i(x) \quad (2)$$

<sup>۱</sup>Multivariate adaptive regression splines

<sup>۱</sup>Splines

<sup>۱</sup>Extreme learning machine

<sup>۱</sup> Huang

<sup>۱</sup>Barlet's theory

تابع  $h(x)$  در واقع فضای  $d$  بعدی ورودی را به یک فضای  $L$  بعدی نگاشت می‌کند. بین لایه نهان و لایه خروجی وزن وجود دارد.

### ۲-۳- الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)

الگوریتم ازدحام ذرات، نوعی الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر رفتار گروهی جانوران در طبیعت است. جانوران در طبیعت، بسیاری از احتیاجات خود از جمله جستجوی غذا را بصورت دسته‌جمعی و با کمک یکدیگر و با استفاده از خرد جمعی انجام می‌دهند. الگوریتم PSO در مقایسه با روش‌های بهینه‌سازی مشابه دیگر برای رسیدن به نتایج مناسب، به فراخوانی تابع کمتری نیاز دارد. از جمله مزایای دیگر الگوریتم می‌توان به پیاده‌سازی کامپیوتری آسان آن اشاره کرد که به آسانی با شرایط قیود و متغیرها در یک مساله خاص منطبق می‌شود [۲۳].

در این الگوریتم هر جواب مسئله، یک پرند در فضای جستجو است که ذره نام دارد و هر ذره دارای یک مقدار شایستگی است که توسط تابع شایستگی مسئله به دست می‌آید. در فرمول‌بندی الگوریتم، ذره  $i$  ام در موقعیت  $x$  و در تکرار  $k+1$  ام به وسیله رابطه (۳) موقعیت خود را بهبود می‌بخشد، که در این رابطه  $v_{k+1}^i$  سرعت اصلاح شده ذره  $i$  ام است که از رابطه (۴) حاصل شده است و  $\Delta t$  گام زمانی می‌باشد که با استفاده از رابطه (۵) تعیین می‌شود. البته در این تحقیق مقدار  $\Delta t$  برابر واحد فرض شده است [۲۴].

$$x_{k+1}^i = x_k^i + v_{k+1}^i \Delta t \quad (3)$$

$$v_{k+1}^i = wv_k^i + c_1 r_1 \frac{(p_k^i - x_k^i)}{\Delta t} + c_2 r_2 \frac{(p_k^g - x_k^i)}{\Delta t} \quad (4)$$

$$\Delta t = \frac{1}{k_{Max}} \quad (5)$$

در روابط فوق  $v_k^i$  مقدار بردار سرعت در تکرار  $k$  ام،  $r_1$  و  $r_2$  دو عدد تصادفی بین صفر و یک و  $p_k^i$  نشان‌دهنده بهترین موقعیت ذره  $i$  ام و  $p_k^g$  موقعیت بهترین ذره در تمام جامعه تا تکرار  $k$  ام می‌باشد و دیگر ضرایب پارامترهای وابسته به مسئله هستند. برای مثال  $c_1$  (شتاب شناسایی) و  $c_2$  (شتاب جمعی)، پارامترهای اعتماد نامیده می‌شوند و تعیین کننده میزان اطمینان به جریان ذرات و یا حرکت جامعه می‌باشد و  $w$  پارامتر وزن اینرسی اولیه نامیده می‌شود. پارامتر  $w$  نقش مهمی را در رفتار همگرایی الگوریتم PSO بر عهده دارد به طوری که مقدارهای زیاد  $w$  باعث افزایش مقدار بردار سرعت می‌شود و در هر تکرار گام‌های بزرگتری برداشته خواهد شد و با کوچک شدن  $w$  این گام‌ها کوچکتر می‌شود که برای رسیدن به بهینه در گام‌های آخر مفید می‌باشد، از این رو با قرار دادن یک رابطه به جای مقداری ثابت برای  $w$  می‌توان به این مهم دست یافت [۲۳].

$$w_{k+1} = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{k_{max}} k \quad (6)$$

همانطور که در تحقیقات گذشته عنوان شده است مقادیر  $w_{min}$  و  $w_{max}$  به ترتیب برابر با  $0/9$  و  $0/4$  می‌باشد. همچنین بهترین مقادیر برای پارامترهای  $c_1$  و  $c_2$  برابر با  $1$  و  $2$  می‌باشد. در الگوریتم PSO موقعیت اولیه پرندگان بصورت تصادفی در فضای مجاز طراحی  $[x^l, x^u]$  انتخاب می‌شود. سپس سرعت اولیه پرندگان ( $V_1$ ) در بازه  $[v_{min}, v_{max}]$  بطور تصادفی مقداردهی می‌شود. در این ماتریس  $p$  تعداد ذرات و  $n$  تعداد متغیرهای طراحی می‌باشد؛  $v_{min}, v_{max}, V_1$  با استفاده از روابط زیر تعیین می‌شوند [۲۴].

$$v_{min} = -\frac{1}{2}(x^u - x^l) \quad , \quad v_{max} = \frac{1}{2}(x^u - x^l) \quad (7)$$

$$V_I = v_{min} \cdot \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix}_{p \times n} + \begin{bmatrix} r_{1,1} & \cdots & r_{1,i} & \cdots & r_{1,n} \\ \vdots & & \ddots & & \vdots \\ r_{p,1} & \cdots & r_{p,i} & \cdots & r_{p,n} \end{bmatrix}_{p \times n} \cdot (v_{max} - v_{min}) \quad (8)$$

در رابطه مذکور،  $r_{p,n}$  مقادیر تصادفی بین صفر و یک می‌باشند.

## ۲-۴- شاخص‌های آماری خطا جهت مقایسه مدل‌ها

برای مقایسه عملکرد مدل‌های ارائه شده در مراحل آموزش و آزمایش، شاخص‌های آماری زیر شامل ضریب همبستگی (R)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و درصد خطای استاندارد نسبی (RSE) در نشان داده شده است که  $O_i$  مقدارهای مشاهده‌ای،  $P_i$  مقدارهای پیش‌بینی،  $\bar{O}$  میانگین داده‌های مشاهده‌ای،  $\bar{P}$  میانگین داده‌های پیش‌بینی و M تعداد داده‌ها می‌باشد [۲۷-۲۵].

$$R = \frac{\sum_{i=1}^M (O_i - \bar{O}) \cdot (P_i - \bar{P})}{\sqrt{\sum_{i=1}^M (O_i - \bar{O})^2 \sum_{i=1}^M (P_i - \bar{P})^2}} \quad \text{acceptable value: } R \geq 0.8 \quad (9)$$

$$RMSE = \frac{\sum_{i=1}^M (P_i - O_i)^2}{M} \quad RMSE: [0 - \infty] \quad (10)$$

$$RSE = \frac{\sum_{i=1}^M (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^M (\bar{O} - O_i)^2} \quad RSE: [0 - 100] \quad (11)$$

## ۳- بحث و نتایج

### ۳-۱- مجموعه داده‌های استفاده شده در این تحقیق

بررسی رفتار مقاومتی بتن پایدار حاوی ریزدانه‌های پلی اتیلن ترفتالات با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی، نیازمند پایگاه داده آزمایشگاهی جامع است. بدین منظور ۲۷۳ سری داده آزمایشگاهی جهت ارائه مدل‌های محاسباتی تحلیل رفتار مقاومتی از پژوهش‌های آزمایشگاهی چاپ شده و معتبر [۲۸-۳۸] جمع‌آوری، که از کل داده‌ها به ترتیب ۷۵٪ (۲۰۵ داده) برای اجرای مراحل آموزش و ۲۵٪ (۶۸ داده) برای اجرای آزمایش در نظر گرفته شده است. مراجع مورد بررسی در این تحقیق و محدوده مقادیر داده‌های آزمایشگاهی هر مرجع در جدول (۱) گردآوری شده است.

جدول (۱): مشخصات پایگاه داده جمع‌آوری شده در این تحقیق

مرجع	تعداد داده	C (Kg/m <sup>3</sup> )	W (Kg/m <sup>3</sup> )	CA (Kg/m <sup>3</sup> )	FA (Kg/m <sup>3</sup> )	P (Kg/m <sup>3</sup> )	SP (Kg/m <sup>3</sup> )	AS (day)	CS (MPa)
فریگونه [۲۸]	۱۶	[۳۰۰-۴۰۰]	[۱۳۵-۲۲۰]	[۱۴۴۰-] [۱۶۰۰]	[۴۲۰-۵۵۰]	[۲۷/۵-۰]	۰	۲۶۵، ۲۸	[۴۰-۷۷/۷]
آلوس گالوانو و همکاران [۲۹]	۱۸	۳۸۹	۱۷۵/۰۵	۱۱۹۳	[۶۹۴-۷۵۰]	[۵۶/۲۵-۰]	[۱/۱۶۷-۰]	۲۸، ۱۴، ۷	[۲۵/۷۵-۳۹]
سایکیا و دی بریتو [۳۰]	۳۰	۳۵۰	[۱۸۲-۲۲۴]	۹۹۶/۴	[۵۳۴-۸۰۲]	[۱۳۷/۵-۰]	۰	۹۰ و ۲۸، ۷	[۲۹/۴۳-۴۳]

<sup>1</sup>Root Mean Square Error

<sup>1</sup>Relative standard Error

<sup>1</sup>Frigione

<sup>1</sup>Galvão

<sup>2</sup>Saikia



[۳۱]	ازدرپور <sup>۲</sup> و همکاران	۲۱	۱۶۶/۶۷	۸۳/۳۳۵	۴۱۶/۶۷	[۲۷۹-۴۱۶]	[۱۲۵-۰]	۰	۲۸.۱۴.۳	[۹-۳۸]
[۳۲]	ایروان <sup>۲</sup> و همکاران	۴	۲۹۵	۱۶۳	۱۰۸۵	۸۸۵	[۳/۹۶-۰]	۰	۲۸	[۱۵/۲-۲۶/۶۹]
[۳۳]	رمداوی <sup>۲</sup> و همکاران	۱۲	۴۲۵/۷۸	۱۹۱/۶	۱۱۷۵/۹۲	[۴۸۵-۵۱۶]	[۳۰/۹۶-۰]	۰	۲۸.۷	[۲۱-۳۹]
[۳۴]	کوردوبا <sup>۲</sup> و همکاران	۶	۴۲۰	۴۱۳	۱۱۵۲	[۹۰۱-۹۱۴]	[۱۶/۳۳-۳/۲۶]	۰	۲۸ و ۷	[۱۸/۲-۲۱/۶]
[۳۵]	آلبانو <sup>۲</sup> و همکاران	۲۴	[۱۸۸-۱۴۹]	[۷۴-۹۴]	۳۲۱/۶۲	[۴۰۵-۵۳۵]	[۵۷-۰]	۰	۶۰.۲۸.۱۴.۷	[۸/۲-۲۷/۵]
[۳۶]	آکازواوغلو <sup>۲</sup> و همکاران	۱۵	۵۰۰	۲۵۰	[۲۳۰-۵۷۵]	[۳۵۰-۸۷۷]	[۰-۴۳۷]	[۷/۵-۰]	۹۰.۲۸.۷	[۸/۴-۵۵/۹]
[۳۷]	رحمانی <sup>۲</sup> و همکاران	۸	[۳۷۹-۴۸۸]	۲۱۰.۲۰۹	۹۷۶/۱	[۵۵۶-۶۷۱]	[۰-۳۰]	۰	۲۸	[۲۸/۹-۴۲/۱]
[۳۸]	ایسلام <sup>۲</sup> و همکاران	۱۵	[۴۳۱-۴۹۹]	[۱۹۳-۲۴۶]	[۵۱۲-۱۰۲۴]	[۴۹۹-۵۳۴]	[۰-۳۲۴]	۰	۲۸	[۱۷/۵-۳۳/۵]
[۳۹]	محمد <sup>۲</sup> و همکاران	۴۰	۴۶۵	[۳۰-۱۵۰]	۸۰۰	[۸۶۱-۹۶۴]	[۰-۱۰۳]	[۵/۴-۱۱/۶]	۲۸.۷	[۳۵/۳-۶۷/۹۳]
[۴۰]	صدر ممتازی <sup>۲</sup> و همکاران	۴۰	[۳۱۵-۴۵۰]	۱۹۵	۷۷۰	[۷۴۱-۸۵۰]	[۰-۱۰۸]	[۶/۸-۸/۳]	۹۰.۶۰.۲۸.۷	[۹/۸۹-۴۳/۵۵]
[۴۱]	آنات کومار <sup>۲</sup> و همکاران	۱۲	۳۸۳	۱۹۱/۶	۱۰۹۰/۵۵	[۵۵۱-۶۲۰]	[۱۳۷/۸-۰]	۰	۲۸.۱۴.۷	[۱۷/۷۳-۳۰/۸۸]
[۴۲]	نورھانا <sup>۲</sup> و همکاران	۱۲	۳۸۰	۱۹۰	۱۱۹۰	[۴۶۹-۶۷۰]	[۰-۲۰۱]	۰	۶۰.۲۸.۷	[۱۴/۵-۳۳/۵]

