



## Development of innovative intelligent model to estimate the strength properties of hemp bio composite mixture using the combination of water cycle algorithm and MARS method

Davood Sedaghat Shayegan \*, Elahe Fazlikhani, Ali asghar Amirkardoust

Department of Civil Engineering, Roudehen Branch, Islamic Azad University, Roudehen, Iran

**ABSTRACT:** Considering the characteristics of ordinary concrete, which is a composite material with characteristics such as resistance and low tensile strain range. Basically, the two main weaknesses of concrete, which include the brittle behavior of concrete and the weakness in its elasticity, have made the use of concrete structures made of ordinary concrete face major problems. In general, by adding fibers to the concrete mixture, it is possible to improve the mechanical properties of concrete. In this research, an innovative approach using the water cycle algorithm was used to combine with the adaptive multivariate regression spline method (MARS) to model and predict the compressive strength and tensile strength of concrete containing hemp biocomposites. For the development of each of the proposed models, 153 mixing designs along with their compressive strength results were collected from authoritative articles. After analyzing and evaluating the influencing parameters by the Mallow coefficient, the input parameters to the smart models include the ratio of water to cement base materials, the ratio of hemp seeds to cement base materials, the weight percentage of hemp seeds, cement base materials, seeds hemp, density of cement base material, density of dry material and strength of cement base material were selected. The results showed that the correlation coefficient for the compressive strength model for MARS optimized with the algorithm and Mars is 0.991 and 0.971, respectively, and the tensile strength is 0.928 and 0.911, respectively, in the training and testing phase. Investigations show that the proposed MARS model optimized with a meta-heuristic algorithm has good performance and high accuracy in estimating the compressive strength and tensile strength of concrete containing hemp biocomposite. The external validation results also show that the proposed approach can be introduced as predictive models and the correlation between predicted values and experimental values cannot be random.

### Review History:

Received: Jan.21, 2024

Revised: Jun. 17, 2024

Accepted: Jul. 06, 2024

Available Online: Nov. 19, 2024

### Keywords:

Hemp Bio Composite

Natural Fibers

Artificial Intelligence

MARS Method

Water Cycle Algorithm

### 1- Introduction

The planet is currently undergoing rapid climate change, resulting in a significant increase in overall atmospheric warming within a relatively short period of time. Currently, 30% of global power production is dedicated to meeting the energy needs of civil sectors. Specifically, approximately 60% of the world's electric power is consumed by commercial and residential buildings [1]. In addition to consuming a substantial amount of energy throughout their life cycle, buildings are also responsible for nearly 30% of global greenhouse gas (GHG) emissions [2]. Another significant contributor to carbon emissions is the concrete industry. Research has shown that the cement industry alone consumes approximately 12-15% of total industrial energy and releases 5-7% of the world's carbon emissions into the atmosphere [3]. According to a report by the International Energy Agency (IEA), the cement industry produced 4.1 Gt of cement in 2018, resulting in the emission of 4.1 Gt of

carbon. Consequently, it can be deduced that a substantial amount of energy, both in terms of production and usage, is expended in the manufacturing of traditional construction materials and the operation of buildings. This process also results in the emission of CO<sub>2</sub> into the atmosphere, leading to heightened environmental concerns among scientists and engineers. The reduction of CO<sub>2</sub> emissions and energy consumption in buildings, as well as the availability of environmentally friendly alternative construction materials, have become essential and central concerns in contemporary civilization [4].

The use of bio-aggregate-based building materials has been growing in popularity in the creation of cost-effective and environmentally friendly construction engineering materials [5]. In the creation of cost-effective and environmentally friendly construction engineering materials [6]. Multiple research has found different raw materials utilized in the

\*Corresponding author's email: dshayegan@hotmail.com



manufacturing of bio concrete. Among these resources, plant barks like hemp have proven to yield consistent outcomes owing to their (a) hygrothermal properties, (b) capacity to decompose naturally, (c) sustainability, and (d) the renewable nature of plants. In this regard, this study proposed a model according to the artificial intelligence (AI) method coupled with an evolutionary algorithm for modeling the strength estimation of the hem-based biocomposites. To do so, the multivariate adaptive regression splines (MARS) method is integrated with the water cycle algorithm to present an auto-estimated and evolutionary predictive model.

## 2- Material and Methods

A comprehensive database consisting of 153 data points for bio-composites was developed using data from earlier studies conducted by other researchers to implement the AI model.

### 2- 1- Multivariate adaptive regression splines

Multivariate adaptive regression splines (MARS) is a statistical technique developed by Jerome H. Friedman in 1991 for regression analysis. The user's text is a reference to a source or citation. Non-parametric regression is a technique that extends linear models by automatically modeling nonlinearities and interactions between variables. MARS constructs a model using two distinct stages: the forward pass and the reverse pass. The two-stage strategy is identical to the one employed by recursive partitioning trees. The forward pass often leads to overfitting of the model. In order to enhance the model's generalization capabilities, the backward pass systematically removes the least effective term at each stage until it identifies the optimal sub-model. The Generalized cross-validation criteria are used to compare model subsets. The backward pass has an advantage over the forward pass in that it has the ability to pick any word to delete at any given step, whereas the forward pass can only observe the next pair of terms at each step [7].

### 2- 2- Water cycle algorithm

The water cycle algorithm encompasses the concept, rationale, and structure. The WCA emulates the trajectory of rivers and streams as they go towards the ocean and was developed from the observation of the water cycle phenomenon. Let us suppose the presence of rain or precipitation phenomena. WCA is recommended based on the careful examination of natural phenomena, such as the movement of rivers and streams as they make their way toward the oceans. Rivers and streams often originate from elevated mountainous regions where the melting of snow and glaciers occurs. They then flow downwards, accumulating precipitation and merging with other streams along the way, until they ultimately reach the seas. During the hydrologic cycle, the water from lakes and rivers undergoes evaporation and transpiration by plants and trees during photosynthesis. This water is then transported to the sky, where clouds are formed. As the temperature of the atmosphere decreases, the clouds undergo condensation and the water falls to the earth as

**Table 1. Performance metrics of proposed models**

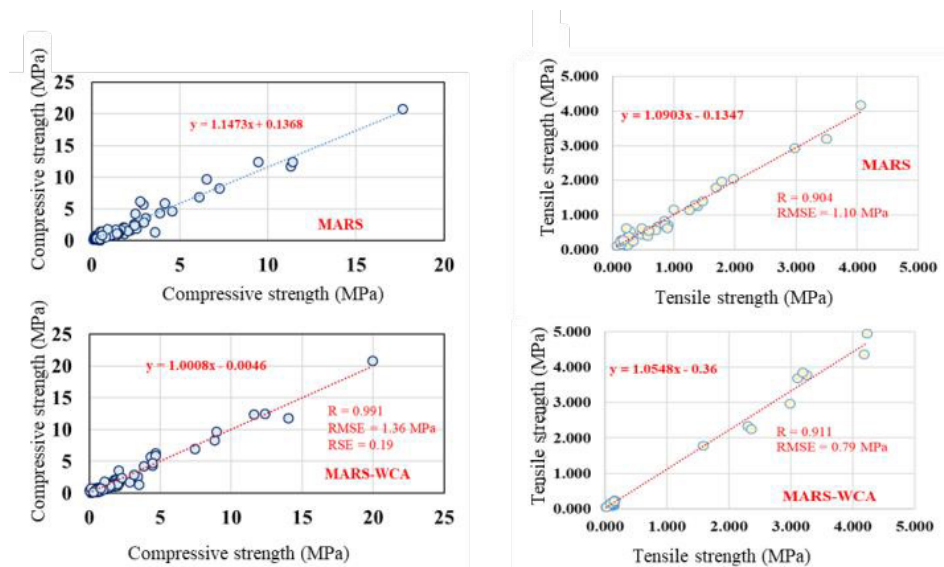
		R	NSE	RMSE	MAE	
<b>Compressive strength</b>	Train	MARS	0.974	0.93	0.82	0.49
		MARS-WCA	0.993	0.97	0.51	0.32
	Test	MARS	0.971	0.88	2.10	1.14
		MARS-WCA	0.991	0.95	1.36	0.75
<b>Tensile strength</b>	Train	MARS	0.917	0.911	1.14	0.31
		MARS-WCA	0.928	0.95	0.95	0.18
	Test	MARS	0.904	0.895	1.10	0.3
		MARS-WCA	0.911	0.91	0.79	0.11

precipitation [35]. Underground water supplies and aquifers are replenished by the melting of snow and the occurrence of rainfall. The subterranean water flows under the terrestrial surface in a manner akin to the flow of water on the earth. The water from rivers and streams undergoes evaporation and the cycle repeats [8].

## 3- Result and Discussion

This research conducted a comparison study to evaluate the strength behavior of SLSC (Self-Compacting Lightweight Concrete) that includes agro-waste material. The study aimed to propose formula-based interpretable models for this purpose. Once the crucial critical characteristics for strength prediction were determined, the data was divided into a 75/25% ratio for analysis using data intelligence techniques. In this study, statistical measures such as R, RMSE, NSE, and MAE are used to assess the efficacy of the constructed models in predicting outcomes. Table 1 assessed the predictability of the model for strength prediction using MARS and MARS-WCA methodologies, based on the performance metrics. The accuracy of the MARS and MARS-WCA-created models exceeds 90%, which is noteworthy. According to the information shown in Table 1, the proposed interpretable MARS-WCA model performs better than the standalone MARS model in predicting the strength of eco-friendly hemp-based concrete for both the train and test subsets. The MARS-WCA model significantly enhances the accuracy of the global prediction model, as seen by the reduction in RMSE values for compressive and tensile strength in the testing subset to 1.36 MPa and 0.91 MPa, respectively.

To compare the modeling procedure of CS and TS, the regression plots are depicted in Fig 1. Because of the closeness of the red fitted curve line and predicted data point. As can be seen, the MARS-WCA model data points are around the red line. The developed MARS-WCA provides better agreement

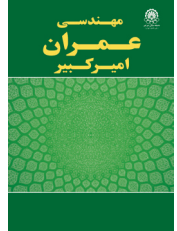


**Fig. 1. Regression plots of developed models**

between the experimental data and the most accurate of CS and TS prediction in both the training and testing subsets provided by than standalone MARS.