### ۳-۲- سناریوهای بررسی شده برای توسعه مدل پیشنهادی

برای انتخاب حالت ورودی بهینه برای توسعه مدل پیشنهادی ارزیابی رفتار مقاومتی بتن بازیافتی پایدار حاوی ریزدانه‌های پلی اتیلن ترفتالات حالات و پارامترهای آزمایشگاهی در طراحی مخلوط حاوی پت مورد بررسی قرار گرفت. در این ارزیابی ۳ حالت ورودی مختلف مقادیر به صورت وزنی حجمی، نسبت مقادیر و درصد مقادیر برای تعیین اوزان اهمیت مولفه‌های آزمایشگاهی با استفاده از آنالیز مولفه اصلی<sup>۳</sup> (PCA) مورد بررسی قرار گرفت [۴۳]. در این آنالیز جهت کاهش ابعاد داده‌ها، مولفه‌های آزمایشگاهی مورد بررسی قرار گرفت که نتایج هر کدام در جدول (۲) ارائه شده است. در این فرایند، مجموعه جدید مولفه‌ها بصورت ترکیب خطی از متغیرهای اولیه ارائه شده و بیشترین میزان نوسان‌های موجود در داده‌های اولیه توصیف می‌شود. چنانچه مشاهده می‌گردد، ۱۵ مولفه برای توصیف نوسان‌های موجود در داده‌های مربوط تولید شده است که از این تعداد ۷ مولفه قادر به توصیف نوسان‌های موجود بوده‌اند. گفتنی است علامت مثبت و منفی ضرایب امتیازی، بیانگر همراستایی یا معکوس بودن جهت تغییرات معیارها و مولفه‌ها می‌باشد. از این رو قدر مطلق ضرایب امتیازی برابر با

<sup>2</sup>Azhdarpour

<sup>2</sup>Irwan

<sup>2</sup>Ramadevi

<sup>2</sup>Órdoba

<sup>2</sup>Albano

<sup>2</sup>Akçaözoglu

<sup>2</sup>Rahmani

<sup>2</sup>Islam

<sup>2</sup>Mohammed

<sup>3</sup>Sadromtazi

<sup>3</sup>Ananthakumar

<sup>3</sup>Norhana

<sup>3</sup>Principal component analysis

سهم یا درجه اهمیت مولفه‌ها است. در این تحلیل، مولفه‌های چسباننده<sup>۴</sup> ( $B$ ) و مواد پوزولانی جایگزین سیمان<sup>۵</sup> ( $SCM$ ) نیز به عنوان متغیرهای طرح اختلاط بررسی و اثرگذاری آنها نیز مورد ارزیابی قرار گرفت.

جدول (۲): آنالیز مولفه اصلی جهت انتخاب متغیرهای ورودی مدل‌سازی

Variable	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6	PC8	PC9	PC10
CA	۰/۲۶۲	-۰/۹۴۲	۰/۱۸۷	۰/۰۸۶	-۰/۰۲۸	-۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
FA	-۰/۹۵۹	-۰/۲۴۴	۰/۰۵۴	۰/۱۱۳	-۰/۰۶۵	-۰/۰۰۷	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
C	۰/۰۱۱	۰/۱۶۸	۰/۷۷۷	۰/۱۵۱	۰/۱۰۸	۰/۰۰۷	۰/۰۰۳	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
W/B	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	-۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۷	-۰/۱۱۳	-۰/۹۹۳	۰/۰۱۹
SCM	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	-۰/۰۰۲	۰/۰۰۰	۰/۰۰۱	۰/۱۱۹	-۰/۹۹۲	۰/۰۱۹
W	۰/۰۷۲	۰/۰۸۲	۰/۰۸۱	۰/۱۸۷	-۰/۹۷۱	-۰/۰۵۶	-۰/۰۰۳	۰/۰۰۰	۰/۰۰۱
B	-0.003	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	-۰/۰۵۸	۰/۹۹۸	۰/۰۰۰	۰/۰۰۷	۰/۰۰۰
W/C	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	-۰/۰۰۳	-۰/۰۰۱	-۰/۰۰۴	-۰/۰۰۱	۰/۹۸۶	-۰/۱۱۵	-۰/۱۱۷
SCM/B	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	-۰/۰۰۲	-۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۱۱۸	۰/۰۰۶	۰/۹۹۳
CA/FA	۰/۰۰۰	۰/۰۰۱	-۰/۰۰۳	-۰/۰۰۵	-۰/۰۰۵	۰/۰۰۴	۰/۹۱۰	-۰/۱۱۵	-۰/۱۱۴
P	۰/۳۵۱	-۰/۹۲۰	۰/۱۸۳	-۰/۰۸۶	-۰/۰۲۶	-۰/۰۰۱	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
% SP/C	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
% CA/FA	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
AS	۰/۰۴۶	۰/۰۴۳	-۰/۵۴۶	۰/۶۰۰	۰/۰۶۹	۰/۰۰۴	۰/۰۰۲	۰/۰۰۰	-۰/۰۰۲
SP	۰/۰۵۷	۰/۱۲۵	۰/۲۳۱	۰/۷۵۰	-۰/۱۷۸	۰/۰۱۱	۰/۰۰۱	-۰/۰۰۱	-۰/۰۰۱
واریانس	۰/۵۱۳	۰/۳۲۶	۰/۰۹۸	۰/۰۵۴	۰/۰۰۸	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
واریانس تجمعی	۰/۵۱۳	۰/۸۳۹	۰/۹۳۷	۰/۹۹۱	۱	۱	۱	۱	۱

با توجه به اجرای آنالیز مولفه اصلی در جهت تشخیص مولفه‌های اثرگذار جهت توسعه مدل‌های ارزیابی مقاومتی بتن پایدار حاوی ریزدانه‌های پت بازیافت شده متغیرهای مورد بررسی در این مطالعه تابعی از متغیرهای پیش‌بینی در رابطه (۱۲) می‌باشد. براین اساس، با توجه به رابطه شماره (۱۶) ورودی‌های پیش‌بینی برای توسعه مدل هوشمند مقاومت فشاری بتن پایدار حاوی پت بازیافتی (CS) شامل سیمان (C)، آب (W)، ریزدانه (FA)، درشت دانه (CA)، ریزدانه بازیافتی پلی اتیلن ترفتالات (P)، فوق روان کننده (SP) و سن نمونه (AS) می‌باشند. در این ترکیب منتخب، واحد سن نمونه بصورت روز و بقیه متغیرهای ورودی کیلوگرم بر مترمکعب می‌باشند. لازم به ذکر

<sup>3</sup> Binder

4

<sup>3</sup>Supplementary cementitious material

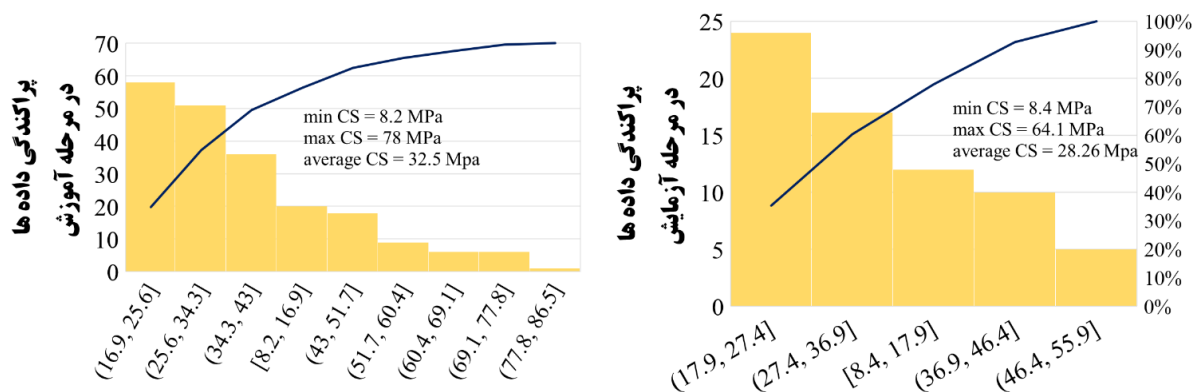
است با توجه به وابستگی افزایش روند مقاومت با سن نمونه‌های ساخته شده بتنی، در جهت جامعیت دادن به مدل‌های پیشنهادی، طرح اختلاط‌های بررسی شده در این تحقیق شامل مقاومت فشاری در سنین ۳، ۷، ۱۴، ۲۸، ۶۰، ۹۰ و ۳۶۵ روز می‌باشند.

$$CS = f(C, W, CA, FA, P, SP, AS) \quad (12)$$

بعد از انتخاب بهینه‌ترین متغیرهای ورودی، متغیرهای توسعه‌دهنده مدل‌ها، در این بخش این داده‌ها به لحاظ آماری مورد بررسی بیشتر قرار داده شده است. برای این منظور، حداقل، حداکثر، انحراف معیار، میانگین داده‌های مورد مطالعه، بررسی و تحلیل شد که در جدول (۳) گزارش داده شده است. همچنین شکل (۲) هیستوگرام مقادیر مقاومت فشاری را در مراحل آموزش و آزمایش نمایش می‌دهد. میانگین داده‌های آموزش ۳۲/۵ مگا پاسکال و در مرحله آزمایش نیز ۲۸/۲۶ مگا پاسکال بوده است. در مرحله آموزش و آزمایش بیشترین پراکندگی داده‌ها در محدوده ۱۵-۴۰ مگا پاسکال (مقاومت فشاری کوتاه مدت و میان مدت) مشاهده گردیده است.

جدول (۳): تحلیل آماری متغیرهای ورودی و خروجی

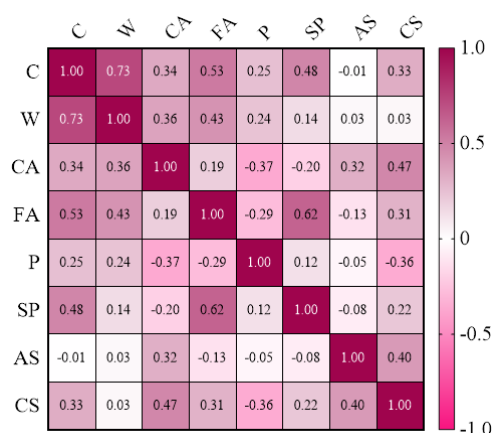
مولفه های طرح اختلاط	C (Kg/m <sup>3</sup> )	W (Kg/m <sup>3</sup> )	CA (Kg/m <sup>3</sup> )	FA (Kg/m <sup>3</sup> )	P (Kg/m <sup>3</sup> )	SP (Kg/m <sup>3</sup> )	AS (day)	CS (MPa)
کمینه مقادیر	۱۴۹/۱	۷۴/۵۵	۲۳۰	۲۷۹/۶	۰	۰	۳	۸/۲
میانگین مقادیر	۳۶۹/۲	۱۸۲/۵	۸۴۵/۵	۶۵۶/۸	۶۹/۴۲	۲/۶۴۴	۳۸/۴	۳۱/۴۶
بیشینه مقادیر	۵۰۰	۴۱۳	۱۶۶۰	۹۶۴	۴۳۷	۱۳/۲	۳۶۵	۷۸
انحراف معیار مقادیر	۱۰۳/۶	۵۸/۲۲	۳۲۹/۹	۱۸۰/۵	۸۳/۱۱	۳/۸۷۶	۶۱/۷۵	۱۳/۹۸



شکل (۲): هیستوگرام پراکندگی مقادیر مقاومت فشاری در این مطالعه

به جهت بررسی هرچه بیشتر وابستگی مولفه‌های طرح اختلاط با یکدیگر همبستگی مقادیر متغیرهای ورودی و خروجی مورد بررسی قرار گرفته است. برای این منظور، با توجه به شکل (۳) نمودار ماتریس همبستگی مولفه‌ها پیاده سازی و مقادیر این همبستگی در جهت ارزیابی وابستگی مورد تحلیل قرار گرفت. نتایج این تحلیل نشان داد مولفه‌های مطالعاتی در جهت مدلسازی رفتار مقاومتی بتن حاوی ریزدانه بازیافتی بت همبستگی مناسبی با مقاومت فشاری داشته و روند همگرایی نتایج را بهبود بخشیدند. متغیر آب گرچه همبستگی کمی با مقاومت فشاری داشته اما در بررسی رفتاری آن در مواجه با مقادیر دیگر متغیرها بویژه سیمان تاثیرپذیری قابل توجهی از خود نشان داده

است. نتایج این بررسی نشان داده همبستگی متغیرها نسبت به متغیر خروجی بر میزان مشارکت این مولفه‌ها در فرایند مدلسازی تاثیر قابل توجهی داشته اند و دقت در انتخاب درست این متغیرهای ورودی بر فرایند مدلسازی تاثیرگذار می‌باشد.