### References

- [1] Jami, T., Karade, S. R., & Singh, L. P. (2019). A review of the properties of hemp concrete for green building applications. *Journal of Cleaner Production*, 239, 117852.
- [2] Barbhuiya, S., & Das, B. B. (2022). A comprehensive review on the use of hemp in concrete. *Construction and Building Materials*, 341, 127857.
- [3] de Bruijn, P. B., Jeppsson, K. H., Sandin, K., & Nilsson, C. (2009). Mechanical properties of lime–hemp concrete containing shives and fibres. *Biosystems engineering*, 103(4), 474-479.
- [4] Jami, T., Rawtani, D., & Agrawal, Y. K. (2016). Hemp concrete: carbon-negative construction. *Emerging Materials Research*, 5(2), 240-247.
- [5] Li, Z., Wang, X., & Wang, L. (2006). Properties of hemp fibre reinforced concrete composites. *Composites part A: applied science and manufacturing*, 37(3), 497-505.
- [6] Pretot, S., Collet, F., & Garnier, C. (2014). Life cycle assessment of a hemp concrete wall: Impact of thickness and coating. *Building and Environment*, 72, 223-231.
- [7] Friedman, J. H. (1991). Multivariate adaptive regression splines. *The annals of statistics*, 19(1), 1-67.
- [8] Eskandar, H., Sadollah, A., Bahreininejad, A., & Hamdi, M. (2012). Water cycle algorithm—A novel metaheuristic optimization method for solving constrained engineering optimization problems. *Computers & Structures*, 110, 151-166.



## توسعه مدل ابتکاری هوشمند جهت تخمین خواص مقاومتی مخلوط بیوکامپوزیت کنف با استفاده از ترکیب الگوریتم چرخه آب و روش مارس

داوود صداقت شایگان\*، الهه فضل‌خانی، علی اصغر امیرکاردوست

دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاداسلامی واحد رودهن، رودهن، ایران.

### تاریخچه داوری:

دریافت: ۱۴۰۲/۱۱/۰۱  
بازنگری: ۱۴۰۳/۰۳/۲۸  
پذیرش: ۱۴۰۳/۰۴/۱۶  
ارائه آنلاین: ۱۴۰۳/۰۸/۲۹

### کلمات کلیدی:

بیوکامپوزیت کنف  
الیاف طبیعی  
هوش مصنوعی  
روش مارس  
الگوریتم چرخه آب

**خلاصه:** با توجه به ویژگی بتن معمولی که یک ماده مرکب با ویژگی‌هایی همچون مقاومت و محدوده کرنش کششی پایین است. در اصل دو ضعف اصلی بتن که دربرگیرنده رفتار ترد بتن و ضعف در کشش آن می‌باشد، استفاده از سازه‌های بتن که از بتن معمولی ساخته شده اند را با مشکلاتی عمده‌ای روبه‌رو کرده است. به طور کلی با افزودن الیاف به مخلوط بتن این امکان وجود داشته که بتوان ویژگی مکانیکی بتن را بهتر کرد. در این تحقیق، از رویکرد فرا ابتکاری با استفاده از الگوریتم چرخه آب جهت ترکیب با روش اسپلین رگرسیونی چند متغیره تطبیقی (مارس) برای مدل‌سازی و پیش‌بینی مقاومت فشاری و مقاومت کششی بتن حاوی بیوکامپوزیت‌های کنف استفاده شده است. برای توسعه هر یک از مدل‌های پیشنهادی، ۱۵۳ طرح اختلاط به همراه نتایج مقاومت فشاری آنها از مقالات معتبر جمع‌آوری شد. بعد از تحلیل و ارزیابی پارامترهای اثر گذار توسط ضریب مالو، پارامترهای ورودی به مدل‌های هوشمند شامل نسبت آب به مواد پایه سیمانی، نسبت دانه‌های کنف به مواد پایه سیمانی، درصد وزن دانه‌های کنف، مواد پایه سیمانی، دانه‌های کنف، چگالی مواد پایه سیمانی، چگالی مصالح خشک و مقاومت مواد پایه سیمانی انتخاب شدند. نتایج نشان داد که ضریب همبستگی برای مدل مقاومت فشاری برای مارس بهینه شده با الگوریتم و مارس به ترتیب ۰/۹۹۱ و ۰/۹۷۱ و مقاومت کششی به ترتیب ۰/۹۲۸ و ۰/۹۱۱ در مرحله آموزش و آزمایش می‌باشد. بررسی‌ها نشان می‌دهند که مدل پیشنهادی مارس بهینه شده با الگوریتم فرا ابتکاری از عملکرد خوب و دقت بالایی در تخمین مقاومت فشاری و مقاومت کششی بتن حاوی بیوکامپوزیت کنف داشته است. نتایج اعتبارسنجی خارجی نیز نشان‌گر آن است که رویکرد پیشنهادی می‌تواند به عنوان مدل‌های پیش‌بینی کننده معرفی گردند و همبستگی میان مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر آزمایشگاهی نمی‌تواند تصادفی باشد.

### ۱- مقدمه

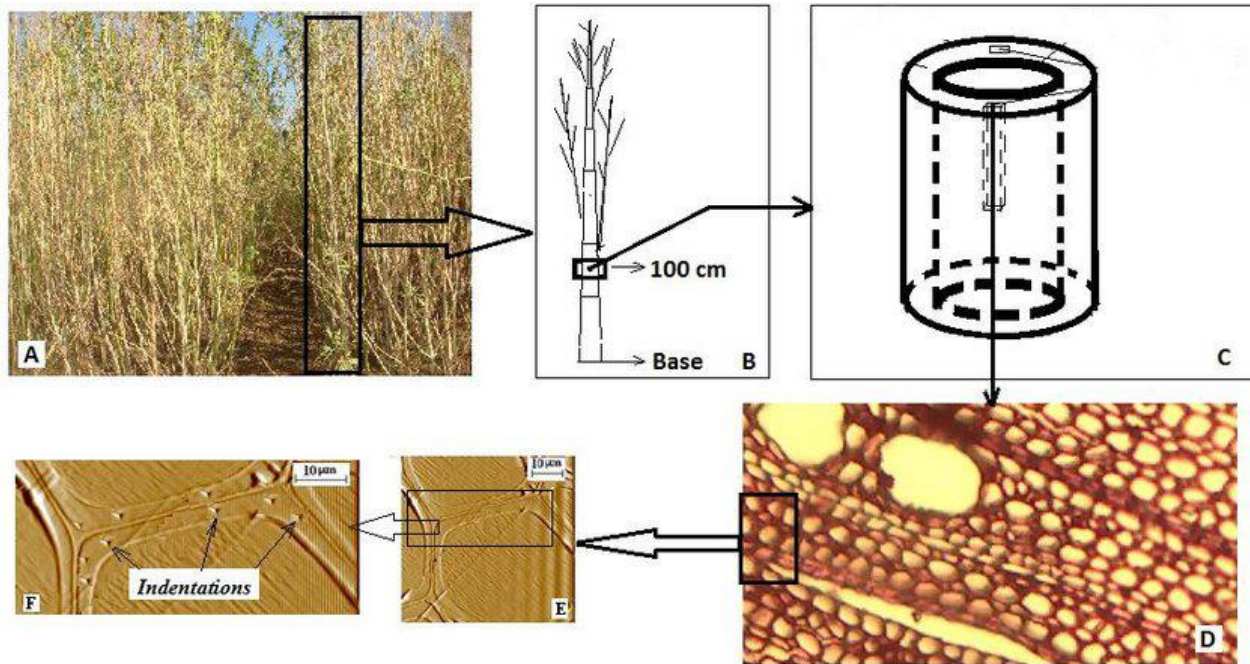
(رزین) و تقویت الیاف طبیعی ایجاد شده است [۲]. این نوع مواد معمولاً ساختار مواد زنده درگیر در فرایند تقویت خواص ماتریکس که استفاده می‌شد را حفظ می‌کنند، اما همیشه سازگاری زیستی را فراهم می‌کنند. فاز ماتریس توسط مشتق‌های پلیمر از منابع تجدیدپذیر و غیرقابل احتراق تشکیل می‌شود [۳-۵]. علاقه به بیوکامپوزیت‌ها با توجه به مزایای بسیار قابل توجه (تجدید پذیر، ارزان، قابل بازیافت و زیست تخریب پذیر) از نظر کاربردهای صنعتی (خودرو، هوا فضا برنامه‌های کاربردی نظامی، ساخت و ساز و بسته‌بندی) و تحقیقات بنیادین به سرعت در حال رشد است [۶]. بیوکامپوزیت را می‌توان به تنهایی و یا به عنوان مکمل مواد استاندارد مانند فیبرکربن استفاده می‌شود. طرفداران مواد بیوکامپوزیت معتقدند که استفاده از این مواد باعث بهبود سلامت و ایمنی در تولید آن‌ها می‌شود، وزن آن‌ها سبک تر است، تجدید نظر بصری شبیه به چوب و از نظر محیط زیست برتر هستند. در این مطالعه خواص

بتن معمولی یک ماده مرکب با محدوده کرنش کششی پایین است. رفتار ترد بتن و ضعف در کشش، استفاده از سازه‌های بتنی که از بتن معمولی ساخته شده اند را با مشکلاتی عمده‌ای روبه‌رو کرده است. از این رو، با افزودن الیاف به مخلوط بتن این امکان وجود داشته که بتوان ویژگی مکانیکی بتن را بهبود بخشید. از جمله محصولات زیست محیطی که به شکل الیاف می‌توان از آن استفاده نمود کنف می‌باشد. الیاف کنف یکی از مقرون به صرفه‌ترین الیاف طبیعی است و بعد از پنبه در میزان تولید و تنوع رتبه دوم را دارا می‌باشد [۱]. الیاف کنف در رشته‌های بیرونی ساقه و پوست کنف قابل بهره برداری می‌باشد. از این الیاف در تهیه و تولید بیوکامپوزیت‌ها نیز می‌توان استفاده نمود. بیوکامپوزیت مواد کامپوزیتی است که توسط یک ماتریکس

\* نویسنده عهده‌دار مکاتبات: dshayegan@hotmail.com







شکل ۱. ساختار بیو کامپوزیت کنف [۷]

Fig. 1. Hemp bio composite structure [7]

است و لازم است حتماً محدودیت‌ها، شرایط و مفروضات آیین‌نامه‌های فناوری‌های بتنی را برای تمام اجزای تشکیل دهنده بتن در نظر گرفت. این مسأله سبب شد، روش‌های طراحی طرح اختلاط بر مبنای روابط محاسباتی ریاضیات و الگوریتم‌های فرا ابتکاری بررسی گردد [۹]. در این مطالعه، مدل‌های با رویکرد هوش مصنوعی مبتنی بر فرمول‌های محاسباتی برای تخمین خواص بتن ژئوپلیمیری به جهت تخمین خواص و بهینه سازی مواد و مصالح مورد استفاده، 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 امروزه، به جهت اهمیت کاهش مصرف سیمان و استفاده از مواد معدنی جایگزین سیمان لزوم پژوهش‌های آزمایشگاهی و مدل سازی‌های محاسباتی با رویکرد هوش مصنوعی جهت تخمین خواص بتن ضرورت دارد.

در سالیان اخیر در ارتباط با ارزیابی خواص مقاطع بتن و فولادی با استفاده از مدل‌های داده مبنای هوش مصنوعی و ترکیب این روش‌ها با الگوریتم‌های فرا ابتکاری مطالعاتی در داخل کشور و خارج کشور انجام شده

مقاومتی مخلوط بیوکامپوزیت کنفی به عنوان بتنی سازگار با محیط زیست مورد بررسی قرار خواهد گرفت [۷]. بیوکامپوزیت کنفی ترکیبی از الیاف کنفی گیاه شاهدانه، آهک، ماسه و پوزولان می‌باشد. این ماده شباهت بسیار زیادی با بتن دارد و اغلب برای ساخت و ساز و عایق کاری مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این ماده رشته‌های کنف با آهک ترکیب می‌شوند تا شکلی مثل بتن که مقاوم و سبک هم باشد، ایجاد شود [۷]. مانند سایر مصالح ساختمانی سبز و گیاهی دیگر، بتن کنف دی‌اکسید کربن را از جو جذب می‌کند، کربن را نگه می‌دارد و اکسیژن آزاد می‌کند. بتن کنف چگالی پایینی دارد و در برابر ترک خوردگی‌هایی که در حین حرکت (مثل حرکت ساختمان حین زلزله) بوجود می‌آید، مقاوم است [۸]. شکل (۱) ساختار بیوکامپوزیت کنف را نشان داده است.

طراحی این بتن به جهت ویژگی‌ها و تنوع مصالح ساخت با پیچیدگی‌هایی همراه بوده است. در طراحی نمونه‌های طرح اختلاط در بتن تلاش می‌شود با نگاهی اقتصادی و صرف هزینه مناسب، بتنی بهینه تولید گردد. استفاده از روش‌های آیین‌نامه‌ای برای محاسبه طرح اختلاط، وقت گیر و پرهزینه

است. اشرفیان و همکاران (۱۳۹۸) در تحقیقی قابلیت ابزار هوش مصنوعی در مدل‌های داده‌مبنا را با استفاده از دو روش مدل درخت و مارس جهت تخمین جریان اسلامپ در بتن خودتراکم حاوی متاکائولن بررسی کردند. ایشان با استفاده از قابلیت فرموله کردن این روش‌ها مدل‌های خطی و غیر خطی جهت برآورد جریان اسلامپ ارائه نمودند [۹]. طاهری امیری و همکاران در مطالعه‌ای در ارتباط با تخمین مقاومت فشاری بتن خودتراکم با استفاده از داده‌های حاوی خاکستربادی از روش‌های داده‌مبنا غیر خطی استفاده نمودند. در این مطالعه از روش اسپلاین رگرسیون چند متغیره تطبیقی استفاده شد. نتایج این تحقیق با استفاده از شاخص‌های خطا ارزیابی و روابط محاسبه پیش‌بینی ارائه شده [۱۰]. از دیگر کاربردهای هوش مصنوعی در بخش پیش‌بینی می‌توان به بررسی تاثیر پروژه‌های ذخیره‌سازی و تنظیم آب در مورد اهداف توسعه پایدار با استفاده از الگوریتم ماهی دهان پر [۱۱] و در بخش طراحی می‌توان به بهینه‌سازی دال‌های بتنی به کمک الگوریتم‌های فرا ابتکاری اشاره نمود [۱۲-۱۴]. در سالیان اخیر نیز در مطالعات بین‌المللی تحقیقات متنوعی انجام شده که مواردی از آنها در جدول (۱) ارائه گردیده است. در ادامه نیز شرح این مطالعات بررسی شده در این بخش بصورت دقیق ارزیابی و گردآوری شده است.

علاقه به بیوکامپوزیت‌ها با توجه به مزایای بسیار قابل توجه (تجدید پذیر، ارزان، قابل بازیافت و زیست تخریب پذیر) به سرعت در حال رشد است. بیوکامپوزیت را می‌توان به تنهایی و یا به عنوان مکمل مواد استاندارد مانند فیبر کربن استفاده می‌شود. طرفداران مواد بیوکامپوزیت معتقدند که استفاده از این مواد باعث بهبود سلامت و ایمنی در تولید آن‌ها می‌شود، وزن آن‌ها سبک‌تر است، تجدید نظر بصری شبیه به چوب و از نظر محیط زیست برتر هستند. مزایای زیست محیطی این مخلوط‌های توسعه یافته در دنیا، لزوم بررسی و ارائه مدل پیش‌بینی مقادیر ویژگی‌های آن را به امری جذاب و چالشی برای محققین بدل نموده است. اگرچه مدل‌های مبتنی بر روابط آیین‌نامه‌ها و کدهای طراحی ابزاری اساسی برای نشان دادن ویژگی‌های بتنی و فرآیندهای صورت گرفته در یک سازوکار آزمایشگاهی می‌باشد ولی این مدل‌ها دارای محدودیت‌هایی هستند. نیاز به مهارت و تخصص برای شبیه‌سازی، لزوم تعیین شرایط مرزی و شرایط اولیه، لزوم شبیه‌بودن فرضیات فیزیکی و ریاضی مدل به سیستم واقعی و هزینه محاسباتی بالا برای شبیه‌سازی دوره‌های بلند مدت از جمله این محدودیت‌ها است. از این رو، در این مطالعه به جهت اهمیت این دسته از مواد بیوکامپوزیت، روش‌های هوش مصنوعی جهت اجرای مدل داده‌مبنا و مبتنی بر آموزش‌های رگرسیونی پیاده

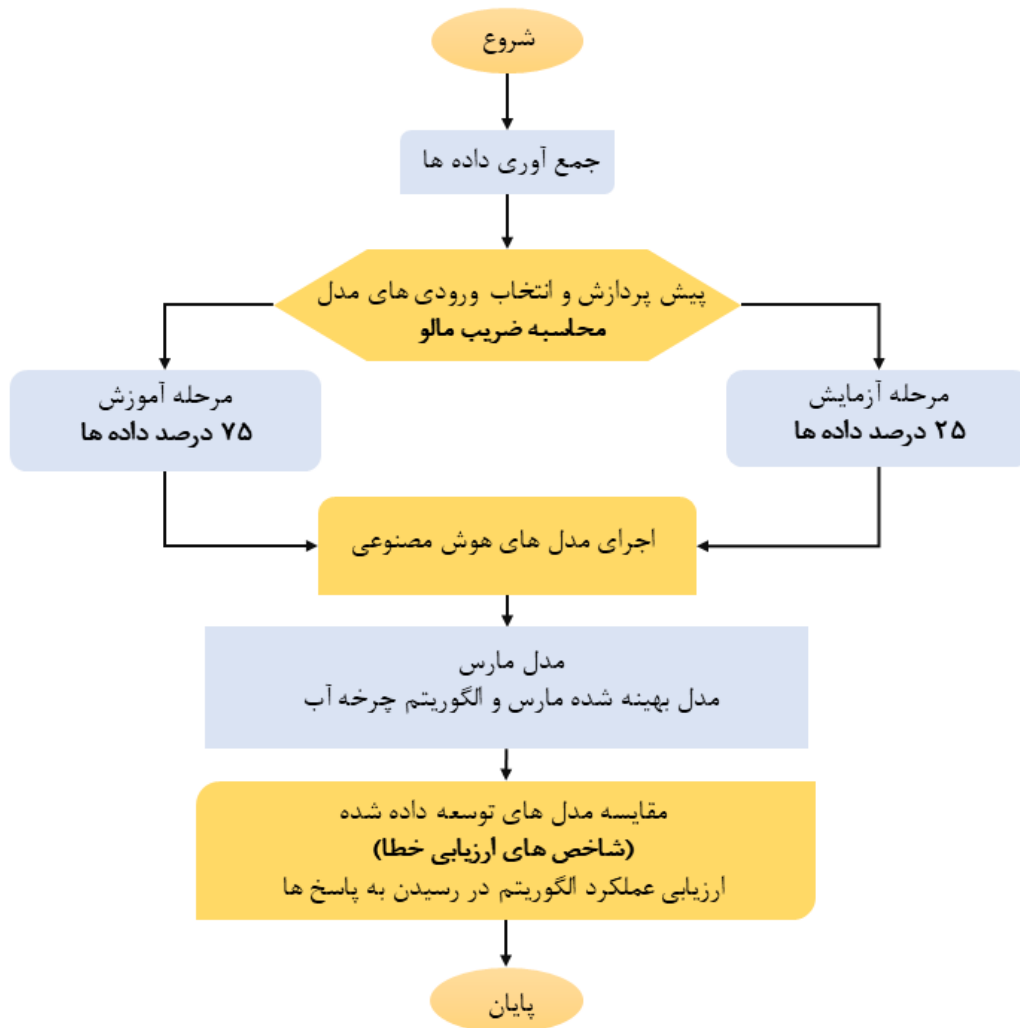
سازی شده تا مقادیر خواص مقاومتی این دسته از بیوکامپوزیت شبیه‌سازی گردد. استفاده از روش‌های هوش مصنوعی بهینه‌شده با الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای مدل‌سازی و پیش‌بینی مسائل در مهندسی و مدیریت پروژه‌های عمرانی به علت مزایای قابل تامل آن از جمله صرفه جویی در زمان و هزینه تولید بتن در مقاومت‌های مختلف، رفع مشکلات و محدودیت‌های تخصصی و امکاناتی برای کاربر جهت تولید بتن‌های خاص و جلوگیری از هدر رفت و دور ریز مواد و مصالح مصرفی با طراحی مدل‌های پیش‌طرح اختلاط بسیار فراگیر شده است. همچنین استفاده از سیمان در طرح مخلوط بتن و همچنین تولید گازهای آلاینده ناشی از تولید آن منجر به آلودگی‌های زیست محیطی نیز شده است. استفاده از ابزار هوش مصنوعی در بررسی خواص مقاومتی بتن و جلوگیری از طراحی‌های غیر کارآمد و مصرف بی‌رویه منابع طبیعی و به طبع آن کاهش آلاینده‌های زیست محیطی از دیگر مزایای استفاده از روش‌های هوش مصنوعی بوده است [۱۰].