شکل (۳) نمودار ماتریس همبستگی مولفه های مطالعاتی در این پژوهش

### ۳-۳- ارزیابی رفتار مقاومتی بتن بازیافتی پایدار حاوی ریزدانه پت با استفاد از مدل‌های هوشمند

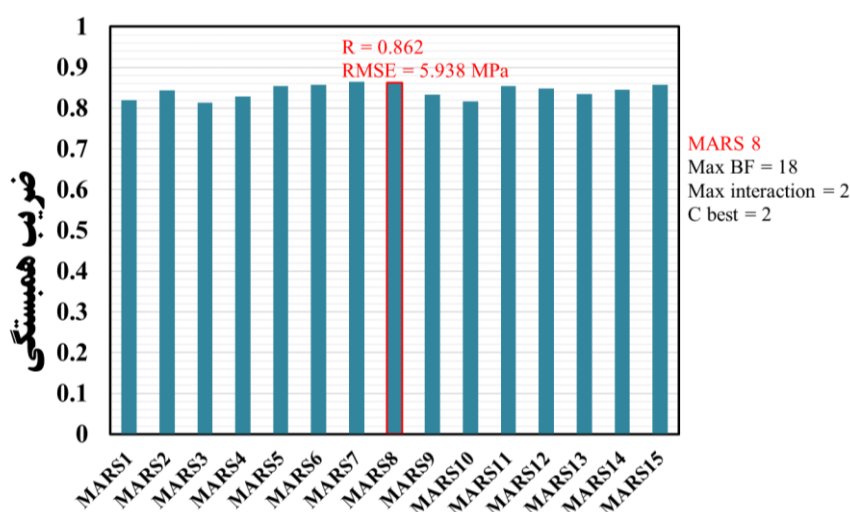
#### • توسعه مدل MARS

برای آموزش و آزمایش مدل‌ها به ترتیب از ۷۵ درصد (۲۰۵ عدد) و ۲۵ درصد (۶۸ عدد) از داده‌های استخراج شده از مقالات استفاده شده است؛ به جهت ارزیابی اثرگذاری پارامترهای تنظیمی مدل مارس (بیشترین مقدار توابع<sup>۳</sup>، بیشترین مقدار گرادیان توابع<sup>۷</sup> و پارامتر جریمه<sup>۳۸</sup>) جهت بهینه سازی ضرایب توابع (به روش آموزش و خطا مورد بررسی قرار گرفت. برای این منظور با تعداد مقادیر توابع ۱۰-۱۰۰ و گرادیان توابع از درجه ۲ و ۳ بررسی صورت گرفت و در نهایت ۸۰ مدل داده مبنا با تغییر مقادیر ارزیابی گردید که در این بخش ۱۵ مدل برگزیده در مرحله آزمایش در شکل (۴) بررسی شده است. ملاک تعیین مدل نهایی، عملکرد آن در مرحله آزمایش می‌باشد. لازم به ذکر است که با هر بار آنالیز مدل مارس در نرم‌افزار متلب، مقادیر مختلفی از پیش‌بینی با توجه به مقادیر پارامترها ارائه شد؛ در نتیجه با هر بار آنالیز جواب متفاوتی حاصل می‌گردد. مدل مارس شماره هشت بهترین مدل توسعه یافته بوده و به عنوان مدل نهایی انتخاب شده است. در این مطالعه، مدل بهینه دارای مقدار تابع بهینه ۱۸، درجه تابع بهینه ۲ بوده است. همان‌گونه که در شکل ارائه شده قابل استنباط است، مدل مارس هشت با ضریب همبستگی ۰/۸۶۲ و ریشه میانگین مربعات خطا ۵/۹۳۸ مگا پاسکال بهترین نتایج را در برداشته است.

<sup>3</sup>Max BF

<sup>3</sup>Max interaction

<sup>3</sup>C parameter



شکل (۴): معیارهای ارزیابی مدل ماریس

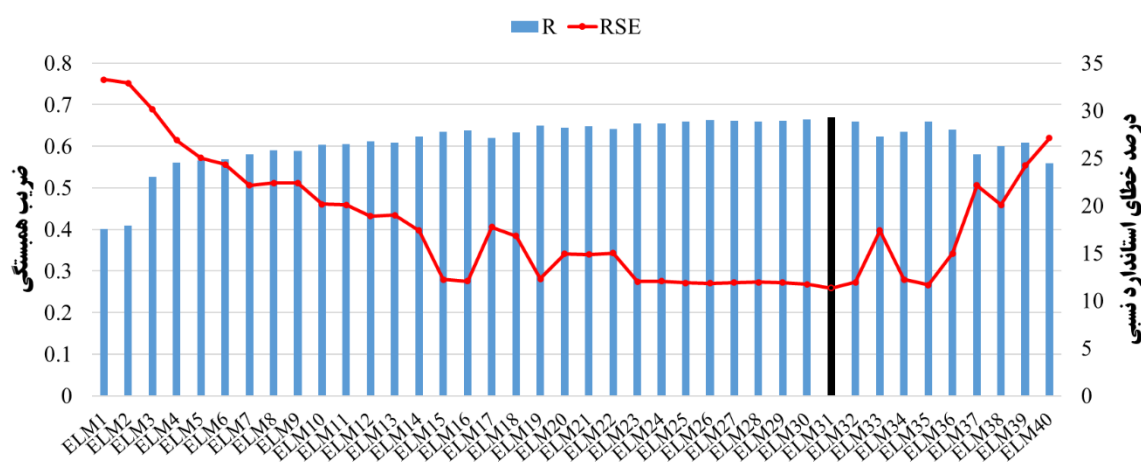
در توسعه روش ماریس، برازش در هر تابع پایه بصورت جداگانه صورت پذیرفته و رابطه مربوط به این برازش ارائه شده است. متغیرها و محل-های گره برای هر متغیر، از طریق روش جست‌وجوی سریع اما متمرکز تعیین می‌شوند. همچنین انتخاب مقدم و روش حذفی موخر، به عنوان تضمین کننده مدل بهینه تشخیص داده می‌شود. یکی از مزیت‌های روش ماریس، سرعت همگرایی آن است که در زمان پردازش آن مشهود است. شبکه‌های عصبی به لحاظ ساختار الگوریتم، به خاطر کارآمد نبودن در انجام سریع محاسبات، به دلیل فرایند طولانی تعیین پیکربندی شبکه بهینه، مورد انتقاد قرار گرفته است، چرا که این الگوریتم از راه قیاس شناخته نمی‌شود، بلکه از طریق رویکرد آزمون و خطا تعیین می‌شود [۲۰]. از این رو، روش ماریس به عنوان روشی با پردازش سریع در این پژوهش مورد توجه بوده است.

جدول (۱) پیوست، توابع پایه و معادلات متناظر هرکدام را برای توسعه مدل ماریس، مشخص نموده است. این توابع و روابط ارائه شده مربوط، به منظور انتخاب بهترین مدل و رابطه نهایی بهینه از خروجی مورد نظر با توجه به بیان ریاضیاتی مدل ماریس (رابطه ۱) ارائه شده است. مدل ماریس محاسباتی ارائه شده برای ارزیابی مقاومت فشاری بتن بازیافتی حاوی ریزدانه پلی اتیلن ترفتالات مطابق زیر است:

$$\begin{aligned}
 CS_{MARS} = & 51.072 + 0.088 * BF1 + 3.746 * BF2 + 0.0017 * BF3 + 0.026 * BF4 - 0.91 * BF5 - 0.33 * BF6 - 0.063 \\
 & * BF7 - 0.001 * BF8 + 0.001 * BF9 - 0.001 * BF10 - 0.063 * BF11 - 0.09 * BF12 - 1.351 \\
 & * BF13 - 3.77 * BF14 + 0.0003 * BF15 + 0.0001 * BF16 - 0.006 * BF17
 \end{aligned}
 \tag{۱۳}$$

### • توسعه مدل ELM

جهت توسعه مدل ELM از رویکرد یادگیری عمیق با بهبود روش شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. از این‌رو، برای تخمین مقاومت فشاری از یک لایه مخفی استفاده شده است. برای فرایند یادگیری مدل، از تابع سیگموئید استفاده و تعداد نرون در محدوده ۵-۵۰۰ نرون مورد آزمایش قرار گرفته است. برای اجرای پارامترهای تنظیمی مدل نیز، تعداد تکرار ۵۰۰۰ در نظر گرفته شده و مقدار خطای میانگین برای لایه مخفی محاسبه گردید. مدل بهینه انتخابی در کمینه ترین مقدار خطا در مرحله آزمایش بوده است. روش ELM یک رویکرد بسیار ساده‌ای با سرعت یادگیری بسیار بالایی داشته و سرعت یادگیری آن در مقایسه با شبکه عصبی بسیار بیشتر می‌باشد. مدل برگزیده در مرحله آموزش با ضریب همبستگی ۰/۸۹۳ و ۱۳/۱۹٪ خطا در مرحله آموزش و همچنین ضریب همبستگی ۰/۶۶۹ و ۱۱/۳۵٪ خطا بهترین نتیجه را حاصل نموده است. در این مطالعه، تعداد نرون در محدوده بالای ۷۰ عملکرد مدل را به شدت دچار ضعف کرده و عملاً اثرگذاری بر فرایند مدلسازی نداشته است. تعداد نرون در این قسمت پس از سعی و خطا در تعداد ۳۱ نرون بهترین نتیجه را در ساختار معماری شبکه فراهم نموده است. شکل (۵) مقادیر دقت و تولید خطا در مدل‌های ELM با ۱-۴۰ نرون را نمایش می‌دهد.