با توجه به بررسی‌های مطالعات پیشین، عمده تحقیقات رابطه‌ای نتایج صرفاً شبیه‌سازی بوده و رابطه محاسباتی ارائه نداده‌اند اما در این مطالعه از ابزار قدرتمند روشی رابطه محور در ترکیب با الگوریتم فرا ابتکاری استفاده شده است. روش‌های هوش مصنوعی به جهت پارامترهایی تنظیمی مورد استفاده و فرایند آزمون و خطا در آن‌ها دچار مشکلاتی شده و گاهی بیش برآزش شده است. برای این منظور، با پیاده‌سازی الگوریتم‌های فرا ابتکاری در ترکیب با روش‌های هوش مصنوعی ساختار آزمون و خطا در این روش‌ها را با ساختار هوشمند جایگزین خواهد شد. پارامترهای تنظیمی به عنوان متغیرهای تصمیم‌گیری با در نظر گرفتن قیود و کمینه‌سازی خطا بهینه‌یابی شده و در نهایت مدل هوشمند فرا ابتکاری توسعه داده شده به محاسبه و تخمین مقادیر خواص مقاومتی بیوکامپوزیت کنفی می‌پردازد. در این پژوهش از روش اسپلاین رگرسیونی چندمتغیره تطبیقی (مارس) در ترکیب با الگوریتم چرخه آب استفاده گردیده است. وجود تعداد پارامترهای زیاد در الگوریتم‌های فرا ابتکاری پژوهشگران را بر آن داشت تا با تغییر مقادیر و تطبیق دهی متغیرها به نتایج قابل قبولی دست یابند. تغییر مناسب پارامترهای کنترلی بر کارایی الگوریتم اثر ویژه‌ای داشته است. در اینجا منظور از کارایی، کیفیت راه حل‌های پیدا شده و زمان رسیدن به این راه حل‌ها می‌باشد که در الگوریتم چرخه آب این موضوع موجب عدم پیچیدگی در محاسبات، بهبود سرعت همگرایی و افزایش تعدد تکرار در بهینه‌سازی فضای پاسخ در مسائل شده است [۳۸]. با توجه به مطالب اشاره شده، شکل (۲) ساختار شاخه بندی شده این مطالعه را از مرحله آغازین جمع‌آوری داده‌های بتنی تا انتهای مرحله

جدول ۱. مطالعات بررسی شده در این تحقیق

Table 1. Studied literature review

سال انتشار	محقق	روش‌های مورد استفاده	خروجی مدل	نوع مدل توسعه داده شده هوشمند	
				مبتنی بر فرمول	شبیه سازی
[۱۵]	دووان و همکاران	شبکه عصبی مصنوعی	مقاومت فشاری بتن بازیافتی	x	
[۱۶]	نصراله زاده و بصیری	انفیس	جهت ارزیابی برشی تیرهای مسلح	x	
[۱۷]	فام و همکاران	ماشین‌های بردارپشتیبان	مقاومت فشاری بتن توانمند	x	
[۱۸]	آسیکجنس و همکاران	شبکه عصبی مصنوعی	مقاومت برشی تیرهای بتنی تقویت شده	x	
[۱۹]	کیانی و همکاران	برنامه نویسی بیان ژن	مقاومت فشاری بتن سبک فوم	x	
[۲۰]	کالمن سیپوس و همکاران	شبکه عصبی مصنوعی	مقاومت فشاری بتن حاوی خرده آجر	x	
[۲۱]	کارا	برنامه نویسی بیان ژن	مقاومت برشی مقطع	x	
[۲۲]	بهنود و همکاران	شبکه عصبی مصنوعی	مقاومت فشاری بتن حاوی دوده سیلیس	x	
[۲۳]	یاسین و همکاران	ماشین بردارپشتیبان بهینه شده	مقاومت المان سازه ای	x	
[۲۴]	خانداکار و همکاران	شبکه عصبی مصنوعی	مقاومت برشی مقاطع مسلح بدون خاموت	x	
[۲۶]	سادووسکی و همکاران	شبکه عصبی مصنوعی	مقاومت فشاری بتن سازگار با محیط زیست حاوی کوارتز معدنی	x	
[۲۵]	سان و همکاران	شبکه عصبی بهینه با الگوریتم	مقاومت فشاری بتن حاوی دوده سیلیس و خاکستر بادی	x	
[۲۷]	آستریس و همکاران	مارس و مدل درخت	مقاومت فشاری بتن حاوی متاکائولن	x	
[۲۸]	ده روسا و همکاران	روش‌های کرنلی و درخت تصمیم	مقاومت فشاری بتن درجا	x	
[۲۹]	گل افشانی و همکاران	شبکه عصبی بهینه با الگوریتم	مقاومت فشاری بتن بازیافتی	x	
[۳۰]	دوان و همکاران	شبکه عصبی مصنوعی، انفیس	مقاومت فشاری بتن ژئوپلیمر	x	
[۳۱]	شهنواز و شهریاعالم	الگوریتم ژنتیک	انتخاب پارامترهای مدل پیشین مقاومت برشی تیرهای بتن مسلح	x	
[۳۲]	شاهمنصوری و همکاران	شبکه عصبی مصنوعی	مقاومت فشاری بتن ژئوپلیمر حاوی سیلیس و زئولیت	x	
[۳۳]	سویم و همکاران	شبکه عصبی مصنوعی، انفیس	خواص سخت شده بتن حاوی خاکستر بادی	x	
[۳۴]	جسیکارحمان و همکاران	شبکه عصبی، ماشین بردارپشتیبان	مقاومت برشی تیر بتنی	x	
[۳۵]	ثابتی فر و نعمت زاده	شبکه عصبی مصنوعی	تخمین مقاومت برشی بتن مسلح	x	
[۳۶]	اشرفیان و همکاران	مارس، برنامه نویسی بیان ژن و مدل درختی	ارزیابی طول عمر بتن سازه ای در مجاورت با ساحل	x	
[۳۷]	اشرفیان و همکاران	مارس، برنامه نویسی بیان ژن و مدل درختی	ارائه مدل محاسباتی بتن سازگار با محیط زیست حاوی پوزولان پسماند صنعت	x	



شکل ۲. فلوچارت مراحل اجرایی مدلسازی در این تحقیق

Fig. 2. Flowchart of the implementation steps of modeling in this research

با تابعی اساسی میان متغیرهای ورودی و خروجی ضروری نیست. نقاط انتهایی این قطعه‌ها، گره نامیده شده‌اند. گره، انتهای یک ناحیه از داده‌ها و ابتدای ناحیه‌ای دیگر از داده‌ها را نشان خواهد داد. منحنی‌های قطعه‌ای منتج (شناخته شده به عنوان توابع پایه)، انعطاف‌پذیری بیشتری را به مدل خواهند داد و نیز انحنای، آستانه‌ها و دیگر انحراف‌های بدست آمده از توابع خطی را در نظر می‌گیرند [۳۹]. روش مارس، توابع پایه را با جست‌وجو به روش مرحله‌ای می‌سازد. الگوریتم رگرسیون انطباقی<sup>۱</sup>، جهت انتخاب موقعیت‌های گره به کار خواهند رفت. مدل‌های مارس، به روش دو مرحله‌ای تشکیل

مدل سازی نمایش داده است.

## ۲- روش شناسی تحقیق

۱- اسپلاین رگرسیونی چندمتغیره تطبیقی (مارس)

اسپلاین رگرسیونی چندمتغیره تطبیقی یا مارس، روش رگرسیونی غیر خطی و ناپارامتریک می‌باشد که اولین بار به وسیله فریدمن معرفی شده است. مارس، پاسخ‌های غیرخطی را میان ورودی‌ها و خروجی یک سیستم توسط مجموعه‌ای از قطعه‌های خطی تکه‌ای (کثیرالجمله‌های چند قطعه‌ای<sup>۱</sup>) با گرادیان‌های مختلف مدل‌سازی خواهد شد. بطوریکه فرضی ثابت در رابطه

2 Adaptive regression algorithm

1 Splines



باران به عنوان جمعیت اولیه برای شروع در نظر گرفته شده و فرض بر این است که باران با مشارکت حاصل شده است. بهترین قطره باران به عنوان دریا انتخاب شده و تعدادی از قطرات خوب باران (Raindrops) به عنوان رودخانه در نظر گرفته شده است. برنامه بهینه سازی، یک قطره باران را بصورت تابعی از زیر بیان نموده است:

$$\text{Raindrop} = (X_1, X_2, \dots, X_N) \quad (1)$$

برای اجرایی فرایند بهینه سازی، گزینه بهینه از جمعیت Raindrops ساخته شده که ماتریسی از قطرات باران به اندازه  $N_{\text{pop}} \times N_{\text{var}}$  می باشد.

$$\text{Population of raindrops} = \begin{pmatrix} \text{raindrops}_1 \\ \text{raindrops}_2 \\ \text{raindrops}_3 \\ \vdots \\ \text{raindrops}_{N_{\text{pop}}} \end{pmatrix} \quad (2)$$

سایر قطرات باران به عنوان نه‌رهای در نظر گرفته می شوند که به سمت آن جریان دارند. رودخانه و دریا در واقع به عنوان یک پارامتر کاربردی  $N_{\text{sr}}$  تعریف شده که برابر با مجموع تعداد رودخانه و دریا می باشد. مابقی جمعیت مطلوب نیز از معادله زیر حاصل می گردد [۴۰].

$$N_{\text{sr}} = \text{Number of River} + 1(\text{sea}) \quad (3)$$

$$N_{\text{Raindrops}} = N_{\text{pop}} - N_{\text{sr}} \quad (4)$$

با توجه به این که هر رودخانه آب را از نهر جدا کرده، مقدار آب ورودی به رودخانه‌ها یکسان نیست. برای تعیین مقدار شدت ورودی قطرات باران به هر رودخانه از معادله زیر استفاده می گردد.

$$NS_n = \text{round} \left( \left| \frac{\text{cost}_n}{\sum_{i=1}^{N_{\text{sr}}} \text{cost}_i} \right| \times N_{\text{Raindrops}} \right) \quad (5)$$

می شوند. مرحله اول، توابع را جمع بسته خواهند شد، بطوریکه گره‌های احتمالی را جهت بهبود عملکرد پیدا خواهد کرد، که به مدلی با برازش کامل متجر خواهد شد. در مرحله دوم، توابع زائد حذف و در نهایت مدل مبتنی بر رابطه محاسباتی هوش مصنوعی توسعه پیدا می کند.