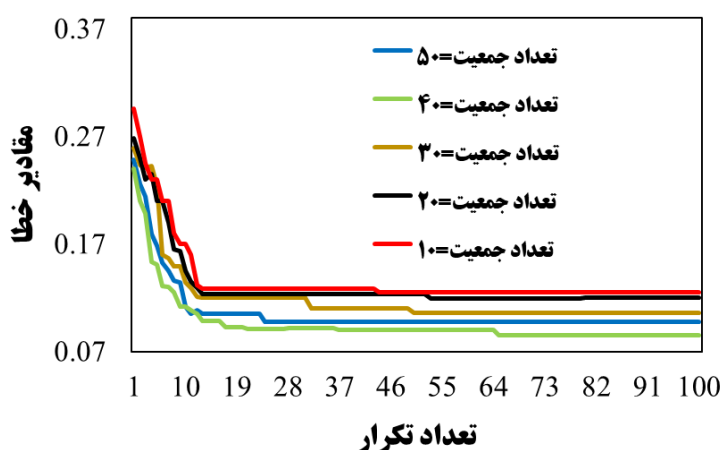


شکل (۵): بررسی تعداد نرون در مدل‌های ELM توسعه داده شده

### • مدل‌های تلفیقی بهینه شده با الگوریتم ازدحام ذرات

اکثر مسائل طراحی مهندسی شامل توابع هدف پیچیده‌ای هستند که متغیرهای تصمیم‌گیری متعددی را در برمی‌گیرند. مجموعه آن دسته از پاسخ‌هایی که به وسیله مقادیر ممکن از مؤلفه‌های طراحی (متغیرهای تصمیم‌گیری) توصیف می‌گردند، به عنوان پاسخ‌های شدنی و قابل اجرا در نظر گرفته می‌شوند. هر روش بهینه‌سازی تلاش می‌کند که از میان تمامی پاسخ‌های شدنی، پاسخ بهینه را بیابد. در این تحقیق، متغیرهای تصمیم‌گیر در مدل مارس شامل بیشترین مقدار تابع، بیشترین مقدار درجه تابع و پارامتر جریمه که با استفاده از روش کمترین مربعات خطا در روش مارس برآورد می‌شود، با پیاده‌سازی الگوریتم ازدحام ذرات و کمینه کردن خطاها بدست آمده است. همانگونه که در بخش قبل گفته شد، داده‌ها برای مراحل آموزش و تست به ترتیب ۷۵ و ۲۵ درصد در نظر گرفته شدند. به منظور پیاده‌سازی روش پیشنهادی از نرم افزار متلب برای کدنویسی استفاده شده است. اختصاص مقادیر پارامترهای تنظیمی مدل یکی از عوامل بسیار تأثیرگذار بر میزان عملکرد آموزش در روش مارس است. در این تحقیق از روش سعی و خطا به منظور تعیین معماری بهینه مدل مارس استفاده شد. برای این منظور، برنامه‌ای در نرم‌افزار متلب پیاده سازی شده که فرآیند سعی و خطا را به صورت خودکار و با هدف تعیین بهترین معماری اجرا نماید. برنامه فوق با ارزیابی تعداد مختلف پارامترهای مدل، بهترین معماری را با توجه به شرط کمینه‌سازی میزان جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) به عنوان تابع هدف در داده‌های مرحله آزمون پیدا می‌کند. همچنین در این معماری از توابع و الگوریتم یادگیری در روش MARS و ELM که در بخش قبل توضیح داده شد، استفاده شده است.

در این تحقیق جهت افزایش دقت مدل‌های هوش مصنوعی مورد استفاده، الگوریتم ازدحام ذرات به عنوان بهینه‌ساز شبکه مدل‌ها استفاده شده است. هر ذره در مدل MARS شامل تعداد توابع، درجه توابع و ضرایب توابع بوده در حالیکه در مدل ELM وزن و بایاس در هر ذره در فرایند بهینه‌سازی قرار گرفته است. در طی فرایند بهینه‌یابی شبکه، جهت کمینه‌سازی مقادیر خطا به عنوان تابع هدف، تعداد ذرات مورد بررسی قرار گرفته است. به جهت بررسی و تنظیم مقادیر پارامترهای الگوریتم ازدحام ذرات پس از بررسی محدوده تنظیمی این مقادیر از مطالعات مشابه [۴۴-۴۸]، از روش آزمون و خطا جهت تعیین مقادیر بهینه پارامترهای الگوریتم استفاده شده است. برای این منظور، تعداد جمعیت در محدوده ۱۰-۵۰ و تعداد تکرار در محدوده ۱-۱۰۰ بررسی و ارزیابی شد. شکل (۶) نمایش نتیجه این بررسی را نمایش داده است که با توجه به آن از تکرار ۶۰ روند کاهشی خطا قابل بررسی می‌باشد. تعداد جمعیت بهینه در این مطالعه در تعداد ذره ۴۰ مشاهده گردیده است. در این تعداد جمعیت روند نزولی خطا با شیب بیش‌تری بوده و در تکرار ۶۶ الگوریتم با خطای ۰/۰۸۵ به ثبات رسیده و نتایج همگرا گردیده اند. همچنین جدول (۴) نیز محدوده بررسی پارامترهای تنظیمی الگوریتم ازدحام ذرات را گزارش نموده است. مقادیر بهینه پارامترها پس بررسی در مطالعات گذشته و سعی و خطا حاصل گردیده است.



شکل (۶): روند همگرایی نتایج در الگوریتم ازدحام ذرات

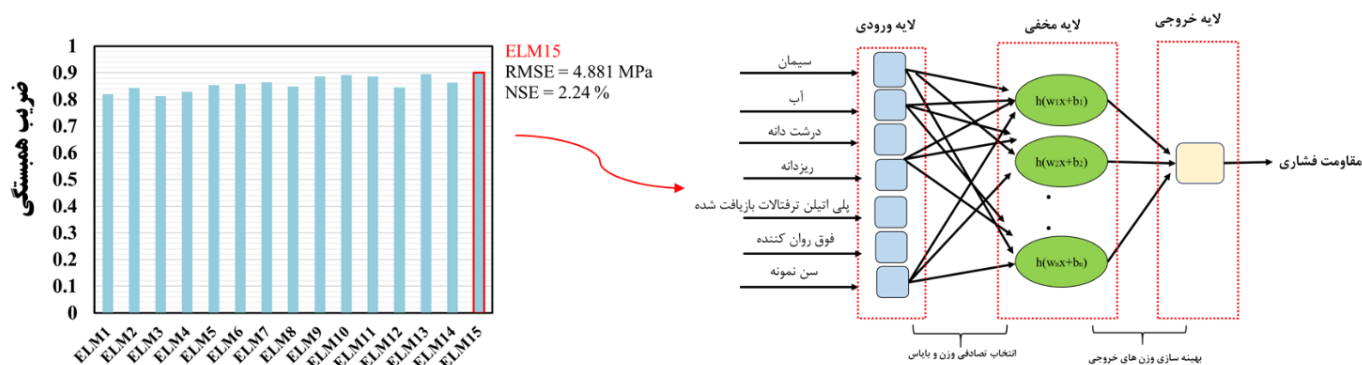
جدول (۴): پارامترهای الگوریتم PSO به منظور بهینه‌سازی پارامترهای شبکه

پارامترها	
۱۰-۵۰	تعداد ذرات
۱-۱۰۰	تعداد تکرار
۱	شتاب شناسایی
۲	شتاب جمعی
۱	وزن اینرسی اولیه
۰/۹۹	نسبت میرایی وزن اینرسی

ارزیابی های انجام شده نشان داد که مدل مارس بهبود یافته با الگوریتم ازدحام ذرات (MARS-PSO) با بهبود مقدار دقت دارای ضریب همبستگی ۰/۹۶۱ در مرحله آموزش و ۰/۹۰۲ در مرحله آزمایش می باشد. ترکیب الگوریتم با مدل مارس در مرحله آزمایش ۴/۴۷٪ میزان خطا را بهبود بخشیده است. در نهایت مدل توسعه داده شده MARS- PSO مقادیر بهینه ۳۱ تابع و بیشترین مقدار درجه تابع ۲ و مقدار تابع جریمه ۳ با استفاده از فرایند الگوریتمی و کمینه کردن خطای محاسباتی حاصل گردید. مدل مارس تلفیقی جهت تخمین مقاومت فشاری بتن بازیافتی حاوی ریزدانه پلی اتیلن ترفتالات مطابق زیر است:

$$CS_{MARS-PSO} = 81.586 + 0.047 * BF1 + 7.44 * BF2 + 0.02 * BF3 - 0.02 * BF4 + 0.026 * BF5 - 0.1 * BF6 - 0.54 * BF7 - 0.145 * BF8 - 0.001 * BF9 + 0.001 * BF10 - 0.0006 * BF11 - 0.1 * BF12 - 0.36 * BF13 - 0.55 * BF14 - 5.75 * BF15 + 0.0002 * BF16 + 0.0006 * BF17 - 0.008 * BF18 + 0.001 * BF19 + 0.0016218 * BF20 + 0.0012271 * BF21 - 0.030273 * BF22 + 0.03 * BF23 + 0.26 * BF24 - 0.0005 * BF25 - 0.0025 * BF26 + 0.03 * BF27 - 0.03 * BF28 - 0.02 * BF29 + 0.02 * BF30 \quad (14)$$

برای روش ELM نیز ترکیب الگوریتم و روش محاسباتی در بهینه یابی مقادیر وزن و بایاس موثر واقع شده و این پارامترهای تنظیمی بصورت ماشینی و در تکرار مناسب برآورد گردیده است. با تغییر مقادیر تعداد جمعیت و تکرار در محدوده اشاره شده مدل های بهینه شده مختلفی توسعه پیدا کرده که در نهایت مدل ELM-PSO با ضریب همبستگی ۰/۹۰۰ و ریشه میانگین مربعات خطا ۴/۸۸۱ مگاپاسکال بهترین نتیجه را در پی داشته است. نتایج نشان داد استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری ضعف های آموزشی در مدل را بهبود بخشیده و همگرایی نتایج را افزایش داده است. شکل (۷) مدل برگزیده تلفیقی ELM-PSO و ساختار معماری تک لایه آن را نمایش داده است.



شکل (۷): توسعه مدل ELM-PSO بهبود یافته و ساختار معماری آن

### ۳-۴ - مقایسه مدل های توسعه داده شده پیشنهادی

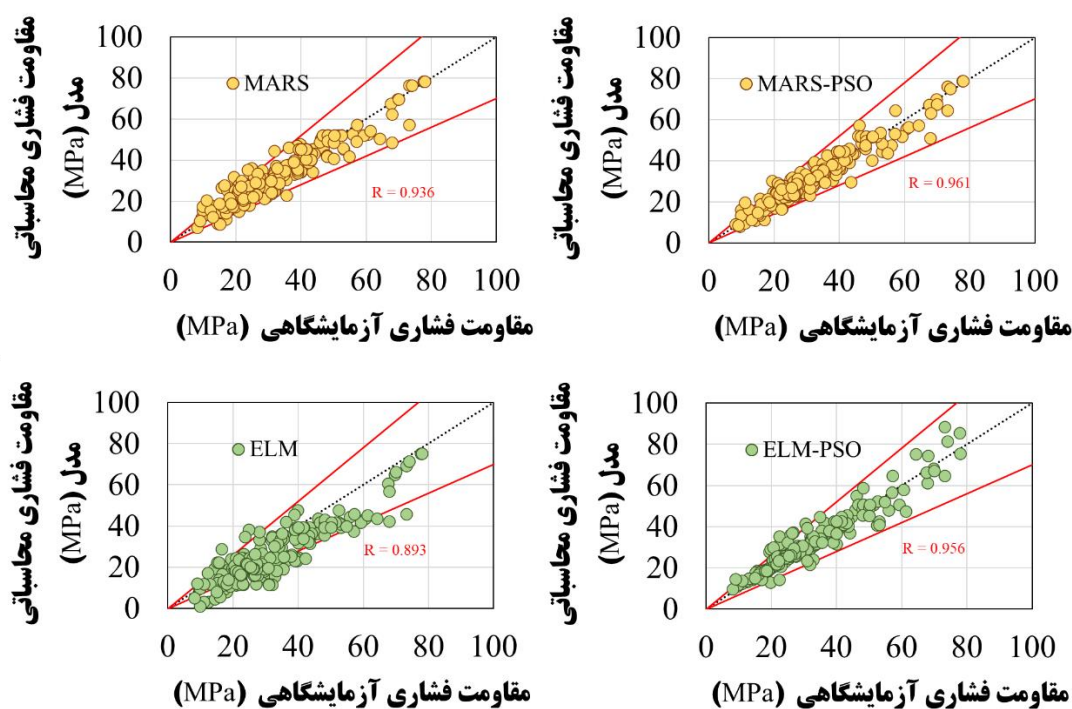
جهت بررسی اثر مولفه های طرح اختلاط بر روند مقاومتی بدن بازیافتی پایدار حاوی ریزدانه پلی اتیلن ترفتالات مدل هایی هوشمند توسعه داده شده است. برای این منظور مدل های توسعه یافته بررسی و مورد ارزیابی های کمی و کیفی قرار گرفته اند. همانطور که جدول (۵) نشان می دهد، ضریب همبستگی در مرحله آموزش برای مدل MARS و مدل ELM به ترتیب ۰/۹۳۶ و ۰/۸۹۳ می باشد. در مدل های بهینه شده تلفیقی نیز مدل های MARS-PSO و ELM-PSO به ترتیب با ضریب همبستگی ۰/۹۶۱ و ۰/۹۵۶ ضعف اشاره شده در مدل های پایه ای را بهبود بخشیده و عملکرد ممتازی اشاره نموده اند. همچنین مقدار شاخص آماری RMSE برای مدل پیشنهادی ELM-PSO و MARS-PSO در این مرحله به ترتیب ۴/۳۴۲ و ۴/۰۵۳ مگاپاسکال حاصل گردیده است. همچنین شاخص آماری RSE نیز برای مدل MARS-PSO (۱/۱۵۵ درصد) بهتر از مدل تلفیقی ELM-PSO بوده است. بدین ترتیب، شاخص های آماری نشان می دهند که مدل پیشنهادی تلفیقی بهینه شده با الگوریتم ازدحام ذرات آموزش مناسبی پیدا کرده و ضعف های مدل پایه برطرف شده است. در مرحله آزمایش نیز، مدل توسعه داده شده MARS-PSO با متغیرهای وزنی حجمی با ضریب همبستگی ۰/۹۰۲ و مقادیر RMSE و RSE به ترتیب ۴/۸۳۶ مگاپاسکال و ۳/۵ درصد دقت قابل توجهی در مقایسه با مدل دیگر داشته است. استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات به جهت همگرایی مناسب و سهولت در استفاده از پارامترهای تنظیمی، بخوبی در فرایند تلفیق با مدل ها مشارکت کرده و عملکرد مدل های داده محور را بهبود بخشیده است.