## ۲-۲- الگوریتم چرخه آب

الگوریتم های تکاملی با الگو برداری از طبیعت طراحی شده اند، همانند الگوریتم های ژنتیک، پرندگان، مورچگان و غیره. در این فصل، الگوریتم تکاملی جدیدی برای جستجوی عام معرفی می شود که از چرخه آب در طبیعت الهام گرفته شده است. هدف الگوبرداری از چرخه آب در طرح ارائه شده، طراحی یک الگوریتم جدید می باشد که همانند ریزش باران، هم دارای تنوع و پراکندگی مناسبی باشد (قطرات بصورت تقریباً هماهنگ و یکدست ریزش می یابند) و همچنین دارای سرعت همگرایی بالایی برای رسیدن به بهینه سراسری داشته باشد [۳۸]. به طور خلاصه، این الگوریتم، شامل یک مجموعه ای از مقادیر اولیه برای هر پارامتر از مسئله می باشد. در هر دور از اجرای این الگوریتم، برای هر پارامتر از مسئله با یک اولویت مقادیری انتخاب می شوند و تشکیل یک مجموعه کوچکتر را می دهند. سپس با در نظر گرفتن شایستگی مقادیر، با ترکیب مقادیر مربوط به هر پارامتر، چندین جواب برای مسئله تولید می شود. سپس هر جواب از مسئله با استفاده از الگوریتم جستجوی محلی، در بهینه محلی خود قرار می گیرد. هر بهینه محلی با توجه به میزان برازندگی خود، یک مقدار گنجایش دریافت می کند که میزان ماندگاری آن جواب در تعداد اجراهای متوالی و همچنین احتمال کاندید شدن برای حرکت دیگر جواب ها به سمت خود را بیان می کند. در هر دور از اجرا، جواب هایی که باید از مسئله خارج شوند به سمت جوابی با شایستگی بهتر حرکت می کنند و در طول مسیر اگر به شایستگی بهتری برخورد نکردند، به بهینه محلی انتخاب شده خود می رسانند. هر دور یک جواب مسئله با بیشترین شایستگی ثابت می ماند و در پایان هر دور، مقادیر هر پارامتر از این جواب مسئله وارد مجموعه مقادیر اولیه می شوند. بعد از پایان دور  $f$  از الگوریتم، بهترین جواب دور  $f$ ام جواب بهینه مسئله می باشد [۴۰]. در این روش اساساً جواب های مسئله از رفتار چرخه آب در طبیعت الهام گرفته شده است. جویبارها از کوه های بلند سرچشمه گرفته و دارای برف و یخچال های طبیعی هستند. به مرور شروع به ذوب شدن کرده و از مسیر رود به دریا می ریزند. در چرخه هیدرولوژیک، آب دریاچه و رودخانه ها تبخیر شده و با طی عملیات فتوستنتز به ابرها منتقل می گردند. یک قطره

جدول ۲. روابط شاخص‌های آماری

Table 2. Performance measures

روابط شاخص‌های آماری	شماره معادلات
$R = \frac{\sum_{i=1}^M (O_i - \bar{O}) \cdot (P_i - \bar{P})}{\sqrt{\sum_{i=1}^M (O_i - \bar{O})^2 \sum_{i=1}^M (P_i - \bar{P})^2}}$	(۶)
$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^M (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^M (O_i - \bar{O})^2}$	(۷)
$RMSE = \frac{\sum_{i=1}^M (P_i - O_i)^2}{M}$	(۸)
$MAE = \frac{\sum_{i=1}^M  P_i - O_i }{M}$	(۹)
$RSE = \frac{\sum_{i=1}^M (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^M (\bar{O} - O_i)^2}$	(۱۰)

(RSE) ارائه داده شده است.

بطوریکه  $O_i$  نشان دهنده داده‌های مشاهده‌ای،  $P_i$  نشان دهنده مقدارهای پیش‌بینی، نشان دهنده میانگین داده‌های پیش‌بینی و  $M$  تعداد داده‌ها است. همچنین مقدار اندازه‌گیری شده  $R$  میزان همبستگی بین دو متغیر وابسته را ارائه می‌دهد که مقدار آن بین بازه  $+1$  و  $-1$  می‌باشد. همچنین شاخص آماری  $RMSE$  جهت اندازه‌گیری دقت پیش‌بینی مدل از آن استفاده خواهد شد که با جذر گرفتن از خطاها، یک مقدار مثبت را به ما نشان خواهد داد. محدوده این شاخص از صفر تا یک عدد مثبت بزرگ ادامه پیدا خواهد کرد که واحد آن از جنس متغیر خروجی مشاهداتی است. لذا با توجه به مقادیر بالا در پارامتر  $R$  و کم در  $RMSE$  نشان‌دهنده عملکرد بالای مدل خواهد بود. همین‌طور، شاخص آماری  $MAE$  مقدار میانگین مثبت خطاها در یک مجموعه از مقادیر پیش‌بینی شده را بررسی می‌کند و واحد این شاخص آماری از جنس پارامتر خروجی مشاهداتی است. مقدار این شاخص آماری معمولاً همچون مقدار  $RMSE$  است. مدل‌های هوشمندی که مقادیر خطای

و در نهایت نیز به دشتی که به عنوان دریا در نظر گرفته شده این آب ریخته و عملیات خاتمه می‌یابد. این سازوکار در بهینه سازی متغیرهای تنظیمی در روش مارس با در نظر گرفتن ۳ متغیر تصمیم‌گیری (تعداد تابع، درجه تابع و ضرایب تابع هدف) در نظر گرفته شده است. تابع هدف کمینه سازی خطای پیش‌بینی خواص مقاومتی بیوکامپوزیت حاوی کف بوده و جواب‌های مسئله بصورت قطرات بارانی بودند که با در نظر گرفتن قیود مسئله و محدوده پارامترهای مطالعاتی تولید و در نهایت، بهینه یابی تک هدفه و فرا ابتکاری شده اند.

۲-۳- شاخص‌های ارزیابی مدل‌ها

جهت اندازه‌گیری عملکرد مدل‌های ارائه شده در پژوهش حاضر در مراحل آموزش و آزمون، شاخص‌های آماری در جدول (۲) شامل ضریب همبستگی ( $R$ )، ریشه میانگین مربعات خطا ( $RMSE$ )، میانگین خطای مطلق ( $MAE$ )، ضریب کارایی نش-ساتکلیف ( $NSE$ ) و ریشه مربعات خطا

پایه سیمانی<sup>(۸)</sup>، چگالی مصالح خشک<sup>(۹)</sup> و مقاومت مواد پایه سیمانی<sup>(۸)</sup> برای مدل سازی مقاومت فشاری و کششی ۲۸ روزه بتن بیوکامپوزیت به کار گرفته شده‌اند. سنگدانه مصرفی در مقالاتی که پایگاه داده مستخرج از آن‌ها بوده است سنگدانه طبیعی بوده است. همچنین اندازه دانه‌های کف مورد استفاده نیز در محدوده ۱/۸ - ۱۲/۵ میلی متر و همچنین جذب آب آن‌ها در محدوده ۶۳-۲۱۰٪ می‌باشد.

برای تعیین پارامترهای ورودی بهینه به مدل‌های پیشنهادی استفاده گردید. بر اساس نتایج استخراج شده از جدول (۳) سناریو ۱۰ با ۵ پارامتر نظیر  $f_{b'}$ ،  $\rho_c$ ،  $\rho_b$ ،  $PA/B$ ،  $W/B$  کمترین مقدار ضریب مالو (۶/۱۵) سناریو بهینه برای توسعه مدل‌های پیشنهادی جهت پیش‌بینی مقاومت فشاری و کششی ۲۸ روزه بتن حاوی الیاف بیوکامپوزیت کف پیشنهاد می‌گردد. رابطه شماره (۶) تابع مولفه‌های اساسی در شبیه سازی مقادیر مقاومت فشاری و کششی ۲۸ روزه بتن حاوی بیوکامپوزیت کنفی می‌باشد.

$$f_c \text{ and } f_t = f\left(\frac{PA}{B}, \frac{W}{B}, f_{b'}, \rho_b, \rho_c\right) \quad (11)$$

پس از انتخاب متغیرهای بهینه ورودی متغیرهای توسعه دهنده مدل‌ها، در این فصل داده‌ها را به لحاظ آماری مورد بررسی دقیق‌تری قرار داده‌ایم. در این راستا، حداقل، حداکثر، میانگین، و خطای استاندارد داده‌های مورد مطالعه، بررسی و تحلیل شد که در جدول (۴) گزارش داده شده است. مفهوم خطای استاندارد و یا به بیان دقیق‌تر خطای استاندارد از میانگین شاخصی برای تخمین میانگین جمعیت است. بطوریکه این مقدار تغییرات برآورد ما از میانگین را نشان می‌دهد و هرچه تعداد نمونه افزایش یابد این تغییرات کاهش می‌یابد. خطای استاندارد با اندازه‌گیری تنوع نمونه به نمونه از میانگین نمونه، دقت میانگین نمونه را نشان می‌دهد. از این رو، با افزایش اندازه نمونه، میانگین نمونه، میانگین دقیق جمعیت را با دقت بیشتری تخمین می‌زند. براین اساس، داده‌های جمع آوری شده در این مطالعه در محدوده مورد بررسی، پراکندگی قابل توجهی داشته و فرایند مدلسازی را آسان کرده‌اند. همچنین شکل (۳) نمودار هیستوگرام متغیرهای مورد استفاده برای توسعه مدل مقاومت فشاری و کششی ۲۸ روزه را نیز نمایش داده است.

محاسبه شده آنها دارای واحدهای متفاوتی هستند را می‌توان با معیار خطای RSE ارزیابی نمود. در خصوص ضریب کارایی نش-ساتکلیف (NSE) نیز اینگونه برمی‌آید که این معیار می‌تواند کارایی مدل‌های هوشمند مصنوعی را مورد ارزیابی قرار داده و نتایج را با یکدیگر مقایسه کند. محدوده قرارگیری اعداد این ضریب بین منفی بینهایت تا یک است.