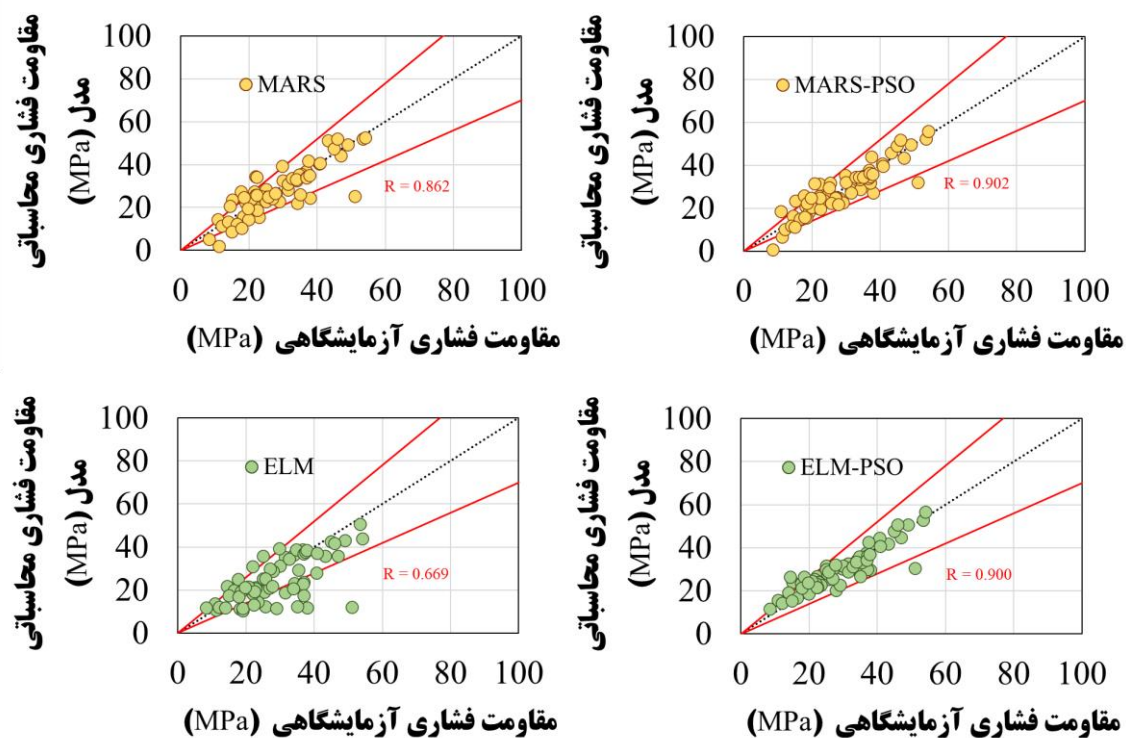
جدول (۵): ارزیابی عملکرد مدل‌های پیشنهادی

مراحل	مدلها	$R$	$RMSE$ (MPa)	$RSE$ (%)
آموزش	MARS	۰/۹۳۶	۵/۱۳۸	۵/۶۴
	ELM	۰/۸۹۳	۸/۹۲۰	۱۳/۱۹
	MARS-PSO	۰/۹۶۱	۴/۰۵۳	۱/۱۷
	ELM-PSO	۰/۹۵۶	۴/۳۴۲	۴/۱۸
آزمایش	MARS	۰/۸۶۲	۵/۹۳۸	۹/۳۱
	ELM	۰/۶۶۹	۹/۳۸۴	۱۱/۳۵
	MARS-PSO	۰/۹۰۲	۴/۸۳۶	۳/۵
	ELM-PSO	۰/۹۰۰	۴/۸۸۱	۲/۲۴

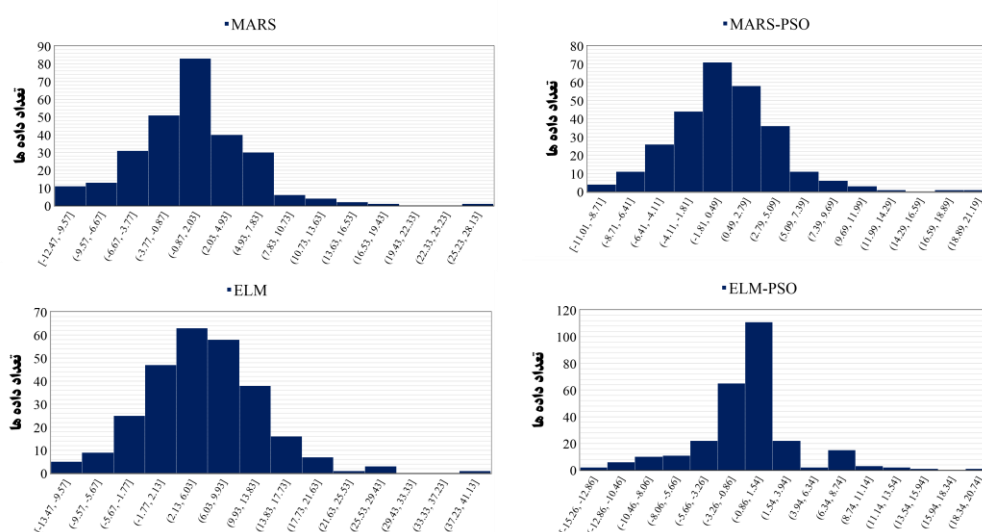
در این تحقیق، شکل (۸) و (۹) مقادیر مقاومت فشاری آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده نظیر آن توسط مدل‌های هوش مصنوعی را برای مراحل آموزش و آزمایش نشان می‌دهد. در مرحله آموزش مدل MARS-PSO دارای خطای کمتر در مقایسه با دیگر مدل‌ها در پیش‌بینی مقادیر مقاومت فشاری بتن بازیافتی حاوی ریزدانه پلی اتیلن ترفتالات از خود نشان داده‌است. در یک مقایسه کیفی، بیشتر مقدار مقاومت فشاری بر روی خط نیمساز معیار (خط چین سیاه) متمرکز هستند و فقط تعداد اندکی از این نقاط خارج از منطقه تمرکز می‌باشند. در ارزیابی مدل‌ها انحراف بیش از ۲۰ درصد در پیش‌بینی نقاط تخمین رده شده در محدوده ۲۰-۳۰ مگاپاسکال برای مدل‌ها مشاهده شده که این انحراف با تلفیق فرایند الگوریتمی کاسته شده است. در این محدوده، پیش‌بینی‌ها عمدتاً بیشتر از مقادیر آزمایشگاهی بوده، اما با افزایش مقادیر مقاومت فشاری دقت مدل‌ها در وضعیت مطلوبی قرار گرفته است. در مجموع مدل‌های توسعه داده شده وزنی حجمی در این مطالعه، آموزش مناسبی جهت ارزیابی داشته‌اند. خطای محاسباتی در پیش‌بینی مرحله آزمایش نیز عمدتاً کمتر از ۲۰ درصد و همبستگی مقادیر آزمایشگاهی واقعی و پیش‌بینی شده بیش از ۹۰ درصد بوده است. همچنین مدل ELM-PSO دارای عملکرد نسبتاً ضعیف‌تر در مقایسه با مدل توسعه داده MARS-PSO در تخمین بیشینه و کمینه های محلی بوده است. بررسی مدل‌های ارائه شده نشان می‌دهد که با افزایش مقادیر مقاومت فشاری، پیش‌بینی بیشینه‌های محلی با خطای بیشتر همراه شده که این ضعف در مدل‌ها کاملاً مشهود می‌باشد. بطور مثال در محدوده مقاومت فشاری ۴۰-۵۰ مگا پاسکال دقت تخمین‌ها در مدل‌های ساده با خطای قابل توجهی همراه شده و پیش‌بینی‌ها از مقدار واقعی فاصله گرفته است اما با روند تلفیق الگوریتم و مدل‌ها، این ضعف تا حد زیادی برطرف شده است. همچنین شکل (۱۰) مقادیر مراحل خطای آموزش و آزمایش مدل‌های توسعه داده شده را در قالب نمودار هیستوگرام نمایش داده است. همانطور که در شکل قابل مشاهده است در مدل MARS-PSO بیشترین میزان خطا در محدوده [۰/۴۹ ، ۱/۸۱-] بوده است. همچنین این محدوده خطا در مدل مارس کلاسیک [۲/۰۳ ، ۰/۸۷-] بوده است. در بررسی بیشتر در این هیستوگرام، روند بهبود تعداد مقادیر خطا در مدل تلفیقی به جهت بهینه یابی درست پارامترهای تنظیمی بیشتر شده و تقریباً در تمامی محدوده‌های بررسی شده میزان خطای مقادیر بالا کاهش و خطاهای مقادیر پایین به همان نسبت افزایش یافته است.



شکل (۸): نمودار پراکندگی مقادیر مقاومت فشاری مدل‌های توسعه یافته در مرحله آموزش



شکل (۹): نمودار پراکندگی مقادیر مقاومت فشاری مدل‌های توسعه یافته در مرحله آزمایش



شکل (۱۰): هیستوگرام توزیع خطای نسبی در مدل‌ها

علاوه بر قابلیت مدل‌های هوش مصنوعی در شبیه سازی داده‌ها، ویژگی بارز دیگر این رویکرد در سرعت همگرایی آنها نهفته می باشد. ساختار چند رشته ای، پیچیدگی این مدل‌ها را بیشتر کرده و برآورد مقادیر را به موضوعی وقت گیر بدل نموده است. جدول (۶) زمان پردازش مدل‌های پیشنهادی را ارائه نموده است. بدیهی است با استفاده از الگوریتم فرا ابتکاری ازدحام ذرات جهت بهینه سازی پارامترهای تنظیم روش‌های ELM و MARS زمان تشکیل ساختار مدل افزایش یافته است. گرچه زمان پردازش مدل‌ها در مدل‌های تلفیقی بیشتر شده اما این مقدار افزایش، در جهت ارتقا قابلیت‌های بهینه شده مدل‌ها مقادیر قابل توجهی نبوده است. در مدل تلفیقی MARS-PSO افزایش زمان پردازش به جهت بهینه سازی مقادیر بیشترین میزان تابع، بیشترین درجه تابع و ضرایب توابع بوده درحالیکه در مدل ELM-PSO ضرایب و وزن‌ها با استفاده از فرایند تلفیق الگوریتم بهینه شده است.