### ۳- بحث و نتایج

#### ۳-۱- تحلیل آماری پایگاه داده‌های مطالعاتی

در این پژوهش، برای توسعه مدل‌های هوشمند پیشنهادی از ۱۵۳ طرح اختلاط که از مقالات معتبر بین‌المللی شامل آرنود و جورلی [۴۱]، واله-زرمنو و همکاران [۴۲]، احمد و همکاران [۶]، احمد و همکاران [۴۳]، احمد و چن [۴۴]، احمد و همکاران [۴۵] جمع‌آوری شده است، استفاده گردید. برای تعیین بهترین حالت پارامترهای ورودی به مدل، ۱۳ سناریو با در نظر گرفتن چینش‌های مختلف از پارامترهای ورودی برای توسعه مدل‌های هوشمند انتخاب شد. سپس، با استفاده از تکنیک مالو که دارای ضرایب آماری مانند ضریب  $C_p$  مالو<sup>۱</sup> (C<sub>p</sub> mallow) و ضریب تبیین ( $R^{2t}$ ) در نرم افزار مینی‌تب ۲۰۱۷ وجود دارد، نتایج مربوط به سناریوهای ساخته شد بررسی و پارامترهای بهینه ورودی برای توسعه مدل‌های هوشمند مصنوعی جهت ساخت و آموزش آنها انتخاب می‌شوند. علاوه بر این باید به یادداشت که یک مدل مبهم مدلی می‌باشد که پیش‌بینی‌های مهمی را از داده و ضرایب رگرسیون متمایل به خطا و پیش‌بینی‌های آن را پاسخ می‌دهد. همچنین آماره  $C_p$  Mallow اندازه این تمایل را برآورد می‌کند و پاسخ‌های پیش‌بینی شده را جهت داشتن یک مدل مبهم نشان می‌دهد. در این راستا، ضریب همبستگی میان این زیرمجموعه‌ها نیز به جهت بررسی بهتر مورد نظر قرار گرفته و یکی از عامل‌های تصمیم‌گیری در خصوص انتخاب سناریو برتر می‌باشد. پس، در ادامه این فصل، هر یک از سناریوها تعریف شده و نتایج آمارهای مدنظر در این تکنیک نشان داده می‌شود [۴۶]. در این پژوهش از ۸ پارامتر تاثیرگذار شامل نسبت آب به مواد پایه سیمانی ( $W/B^3$ )، نسبت دانه‌های کف به مواد پایه سیمانی ( $PA/B^4$ )، درصد وزن دانه‌های کف (۵۰%PA)، مواد پایه سیمانی ( $B^6$ )، دانه‌های کف ( $PA^7$ )، چگالی مواد

- 1 CP mallow
- 2 Correlation of determination ( $R^2$ )
- 3 ratio of water to binder
- 4 ratio of plant aggregate to binder
- 5 percentage of plant aggregate
- 6 Binder
- 7 plant aggregate

- 8 density of binder
- 9 Strength of binder

جدول ۳. تعیین بهترین پارامترهای ورودی به مدل با استفاده از تکنیک مالو

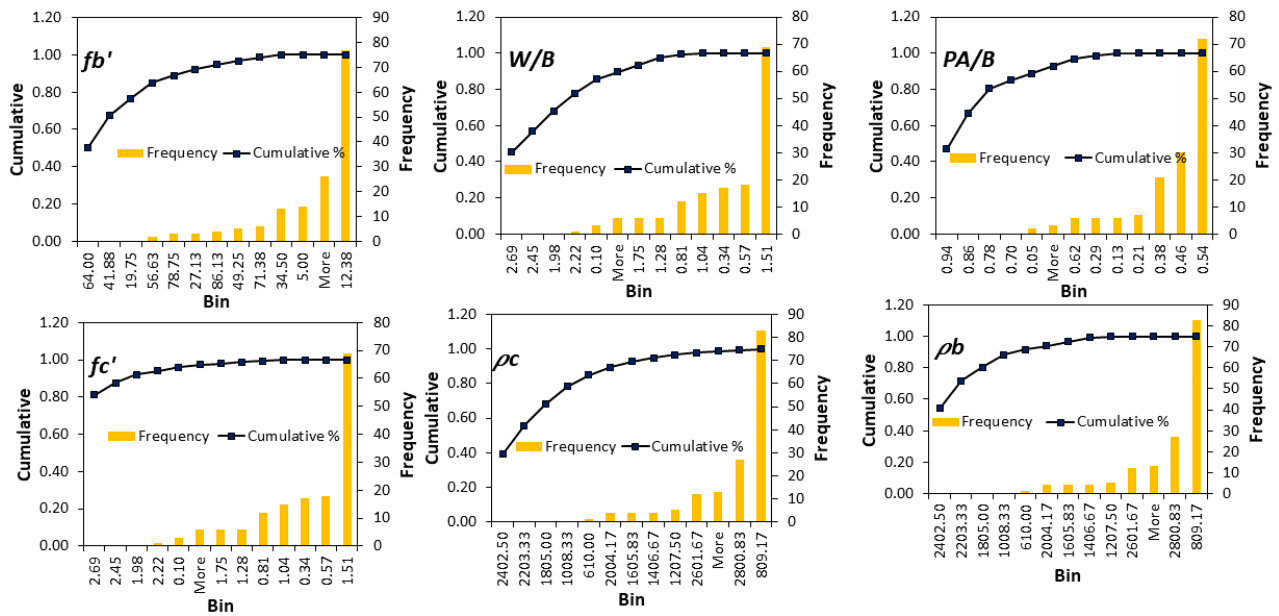
Table 3. Determining the optimal input parameters for the model using Mallow's technique

سناریو	تعداد متغیرها	ضریب مالو	PA	B	PA/B	W/B	PA%	$f_b'$	$\rho_b$	$\rho_c$
۱	۱	۱۷/۲								×
۲	۱	۲۲۴/۸						×		
۳	۲	۹/۶					×			×
۴	۲	۱۴/۸							×	×
۵	۳	۹/۲		×	×					×
۶	۳	۹/۹			×			×		×
۷	۴	۷/۴				×		×	×	×
۸	۴	۹/۴		×		×		×		×
۹	۵	۷/۳۵	×		×	×			×	×
۱۰	۵	۶/۱۵			×	×		×	×	×
۱۱	۶	۶/۴۸		×	×	×	×	×		×
۱۲	۶	۶/۶۵	×		×	×	×		×	×
۱۳	۷	۶/۳۲	×	×	×	×	×	×	×	×

جدول ۴. تحلیل آماری متغیرهای ورودی به مدل و متغیر خروجی

Table 4. statistical study of inputs and output

متغیر	PA/B	W/B	$f_b'$	$\rho_b$	$\rho_c$	$f_c'$	$f_t'$
حداقل مقدار	۰/۰۵۳	۰/۱	۵	۶۱۰	۲۵۰	۰/۰۶	۰/۰۱
میانگین	۰/۴۱۵	۱/۱۱۶	۳۲/۴۴۱	۱۴۶۳/۰۳۹	۶۱۶/۵۷۱	۲/۱۰۱	۰/۳۵۲
حداکثر مقدار	۱/۰۲	۲/۹۲	۹۳/۵	۳۰۰۰	۱۸۵۳/۶۰۱	۲۸/۳۶۷	۴/۰۵
خطای استاندارد	۰/۰۱۱	۰/۰۴۹	۲/۶۶۹	۷۹/۸۵۲	۲۵/۰۳۳	۰/۳۳۱	۰/۶۰۱



شکل ۳. نمودار هیستوگرام متغیرهای مورد استفاده برای توسعه مدل

Fig. 3. Histograms of model's variables

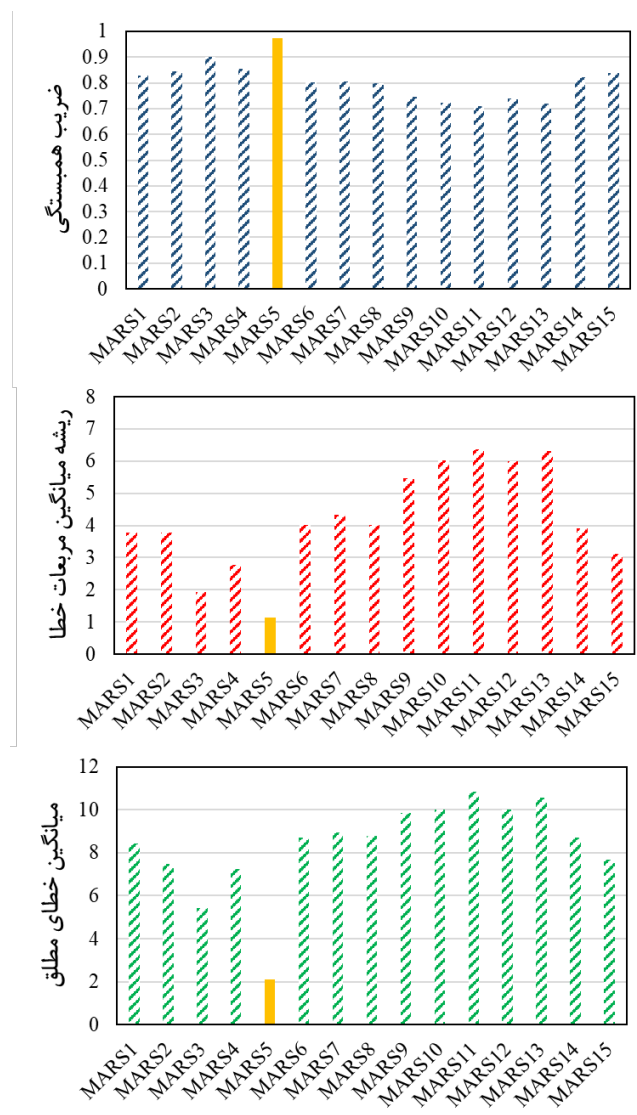
و ۰/۹۷۱ در مرحله آزمایش می‌باشد. لازم به ذکر است که با هر بار آنالیز مدل مارس در نرم‌افزار متلب، مقادیر مختلفی از پیش‌بینی با توجه به مقادیر پارامترها ارائه شد؛ در نتیجه با هر بار آنالیز جواب متفاوتی حاصل می‌گردد. مدل مارس توسعه داده شده شماره ۵ بهترین مدل توسعه یافته بوده و به عنوان مدل نهایی انتخاب شده است. همان طور که اشاره شد مدل‌های توسعه یافته مارس براساس تغییر در مقادیر پارامترهای تنظیمی (تعداد تابع، درجه تابع و پارامتر بهینه ساز جریمه) بوده است. لازم به ذکر است محدوده بررسی مقادیر تابع (۱۰-۵۰)، درجه توابع (۲-۳) و پارامتر جریمه (۱-۸) بوده است. مدل مارس شماره ۵ با ۸ تابع درجه ۲ بهترین مدل در این ارزیابی بوده است. از این رو، با در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های احتمالی وارد شده به مدل و عدم بهینه یابی درست دستی توسط کاربر، در مرحله بعد از الگوریتم فرا ابتکاری چرخه آب جهت هوشمند سازی مدل‌ها و حذف فرایند دستی آزمون و خطا استفاده گردید.

الگوریتم‌های فرا کاوشی بهینه‌ساز می‌تواند با تغییرات کم برای مسائل مختلف مدلسازی جهت بهبود عملکرد روش‌های داده مینا بکار رود. این الگوریتم‌ها بطور قابل ملاحظه‌ای توانایی یافتن جواب‌های با کیفیت بالا را برای مسائل مدلسازی افزایش می‌دهند. همچنین یک روش برای حل مسائل بهینه‌سازی مدل‌های داده مینا می‌باشند که تمامی جواب‌های امکان‌پذیر را

۳-۲- توسعه مدل‌های پیشنهادی برای پیش‌بینی خواص مقاومتی بتن حاوی بیوکامپوزیت‌های کف

در توسعه مدل مارس برآزش در هر تابع پایه بصورت جداگانه صورت پذیرفته و رابطه مربوط به این برآزش ارائه شده است. متغیرها و محل‌های 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 مارس، سرعت همگرایی آن است. که در زمان پردازش آن مشهود است. روش‌های هوش مصنوعی مبتنی بر رگرسیون براساس تنظیم پارامترهای بهینه ساز به روش آزمون و خطا پیاده سازی شده که به این علت در انجام سریع محاسبات دچار ضعف شده و به دلیل فرایند طولانی تعیین پیکربندی شبکه بهینه، مورد انتقاد قرار گرفته است، چرا که این الگوریتم از راه قیاس ساخته نمی‌شود، بلکه از طریق رویکرد آزمون و خطا تعیین می‌شود. از این رو، روش مارس به عنوان روشی با پردازش سریع ولی مبتنی بر آزمون و خطا در این پژوهش مورد توجه بوده است. در اینجا ۱۵ مدل برگزیده در مرحله آموزش و آزمایش در شکل (۳) بررسی شده است. ملاک تعیین مدل نهایی، عملکرد آن در مرحله آزمایش می‌باشد. همانطور که مشاهده می‌کنید مدل مارس شماره ۵ دارای بیشترین ضریب همبستگی ۰/۹۷۴ در مرحله آموزش





شکل ۴. ارزیابی عملکرد شاخص‌های خطا در ارزیابی مدل‌های مارس (مرحله آزمایش)

Fig. 4. Evaluation of the performance measures of the MARS model

و از این رو، پیاده‌سازی آن برای بهبود عملکرد روش‌های مدل‌سازی داده مبنا با خطاهای کمتری مواجه شده است. 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

در نظر گرفته و براساس توابع هدف مربوطه بهترین جواب‌ها را انتخاب و در نهایت به جواب دقیق مسأله منتهی می‌شوند. در این مطالعه به جهت یافتن پارامترهای بهینه تنظیمی در مدل مارس (تعداد، درجه و ضرایب توابع) از فرایند فرا ابتکاری استفاده گردیده است. در این مطالعه، از الگوریتم چرخه آب (WCA<sup>1</sup>) برای بهبود عملکرد مدل مارس استفاده شده است. این روش در مقایسه با الگوریتم‌های دیگر، پارامترهای تنظیم مؤلفه‌های کمتری داشته

1 Water cycle algorithm (WCA)

جدول ۵. مقادیر پارامترهای بهینه‌الگوریتم چرخه آب

Table 5. Water cycle algorithm tuning parameters

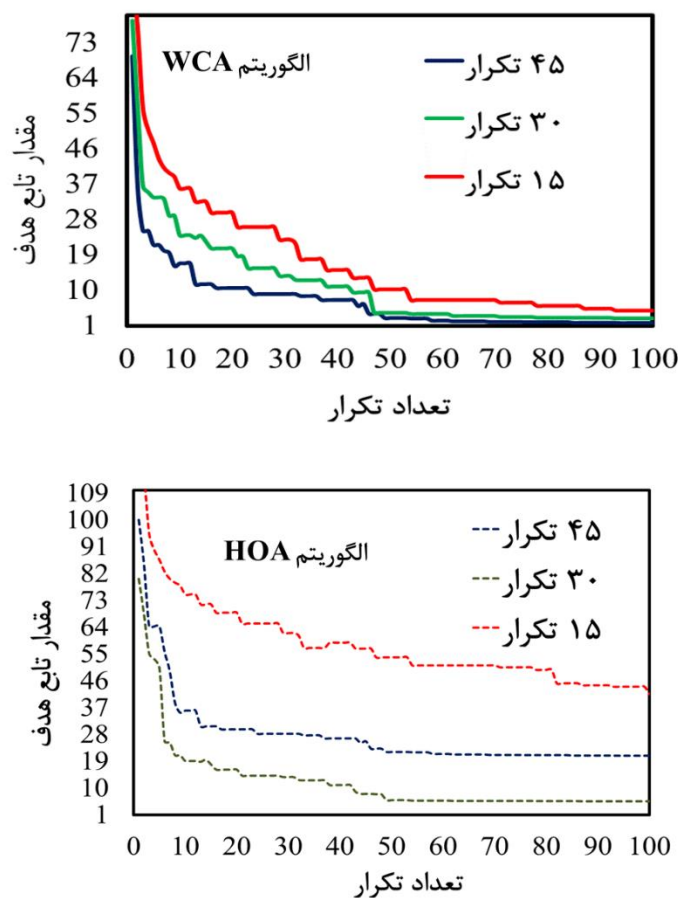
متغییر تصمیم‌گیری	۳
تعداد جواب تولید شده	۳۰
بیشترین مقدار تکرار MAX	۲
محدوده باند پایین LB	۱
محدوده باند بالا UB	۴
تعداد رود و دریا (Nsr)	۴

الگوریتم روند ثابت گرفته و این روند از تکرار ۴۶ بصورت خطی درآمده و مقادیر بهینه از جواب‌ها یافت شده است. به جهت مقایسه نیز کد توسعه داده شده مارس با الگوریتم گله اسب (HOA<sup>1</sup>) که در مطالعه اشرفیان و همکاران در سال ۲۰۲۲ منتشر شده است [۴۶] بررسی و با داده‌های این تحقیق مقایسه گردید. همانطور که در شکل (۵) نشان داده شده است همگرایی نتایج در مدل مارس بهینه شده با الگوریتم HOA با تولید خطای محاسباتی بیشتری حاصل شده و دقت ارزیابی نیز در تعداد تکرارهای مشخص با خطای بیشتری محاسبه گردیده است. در تکرار ۴۵ برخلاف مدل مارس ترکیبی ارائه شده در این مطالعه که خطای کمتری را حاصل نموده، مدل مارس بهینه شده با HOA در مرتبه دوم ارزیابی تکرار بوده و کمترین میزان خطای تولیدی در تکرار ۳۰ می‌باشد. در نهایت مدل توسعه داده شده MARS-WCA با مقادیر بهینه ۱۳ تابع و بیش‌ترین مقدار درجه تابع ۲ با استفاده از فرایند الگوریتمی و کمینه کردن خطای محاسباتی به عنوان تابع هدف حاصل گردید.

جدول (۶) توابع و معادلات متناظر هر کدام را مشخص کرد. این توابع و روابط ارائه شده مربوط، به منظور انتخاب بهترین مدل و رابطه نهایی بهینه از خروجی مورد نظر با توجه به رابطه مارس ارائه شده است. در این مطالعه  $x_1 = PA/B$   $x_2 = W/B$   $x_3 = fb$   $x_4 = pb$   $x_5 = x_4 = \rho C$  می‌باشد. رابطه مارس ارائه شده برای مقاومت فشاری ۲۸ روزه و مقاومت کششی ۲۸ روزه بتن حاوی بیوکامپوزیت کف مطابق زیر است:

تحقیق، سه متغیر تصمیم‌گیر مدل مارس شامل تعداد توابع، درجه توابع و پارامتر جریمه که با استفاده از روش کمترین مربعات خطا در مارس برآورد می‌شود، با پیاده‌سازی الگوریتم WCA و کمینه کردن خطاها بدست آمده است. چرخه آب در طبیعت با الگو برداری از تبخیر آب از اقیانوس، تشکیل ابر، تشکیل رودخانه و همچنین الگوبرداری از سرریز آب از گودال‌ها در طبیعت الگوریتم جدید ارائه شده است که قابلیت بالایی در فرار از بهینه محلی و همچنین سرعت زیادی در رسیدن به بهینه سراسری دارد. پیاده‌سازی الگوریتم ارائه شده بر روی توابع آزمون استاندارد و نتیجه بدست آمده از آن بیانگر کیفیت مطلوب الگوریتم در دستیابی به بهترین حالت در هر تابع آزمون می‌باشد. در این مطالعه تعداد تکرار (max iteration) ۱۰-۱۰۰۰ و تعداد جواب تولید شده (n population) ۱۰-۱۰۰ مورد بررسی قرار گرفته است. جدول (۳-۴) مقادیر پارامترهای بهینه الگوریتم WCA را برای بهبود عملکرد مدل مارس تشریح نموده است.