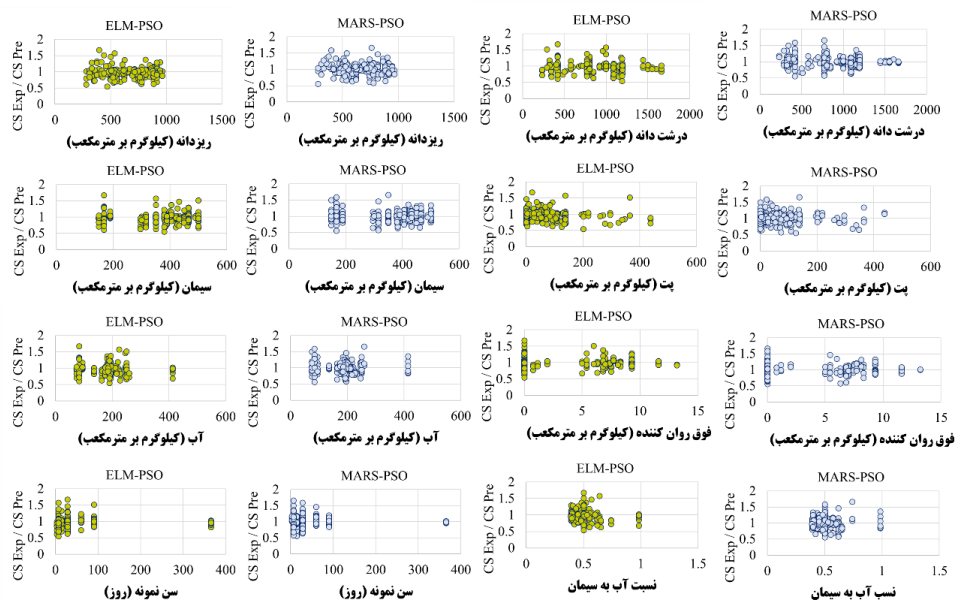
جدول (۶): زمان پردازش مدل‌های این مطالعه

مدل	MARS	ELM	MARS-PSO	ELM-PSO
زمان پردازش مدل (ثانیه)	۲۷/۴۵	۳۳/۵۶	۷۳/۳۶	۸۰/۱۳

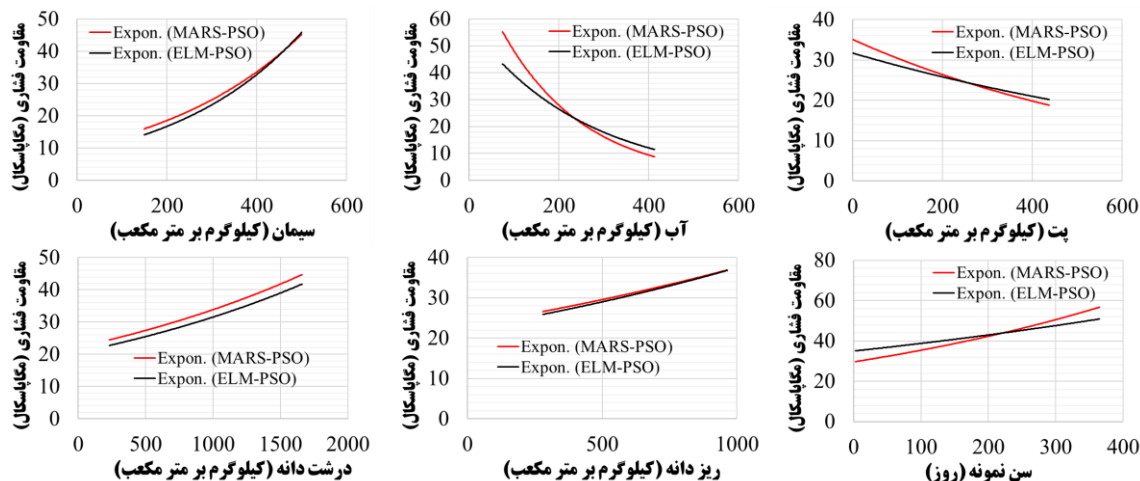
### ۳-۵- تحلیل پارامتریک متغیرهای طرح اختلاط بتن حاوی ریزدانه بازیافتی پلی اتیلن ترفتالات

بعد از بررسی و ارزیابی مدل‌های ارائه شده، مدل‌های تلفیقی بهینه شده به جهت دقت بالاتر و بهبود روند خطاها بعد از فرایند ترکیب با الگوریتم ازدحام ذرات برای بررسی اثر مولفه‌های طرح اختلاط در بتن بازیافتی حاوی ریزدانه پلی اتیلن ترفتالات برگزیده و مورد استفاده قرار می گیرد. از این رو با توجه به روابط توسعه یافته ارائه شده کدنویسی مجدد در نرم افزار متلب انجام و اثر هر مولفه طرح اختلاط با توجه رابطه نهایی توسعه داده شده روش‌های بهبود یافته تلفیقی MARS-PSO و ELM-PSO بررسی گردید. برای این بررسی تمامی مقادیر متغیرهای را براساس میانگین مقادیر هریک محاسبه و تنظیم گردیده است. جهت ارزیابی نحوه چگونگی پیش‌بینی دو مدل تلفیقی با مقایسه مقادیر مولفه‌های طرح اختلاط و نسبت مقادیر آزمایشگاهی و محاسباتی مدل، شکل (۱۱) ارائه شده است. هرگاه پراکندگی مقادیر مولفه‌های طرح اختلاط نسبت به مقدار مبنای واحد افزایش یابد اثر گزاری مولفه مربوطه در تخمین مقادیر مقاومت فشاری کمتر بوده یا به عبارتی مدل مربوطه به میزان کمتری از این مقادیر مولفه‌های طرح اختلاط در ارزیابی رفتار مقاومتی بتن حاوی ریزدانه بازیافتی پلی اتیلن ترفتالات استفاده نموده است. میزان سیمان در محدوده ۰-۱۶۰ کیلوگرم بر متر مکعب در مدل MARS-PSO تمرکز بیشتری

حول مقدار ایده آل واحد بوده در صورتیکه میزان پت در مدل ELM-PSO تمرکز بیشتر و به نوعی مشارکت بیشتری داشته است. بعد از این مرحله به ارزیابی مدل‌های بهینه شده در این مطالعه با استفاده از تحلیل پارامتریک مدل‌ها پرداخته شده است. شکل (۱۲) تحلیل پارامتریک مولفه‌های طرح اختلاط را با بررسی نحوه تخمین مدل‌های هوش مصنوعی نمایش می‌دهد. لازم به ذکر است روند اثرگذاری هر کدام از این مولفه‌ها در دو مدل بهینه شده بصورت نمایی در شکل (۱۲) نشان داده شده است. در ادامه شرح تحلیل مدل‌های هوشمند با ارزیابی اثرگذاری متغیرها در مقایسه با شرایط تکنولوژیک بتن و همچنین آنالیز حساسیت مولفه‌ها ارائه شده است.



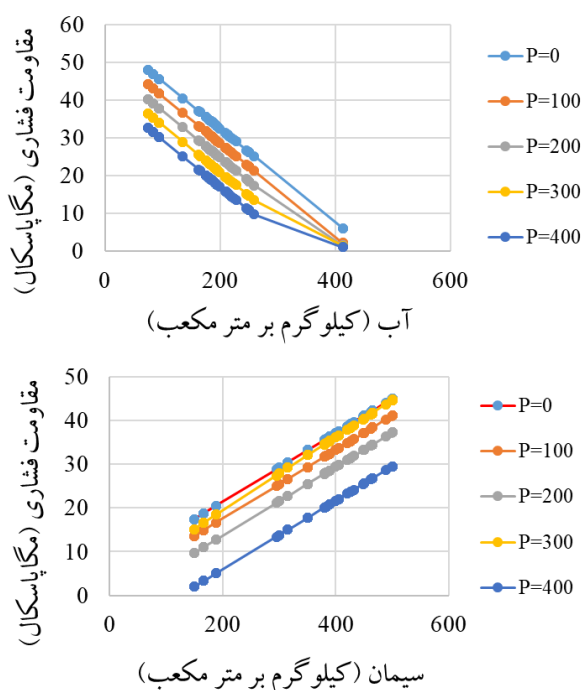
شکل (۱۱): مقایسه روند تخمین مقادیر مقاومت فشاری در مقایسه با مولفه‌های طرح اختلاط



شکل (۱۲): تحلیل پارامتریک رفتار متغیرها در مدل‌های ترکیبی بهینه شده

ارزیابی پارامتریک در مقادیر مختلف آب، سیمان و ریزدانه پت بازیافتی در محدوده طرح اختلاط با استفاده از مدل منتخب در این مطالعه (MARS-PSO) در شکل (۱۳) نشان داده شده است. بطور مثال، در این مدل با افزایش مقدار سیمان مقاومت فشاری بتن افزایش یافته است. همینطور افزایش مقادیر ریزدانه بازیافتی با شیب ملایمی مقاومت فشاری را کاهش داده است. از این رو مدل تلفیقی ارائه شده در این

پژوهش نسبت به شرایط فیزیک رفتار بتن شرایط مناسب و قابل قبولی داشته است. حال با توجه به تایید اعتبار مدل منتخب، ارزیابی پارامتریک را این بار با در نظر گرفتن مقادیر مختلف مولفه‌های موثر در این تحقیق انجام شده است. ریزدانه بازیافتی در محدوده این تحقیق (۴۶۹-۰ کیلوگرم بر مترمکعب) در مطالعه پارامتریک بررسی شده و نتایج نشان داد با افزایش مقدار سیمان، ریزدانه پت حاوی ۴۰۰ کیلوگرم بر مترمکعب رشد مقاومت فشاری کمتری داشته است. بعد از این مقدار کمترین رشد مقاومت فشاری مربوط به مقدار ۲۰۰ کیلوگرم بر مترمکعب می باشد. از طرف دیگر با افزایش مقدار آب طرح مخلوط‌های حاوی ۴۰۰ کیلوگرم بر مترمکعب ریزدانه پت بیشترین میزان کاهش در مقاومت فشاری را نمایش داده اند. جنس سیمان و ریزدانه بودن آن بر خواص بتن سخت شده اثر گذار است. تأثیر عمده از جانب نسبت آب به سیمان و تا حدودی عیار سیمان بتن است. ریزدانه بودن سیمان، مقاومت زود هنگام را بالا برده اما بر مقاومت دراز مدت بی تأثیر است. افزایش  $C_3S$  مقاومت زود هنگام را بالا می‌برد اما در دراز مدت اثر خوبی بر دوام و مقاومت ندارد. افزایش  $C_2S$  مقاومت کوتاه مدت را کم می‌کند اما در دراز مدت تأثیر خوبی بر دوام و مقاومت دارد. افزایش  $C_3A$  مقاومت کوتاه مدت را بالا می‌برد اما در دراز مدت اثر خوبی بر دوام و مقاومت ندارد. به هر حال نقش  $C_3A$  در مقاومت بتن چندان چشمگیر نیست. به طور کلی با افزایش میزان جانشین سازی ماسه توسط ریزدانه بازیافتی مقاومت فشاری به تدریج کاهش می‌یابد. زمانی که درصد استفاده از ذرات پت افزایش می‌یابد، به دلیل اینکه اساساً چسبندگی ضعیفی بین بافت و سنگدانه‌های پلاستیک وجود دارد این ذرات به صورت مانعی عمل می‌کنند که باعث عدم چسبیدن خمیر سیمان به سنگدانه‌ها طبیعی می‌گردند، در نتیجه اثر اصطکاک در قیاس با پدیده فوق ناچیز بوده و به تدریج از مقاومت بتن کاسته می‌گردد.

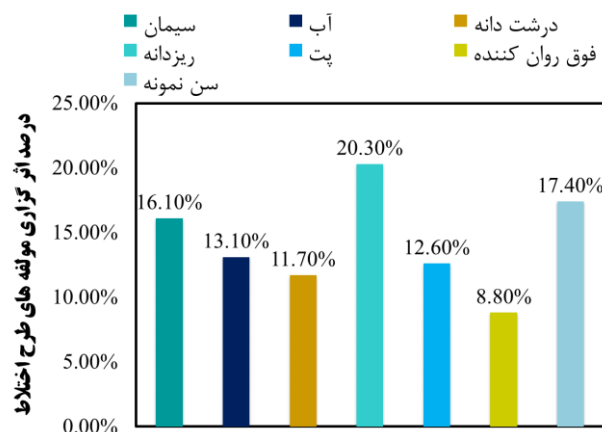


شکل (۱۳): تحلیل پارامتریک اثرگذاری مولفه‌های آب، سیمان و ریزدانه پت بازیافتی

### ۳-۶- آنالیز حساسیت میزان اثرگذاری مولفه‌های طرح اختلاط

تأثیرپذیری متغیر وابسته بر متغیرهای مستقل و اثرگذاری هر یک از پارامترها بر یکدیگر را آنالیز حساسیت می‌نامند. از این رو، در این پژوهش به منظور تعیین میزان اثرگذاری هر پارامتر ورودی بر رفتار مقاومتی بتن پایدار، مدل MARS-PSO (بهترین مدل در این مطالعه) برای انجام آنالیز حساسیت برگزیده شده است. برای این منظور هر بار یکی از پارامترهای ورودی حذف و اثر آن بر خروجی مدل تحلیل و بررسی شده است. با توجه به شکل شماره (۱۴)، نتایج آنالیز حساسیت نشان می‌دهد که حذف متغیر ریزدانه با مشارکت ۲۰/۳۰٪

بیشترین تاثیر را بر روی مدل پیشنهادی MARS-PSO در تخمین مقاومت فشاری بتن حاوی پلی اتیلن ترفتالات داشته است. همچنین در بین دیگر متغیرهای طرح اختلاط، سن نمونه و سیمان با مشارکت ۱۷/۴٪ و ۱۶/۱۰٪ بیشترین تاثیر را بر روی مدل توسعه داده شده داشته اند.



شکل (۱۴): تحلیل پارامتریک متغیرهای طرح اختلاط

### ۳-۷- بررسی عدم قطعیت مدل های پیشنهادی با استفاده از رویکرد مونت کارلو

عدم قطعیت به بیان ساده به وقوع اتفاقاتی اطلاق می شود که از کنترل دست بشر خارج می باشند. در این بخش، یک ارزیابی کمی از عدم قطعیت بر مبنای رویکرد شبیه سازی مونت کارلو<sup>۳</sup> [۴۹-۵۰] با استفاده از مدل های هوشمند برای تخمین مقاومت فشاری ارائه شده است. بر این اساس برای تعیین مقادیر تابع توزیع احتمالات از پارامترهای مختلف ورودی و مجموعه کامل داده در این تحقیق استفاده شده است. حالات تخمین تصادفی که امکان وقوع ضعیف تری داشته در نظر گرفته نشده و توزیع احتمالات در محدوده بیشینه و کمینه مجموعه داده ها تعیین شده است. توزیع های منخب در محدوده کمینه تا بیشینه مورد آزمایش مجدد قرار گرفته و توزیع احتمالات بهینه معین و رتبه بندی می گردد. تحلیل عدم قطعیت برای ۲۷۳ داده آزمایشگاهی که در این تحقیق استفاده شده اند، در تعداد تکرار ۱۰۰/۰۰۰ بار پیاده سازی و اجرا شده است. همچنین این تحلیل می تواند به مزیت های روش های پیشنهادی هوش مصنوعی در مقایسه با روابط تجربی بیافزاید. تحلیل مربوطه با توجه به روابط زیر انجام پذیرفته که میزان عدم قطعیت را در محدوده کمتر از ۳۵ درصد قابل قبول می داند که در جدول (۷) نشان داده شده است. نتایج این مطالعه پس از اجرای شبیه سازی مونت کارلو و محاسبه میانگین انحراف مطلق (MAD) و درصد عدم قطعیت در محدوده های قابل قبول این ارزیابی شده است. مدل مارس بهینه شده با میانگین انحرافات ۷/۲۲ مگا پاسکال و درصد عدم قطعیت ۱۴/۴۲ درصد کمترین میزان عدم قطعیت را در بین مدل های توسعه داده شده گزارش نموده و توزیع احتمالات مناسب تری را نشان داده است. از طرفی دیگر تمامی مدل های ارائه شده در محدوده قابل قبول کمتر از ۳۵ درصد عدم قطعیت قرار گرفته و فقط مدل ELM از این مقدار فرا تر بوده است. نتایج نشان داد روند بهینه سازی مدل های داده مبنای در این تحقیق با الگوریتم ازدحام ذرات عدم قطعیت های احتمالی را کاسته و مدلی با قابلیت بهتر در نتایج را ارائه نموده است.

جدول (۷): آنالیز عدم قطعیت شبیه سازی مونت کارلو برای مدل های پیشنهادی

<sup>۳</sup> Monte-Carlo simulation (MCS)

<sup>۴</sup> Mean absolute deviation

مدل‌ها	میان	میانگین انحراف مطلق	درصد عدم قطعیت
MARS	۳۶/۶۵	۱۰/۱۶	۲۹/۳۸
ELM	۲۳/۱۷	۱۹/۶۶	۴۱/۲۲
MARS-PSO	۴۹/۳۷	۷/۲۲	۱۴/۴۲
ELM-PSO	۴۱/۹۰	۸/۰۶	۱۶/۱۱

$$MAD = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |P_i - \text{Median}(P)| \quad (15)$$

$$\text{Uncertainty}\% = \frac{100 \times MAD}{\text{Median}(P)} \quad (16)$$

### ۳- نتیجه گیری

در این تحقیق برای ارزیابی رفتار مقاومتی بتن حاوی ریزدانه بازیافتی پلی اتیلن ترفتالات و تحلیل وضعیت مولفه‌های طرح اختلاط از مدل‌های هوش مصنوعی بهینه شده استفاده شد. برای این منظور، روش‌های نوین هوش مصنوعی مبتنی بر پایگاه داده شامل اسپلاین رگرسیونی چندمتغیره انطباقی یا مارس (MARS) و روش یادگیری ماشینی سریع (ELM) استفاده گردید. به جهت بهبود ضعف‌های مشاهده شده در مدل‌ها و بهینه یابی ضرایب و وزن‌ها از الگوریتم فرا ابتکاری ازدحام ذرات نیز در جهت تلفیق با این مدل‌ها و ارائه روابط محاسباتی هوشمند تلفیقی استفاده گردید.

- متغیرهای مدلسازی در این مطالعه با استفاده از تکنیک آنالیز مولفه اصلی بررسی و مورد ارزیابی قرار گرفت که در نهایت متغیرهای وزنی حجمی سیمان، آب، ریزدانه، درشت دانه، ریزدانه بازیافتی پلی اتیلن ترفتالات، فوق روان کننده و سن نمونه به عنوان ورودی مدل‌ها انتخاب گردید.
- با توجه به شاخص‌های آماری خطا در مرحله آموزش و آزمایش به ترتیب، مدل MARS بهینه شده با الگوریتم  $(R=0/961, RSE=1/17)$  و  $(R=0/902, RSE=3/50)$  در مقایسه با مدل ELM بهینه شده با الگوریتم  $(RSE=4/18)$ ،  $(R=0/956)$  و  $(RSE=2/24, R=0/900)$  دارای عملکرد مناسب‌تری برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن حاوی ریزدانه بازیافتی پلی اتیلن ترفتالات بوده است.
- تحلیل حساسیت با استفاده از مدل ترکیبی MARS-PSO نشان داد حذف متغیر ریزدانه با مشارکت  $20/30\%$  بیشترین تاثیر را بر روی مدل پیشنهادی در تخمین مقاومت فشاری بتن حاوی پلی اتیلن ترفتالات داشته است. همچنین در بین دیگر متغیرهای طرح اختلاط، سن نمونه و سیمان با مشارکت  $17/4\%$  و  $16/10\%$  بیش‌ترین تاثیر را بر روی مدل توسعه داده شده داشته اند.
- با استفاده از مدل‌های محاسباتی منتج شده در این مطالعه ارزیابی پارامتریک مولفه‌های طرح اختلاط اجرا و روند اثرگذاری این مواد و عوامل اثرگذار مشخص گردید. نتایج این تحلیل نشان داد مدل توسعه یافته با رفتار فیزیکی بتن حاوی ریزدانه پت بازیافتی در آزمایشگاه متناسب بوده است. درنهایت نیز، مدل‌های توسعه داده شده در این مقاله جهت تحلیل عدم قطعیت شبیه سازی مونت کارلو مورد بررسی قرار گرفت که نتایج، اعتبار لازم و تصادفی نبودن آن را گزارش نمود.

یافته‌های این تحقیق استفاده از قابلیت روش‌های هوش مصنوعی را در ارائه مدل‌های محاسباتی جهت طراحی اختلاط مبتنی بر عملکرد بتن حاوی ریزدانه بازیافتی پت را نشان داد. با این حال فرایند زمان بر مدل‌ها و تعدد پارامترهای تنظیمی انتخاب مقادیر بهینه را به دغدغه ای مهم تبدیل کرده است. برای رفع این مشکل، استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری توسعه یافته با سرعت همگرایی مناسب جهت بهینه سازی ضرایب پیشنهاد می‌گردد. ضمن اینکه تحقیق، در گسترده‌گی مطالعاتی بالاتر در ارتباط با بهینه یابی پارامتر-های شبکه با بررسی پارامترهای تنظیم مدل و استفاده از ساختار چندهدفه می‌تواند مورد توجه پژوهشگران باشد. همچنین استفاده از

تکنیک‌های پیش‌پردازش داده‌ها و روش‌های دسته بندی جهت همگونی داده‌های مطالعاتی جهت تقویت قابلیت پیش‌بینی در مدل‌ها توصیه می‌گردد.

پیوست:

جدول (۱): توابع پایه توسعه داده شده مارس و مارس تلفیقی برای پیش‌بینی مقاومت فشاری

شماره	توابع محاسباتی چندقطعه ای	
	مارس	مارس بهینه شده با الگوریتم ازدحام ذرات
BF1	$\max(0, CA - 1193)$	$\max(0, CA - 1193)$
BF2	$\max(0, 1193 - CA)$	$\max(0, 1193 - CA)$
BF3	$BF2 \times \max(0, FA - 759.8)$	$BF2 \times \max(0, FA - 759.8)$
BF4	$\max(0, AS - 14)$	$BF2 \times \max(0, 759.8 - FA)$
BF5	$\max(0, 14 - AS)$	$\max(0, AS - 14)$
BF6	$\max(0, FA - 881)$	$\max(0, 14 - AS)$
BF7	$\max(0, 881 - FA)$	$\max(0, FA - 881)$
BF8	$BF1 \times \max(0, FA - 500)$	$\max(0, 881 - FA)$
BF9	$BF1 \times \max(0, 500 - FA)$	$BF1 \times \max(0, FA - 500)$
BF10	$BF2 \times \max(0, FA - 713.3)$	$BF1 \times \max(0, 500 - FA)$
BF11	$BF6 \times \max(0, 420 - C)$	$BF2 \times \max(0, FA - 713.3)$
BF12	$\max(0, W - 83.335)$	$BF7 \times \max(0, 420 - C)$
BF13	$\max(0, 83.335 - W)$	$\max(0, W - 83.335)$
BF14	$\max(0, 1190 - CA)$	$\max(0, 83.335 - W)$
BF15	$BF7 \times \max(0, C - 383)$	$\max(0, 1190 - CA)$
BF16	$BF7 \times \max(0, 383 - C)$	$BF8 \times \max(0, C - 383)$
BF17	$BF14 \times \max(0, SP - 8.3)$	$BF8 \times \max(0, 383 - C)$
BF18		$BF15 \times \max(0, SP - 8.3)$
BF19		$BF15 \times \max(0, 8.3 - SP)$
BF20		$BF13 \times \max(0, FA - 813.9)$
BF21		$BF13 \times \max(0, 813.9 - FA)$
BF22		$BF15 \times \max(0, C - 379.6)$
BF23		$BF15 \times \max(0, 379.6 - C)$
BF24		$\max(0, P - 57)$
BF25		$BF8 \times \max(0, P - 5.16)$
BF26		$BF8 \times \max(0, 5.16 - P)$
BF27		$BF2 \times \max(0, C - 450)$
BF28		$BF2 \times \max(0, 450 - C)$
BF29		$BF15 \times \max(0, FA - 777.8)$
BF30		$BF15 \times \max(0, 777.8 - FA)$

مراجع

1. AzariJafari, H., Amiri, M.J.T., Ashrafian, A., Rasekh, H., Barforooshi, M.J. and Berenjjan, J., 2019. Ternary blended cement: An eco-friendly alternative to improve resistivity of high-performance self-consolidating concrete against elevated temperature. *Journal of Cleaner Production*, 223, pp.575-586.
2. Beigi, M.H., Berenjjan, J., Omran, O.L., Nik, A.S. and Nikbin, I.M., 2013. An experimental survey on combined effects of fibers and nanosilica on the mechanical, rheological, and durability properties of self-compacting concrete. *Materials & Design*, 50, pp.1019-1029.
3. Al-Hadithi, A. I., Noaman, A. T., & Mosleh, W. K. (2019). Mechanical properties and impact behavior of PET fiber reinforced self-compacting concrete (SCC). *Composite Structures*, 224, 111021.
4. Dehestani M., Beigi M. 2011, PET bottles for recycling waste and environmental solutions to help replace them as fine aggregate in concrete. *Journal of concrete research*. 5(1), 7-18 (In Persian).
5. de Luna, A. M., & Shaikh, F. U. A. (2020). Anisotropy and bond behaviour of recycled Polyethylene terephthalate (PET) fibre as concrete reinforcement. *Construction and Building Materials*, 265, 120331.
6. ASHRAFIAN, A., TAHERI, A. M. J., & HAGHIGHI, F. (2019). Modeling the Slump Flow of Self-Compacting Concrete Incorporating Metakaolin Using Soft Computing Techniques.



7. Shahmansouri, A. A., Yazdani, M., Ghanbari, S., Bengar, H. A., Jafari, A., & Ghatte, H. F. (2021). Artificial neural network model to predict the compressive strength of eco-friendly geopolymer concrete incorporating silica fume and natural zeolite. *Journal of Cleaner Production*, 279, 123697.
8. NoParast, M., Hematian, M., Ashrafiyan, A., Amiri, M. J. T., & AzariJafari, H. (2021). Development of a non-dominated sorting genetic algorithm for implementing circular economy strategies in the concrete industry. *Sustainable Production and Consumption*, 27, 933-946.
9. Behnood, Ali, et al. "Prediction of the compressive strength of normal and high-performance concretes using M5P model tree algorithm." *Construction and Building Materials* 142 (2017): 199-207.
10. Sun, L., Koopialipour, M., Armaghani, D. J., Tarinejad, R., & Tahir, M. M. (2019). Applying a meta-heuristic algorithm to predict and optimize compressive strength of concrete samples. *Engineering with Computers*, 1-13.
11. Sadowski, Ł., Piechówka-Mielnik, M., Widziszowski, T., Gardynik, A., & Mackiewicz, S. (2019). Hybrid ultrasonic-neural prediction of the compressive strength of environmentally friendly concrete screeds with high volume of waste quartz mineral dust. *Journal of cleaner production*, 212, 727-740.
12. Asteris, P. G., Ashrafiyan, A., & Rezaie-Balf, M. (2019). Prediction of the compressive strength of self-compacting concrete using surrogate models. *Computers and Concrete*, 24(2), 137-150.
13. DeRousseau, M. A., Laftchiev, E., Kasprzyk, J. R., Rajagopalan, B., & Srubar III, W. V. (2019). A comparison of machine learning methods for predicting the compressive strength of field-placed concrete. *Construction and Building Materials*, 228, 116661.
14. Golafshani, E. M., Behnood, A., & Arashpour, M. (2020). Predicting the compressive strength of normal and High-Performance Concretes using ANN and ANFIS hybridized with Grey Wolf Optimizer. *Construction and Building Materials*, 232, 117266.
15. Ashrafiyan, A., Amiri, M. J. T., Masoumi, P., Asadi-shiadeh, M., Yaghoubi-chenari, M., Mosavi, A., & Nabipour, N. (2020). Classification-Based Regression Models for Prediction of the Mechanical Properties of Roller-Compacted Concrete Pavement. *Applied Sciences*, 10(11), 3707.
16. Feng, D. C., Liu, Z. T., Wang, X. D., Chen, Y., Chang, J. Q., Wei, D. F., & Jiang, Z. M. (2020). Machine learning-based compressive strength prediction for concrete: An adaptive boosting approach. *Construction and Building Materials*, 230, 117000.
17. Akbari, M., & Deligani, V. J. (2020). Data driven models for compressive strength prediction of concrete at high temperatures. *Frontiers of Structural and Civil Engineering*, 14(2), 311-321.
18. Shahmansouri, A. A., Yazdani, M., Ghanbari, S., Bengar, H. A., Jafari, A., & Ghatte, H. F. (2021). Artificial neural network model to predict the compressive strength of eco-friendly geopolymer concrete incorporating silica fume and natural zeolite. *Journal of Cleaner Production*, 279, 123697.
19. Sevim, U. K., Bilgic, H. H., Cansiz, O. F., Ozturk, M., & Atis, C. D. (2021). Compressive strength prediction models for cementitious composites with fly ash using machine learning techniques. *Construction and Building Materials*, 271, 121584.
20. Friedman JH. Multivariate adaptive regression splines. *Ann Stat*(1991);19:1-141.
21. Jekabsons G. VariReg: a software tool for regression modelling using various modeling methods. RigaTechnical University, (2010). <<http://www.cs.rtu.lv/jekabsons/>>.
22. Huang, G. B., Zhou, H., Ding, X., & Zhang, R. (2011). Extreme learning machine for regression and multiclass classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 42(2), 513-529.
23. Zhou, C., Gao, H. B., Gao, L., & Zhang, W. G. (2003). Particle Swarm Optimization (PSO) Algorithm [J]. *Application Research of Computers*, 12, 7-11.
24. Deng, W., Yao, R., Zhao, H., Yang, X., & Li, G. (2019). A novel intelligent diagnosis method using optimal LS-SVM with improved PSO algorithm. *Soft Computing*, 23(7), 2445-2462.
25. Pearson, K. (1895). Correlation coefficient. In *Royal Society Proceedings* (Vol. 58, p. 214).
26. Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE). *Geoscientific Model Development Discussions*, 7(1), 1525-1534.
27. Knaub Jr, J. R. (2007). Model and Survey Performance Measurement by the RSE and RSESP. In *Proceedings of the Section on Survey Research Methods, American Statistical Association* (pp. 2730-2736).
28. Frigione, M. (2010). Recycling of PET bottles as fine aggregate in concrete. *Waste management*, 30(6), 1101-1106.
29. Galvão, J. C. A., Portella, K. F., Joukoski, A., Mendes, R., & Ferreira, E. S. (2011). Use of waste polymers in concrete for repair of dam hydraulic surfaces. *Construction and Building Materials*, 25(2), 1049-1055.
30. Saikia, N., & Brito, J. D. (2013). Waste polyethylene terephthalate as an aggregate in concrete. *Materials Research*, 16(2), 341-350.
31. Azhdarpour, A. M., Nikoudel, M. R., & Taheri, M. (2016). The effect of using polyethylene terephthalate particles on physical and strength-related properties of concrete; a laboratory evaluation. *Construction and Building Materials*, 109, 55-62.

32. Irwan, J. M., Othman, N., Koh, K. H., Asyraf, R. M., Faisal, S. K., Annas, M. M. K., & Shahrizan, A. M. (2013). Development of mix design nomograph for polyethylene terephthalate fiber concrete. In *Applied Mechanics and Materials* (Vol. 253, pp. 408-416). Trans Tech Publications Ltd.
33. Ramadevi, K., & Manju, R. (2012). Experimental investigation on the properties of concrete with plastic PET (bottle) fibres as fine aggregates. *International journal of emerging technology and advanced engineering*, 2(6), 42-46.
34. Ávila Córdoba, L., Martínez-Barrera, G., Barrera Díaz, C., Ureña Nuñez, F., & Loza Yañez, A. (2013). Effects on mechanical properties of recycled PET in cement-based composites. *International Journal of Polymer Science*, 2013.
35. Albano, C., Camacho, N., Hernandez, M., Matheus, A., & Gutierrez, A. (2009). Influence of content and particle size of waste pet bottles on concrete behavior at different w/c ratios. *Waste Management*, 29(10), 2707-2716.
36. Akçaözoglu, S., Akçaözoglu, K., & Atiş, C. D. (2013). Thermal conductivity, compressive strength and ultrasonic wave velocity of cementitious composite containing waste PET lightweight aggregate (WPLA). *Composites Part B: Engineering*, 45(1), 721-726.
37. Rahmani, E., Dehestani, M., Beygi, M. H. A., Allahyari, H., & Nikbin, I. M. (2013). On the mechanical properties of concrete containing waste PET particles. *Construction and Building Materials*, 47, 1302-1308.
38. Islam, M. J., Meherier, M. S., & Islam, A. R. (2016). Effects of waste PET as coarse aggregate on the fresh and harden properties of concrete. *Construction and Building Materials*, 125, 946-951.
39. Mohammed, M. K., Al-Hadithi, A. I., & Mohammed, M. H. (2019). Production and optimization of eco-efficient self compacting concrete SCC with limestone and PET. *Construction and Building Materials*, 197, 734-746.
40. Sadrumontazi, A., Dolati-Milehsara, S., Lotfi-Omran, O., & Sadeghi-Nik, A. (2016). The combined effects of waste Polyethylene Terephthalate (PET) particles and pozzolanic materials on the properties of self-compacting concrete. *Journal of Cleaner Production*, 112, 2363-2373.
41. Ananthakumar, A., Sasiekalaa, K., & Deepika, M. (2017). PERFORMANCE OF CONCRETE USING PET BOTTLE SCRAP FINES. *International Journal*, 5(3), 138-143.
42. Norhana, A. R., Kartini, K., & Hamidah, M. S. (2016). Rubberized-PET and Rubberized-Coconut Shell as Fine Aggregate in Concrete. In *InCIEC 2015* (pp. 221-231). Springer, Singapore.
43. Dunteman, G. H. (1989). *Principal components analysis* (No. 69). Sage.
44. Ashrafian, A., Taheri Amiri, M., haghghi, F. (2019). Modeling the Slump Flow of Self-Compacting Concrete Incorporating Metakaolin Using Soft Computing Techniques. *Journal of Structural and Construction Engineering*, 6(Issue 2), 5-20. doi: 10.22065/jsce.2018.90214.1243
45. TAHERI AMIRI M J, Ashrafian A, Haghghi F R, Javaheri Barforooshi M. Prediction of the Compressive Strength of Self-compacting Concrete containing Rice Husk Ash using Data Driven Models. *IQBQ*. 2019; 19 (1) :209-221
46. K. B Shariati, M., Mafipour, M. S., Mehrabi, P., Bahadori, A., Zandi, Y., Salih, M. N., ... & Poi-Ngian, S. (2019). Application of a hybrid artificial neural network-particle swarm optimization (ANN-PSO) model in behavior prediction of channel shear connectors embedded in normal and high-strength concrete. *Applied Sciences*, 9(24), 5534.
47. Hanteh, R., Hanteh, M., Kheyroddin, A., & Rezaifar, O. (2020). Determination of Strength Parameters in Roller Compacted Concrete (RCC) Dams using Laboratory Results and Forecasting based on Artificial Neural Networks. *Modares Civil Engineering journal*, 20(2), 55-70.
48. Akbari, M., & Henteh, M. (2019). Comparison of Genetic Algorithm (GA) and Particle Swarm Optimization Algorithm (PSO) for Discrete and Continuous Size Optimization of 2D Truss Structures. *Journal of Soft Computing in Civil Engineering*, 3(2), 76-97.
49. Binder, D.M. Ceperley, J.-P. Hansen, M.H. Kalos, D.P. Landau, D. Levesque, H. Mueller-Krumbhaar, D. Stauffer, J.-J. Weis, Monte Carlo methods in statistical physics, Springer Science & Business Media, 2012.
50. R.G. Newcombe, Two-sided confidence intervals for the single proportion: comparison of seven methods, *Statistics in Medicine*. 17 (1998) 857-872. doi:10.1002/(sici)1097-0258(19980430)17:8<857::aid-sim777>3.0.co;2-e.