ارزیابی‌های انجام شده نشان داد که مدل مارس تلفیقی با الگوریتم چرخه آب با بهبود مقدار دقت دارای ضریب همبستگی ۰/۹۹۹ در مرحله آموزش و ۰/۹۹۷ در مرحله آزمایش می‌باشد. ترکیب الگوریتم با مدل مارس در مرحله آزمایش ۲/۶٪ همبستگی مقادیر را بهبود بخشیده است. پارامترهای مدنظر گرفته شده برای الگوریتم WCA به منظور بهینه‌سازی پارامترهای مدل مارس در جدول ۴-۸ نشان داده شده است که تعداد تکرار در هر بار برابر ۱۰۰۰ و تعداد جمعیت برابر ۵۰ در نظر گرفته شد. همچنین شکل (۵) همگرایی الگوریتم WCA ترکیب با مدل MARS در جهت رسیدن به مقادیر بهینه را ارزیابی می‌نماید. با توجه به روند همگرایی، در تکرار ۴۷



شکل ۵. ارزیابی همگرایی در تکرار با مقایسه الگوریتم WCA و HOA

Fig. 5. Convergence assessment for the population number of the WCA and HOA

### ۳-۳- تحلیل و تفسیر نتایج مدل‌ها

همانطور که در جدول (۸) نشان داده شده است، ضریب همبستگی در بخش آموزش برای مدل مارس و مارس بهینه شده با الگوریتم به ترتیب ۰/۹۷۴ و ۰/۹۹۳ می باشد. از طرف دیگر مقدار شاخص آماری RMSE برای مدل‌های پیشنهادی مارس و مارس بهینه شده در این مرحله به ترتیب ۰/۸۲ و ۰/۵۱ حاصل گردیده است. بدین ترتیب، شاخص‌های آماری نشان می‌دهند که مدل پیشنهادی MARS-WCA از عملکرد خوب و دقت بالایی در بخش آموزش نسبت به مارس برخوردار بوده است. همچنین با توجه به جدول ۷ نیز می‌توان مشاهده کرد مدل مارس بهینه شده با الگوریتم

$$f_c = 25.06 + 0.02214 \cdot BF_1 + 0.2465 \cdot BF_2 - 0.3759 \cdot BF_3 - 0.1928 \cdot BF_4 + 0.001792 \cdot BF_5 + 0.001095 \cdot BF_6 - 0.4663 \cdot BF_7 + 0.5726 \cdot BF_8 - 47.36 \cdot BF_9 + 2.539 \cdot BF_{10} + 48.5 \cdot BF_{11} - 0.004739 \cdot BF_{12} + 4.552 \cdot BF_{13} \quad (12)$$

$$f_r = 0.52254 + 0.0021197 \cdot BF_1 - 0.0012839 \cdot BF_2 + 0.011428 \cdot BF_3 + 3.1304 \cdot BF_4 + 2.7996 \cdot 10^{-6} \cdot BF_5 + 3.6572 \cdot 10^{-7} \cdot BF_6 + 0.011426 \cdot BF_7 - 0.23237 \cdot BF_8 - 1.5227 \cdot 10^{-5} \cdot BF_9 \quad (13)$$

جدول ۶. توابع محاسباتی توسعه داده شده MARS-WCA جهت پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن حاوی بیوکامپوزیت کف

Table 6. Computational functions of the MARS-WCA for the predicting of the hemp-based concrete

تابع	رابطه محاسباتی مقاومت فشاری	رابطه محاسباتی مقاومت کششی
BF1	$\max(0, x5 - 1047)$	$\max(0, x6 - 1082/4)$
BF2	$\max(0, x3 - 70/2)$	$\max(0, 1082/4 - x6)$
BF3	$\max(0, 89/2 - x3)$	$\max(0, x3 - 70/2)$
BF4	$\max(0, 45/1 - x3)$	$\max(0, 0/356 - x2)$
BF5	$\max(0, x4 - 1984)$	$BF2 * \max(0, x4 - 2500)$
BF6	$\max(0, 1984 - x4)$	$BF2 * \max(0, 2500 - x4)$
BF7	$\max(0, x3 - 31)$	$BF1 * \max(0, 0/176 - x1)$
BF8	$\max(0, 31 - x3)$	$\max(0, 98/3 - x5) * \max(0, 0/218 - x2)$
BF9	$\max(0, x1 - 0/47)$	$BF5 * \max(0, 0/5 - x1)$
BF10	$\max(0, 0/47 - x1)$	
BF11	$\max(0, x1 - 0/455)$	
BF12	$\max(0, 889 - x5)$	
BF13	$\max(0, 0/388 - x2)$	

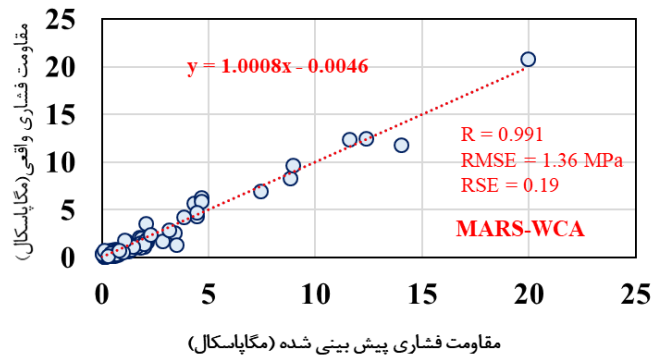
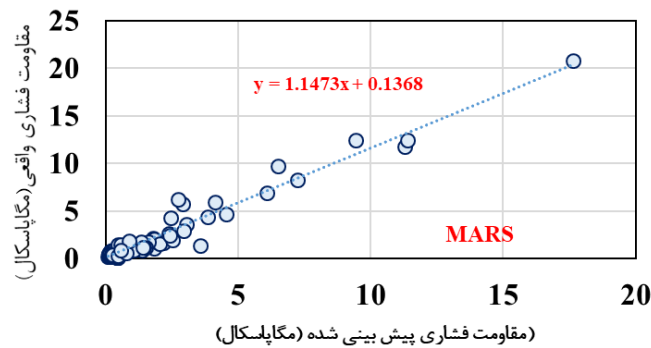
تمرکز هستند. در مجموع روش‌های مورد استفاده در این پژوهش، آموزش مناسبی جهت ارزیابی داشته‌اند و همچنین در مرحله آزمایش نیز که در (۷) نشان داده شده است، پیش‌بینی مقادیر مقاومت کششی مدل‌ها، با دقت خوبی همراه بوده است. بطوریکه خطای محاسباتی در پیش‌بینی این مقادیر عمدتاً کم و همبستگی مقادیر آزمایشگاهی واقعی و پیش‌بینی شده بیش از ۹۰ درصد بوده است. در شکل (۷) نیز مدل محاسباتی مقاومت کششی دقت قابل ملاحظه بیش از ۹۰ درصد داشته است و دامنه خطای محاسباتی زیر ۱۰ درصد محاسبه گردیده است. در مرحله آموزش مدل مقاومت کششی دارای ضریب همبستگی ۰/۹۱۷ در مرحله آموزش و ۰/۹۱۱ در مرحله آزمایش

چرخه خطای محاسباتی کمتری را منتشر و الگوریتم علاوه بر ایجاد ساختار هوشمند انتخاب پارامترها، دقت قابل توجهی نیز به مدل افزوده است. در این تحقیق، شکل (۶) مقادیر مقاومت فشاری مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده متناظر با آن توسط مدل پیشنهادی ماس و ماس بهینه شده با الگوریتم چرخه آب را برای مراحل آزمایش ارائه می‌دهد. بطوریکه در این مرحله، با ایجاد ساختار الگوریتمی که در مطالعه و افزایش سرعت و دقت همگرایی آموزش مدل بهتر شده و نتایج به خطای ایده آل نزدیک تر شده اند. در یک مقایسه‌ی کیفی، بیشتر مقادیرهای مقاومت فشاری بر روی خط نیمساز (خط ایده آل) تمرکز دارند و تنها تعداد محدودی از این نقاط خارج از منطقه

جدول ۷. ارزیابی عملکرد مدل های پیشنهادی

Table 7. Evaluation of the proposed models

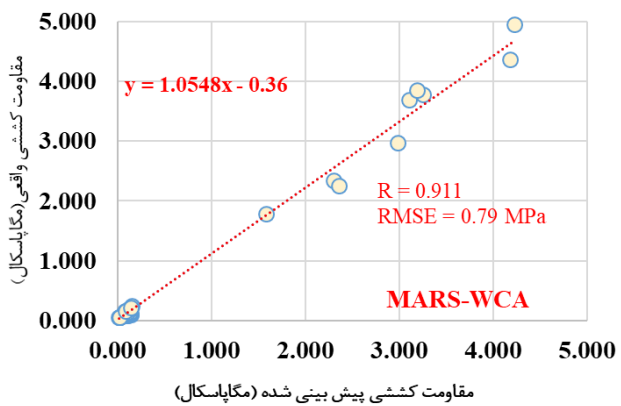
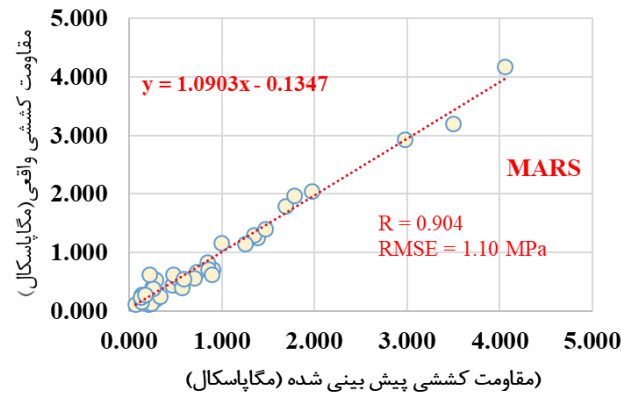
		R	NSE	RMSE	MAE
مقاومت فشاری	آموزش				
	MARS	۰/۹۷۴	۰/۹۳	۰/۸۲	۰/۴۹
	MARS-WCA	۰/۹۹۳	۰/۹۷	۰/۵۱	۰/۳۲
	آزمایش				
MARS	۰/۹۷۱	۰/۸۸	۲/۱۰	۱/۱۴	
MARS-WCA	۰/۹۹۱	۰/۹۵	۱/۳۶	۰/۷۵	
مقاومت کششی	آموزش				
	MARS	۰/۹۱۷	۰/۹۱۱	۱/۱۴	۰/۳۱
	MARS-WCA	۰/۹۲۸	۰/۹۵	۰/۹۵	۰/۱۸
	آزمایش				
MARS	۰/۹۰۴	۰/۸۹۵	۱/۱۰	۰/۳	
MARS-WCA	۰/۹۱۱	۰/۹۱	۰/۷۹	۰/۱۱	



شکل ۶. نمودار پراکندگی مدل های توسعه داده شده مقاومت فشاری در مرحله آزمایش

Fig. 6. Scatterplots of the compressive strength in testing subset





شکل ۷. نمودار پراکندگی مدل‌های توسعه داده شده مقاومت کششی در مرحله آزمایش

Fig. 7. Scatterplots of the tensile strength in testing subset

یک مدل آماری به صورت سازمان یافته (سیستماتیک) است که بتوان تاثیرات این تغییرها را در خروجی مدل پیش‌بینی کرد [۴۷]. علت اهمیت بحث تحلیل حساسیت در این است که در دنیای واقعی پارامترهای مدل (ضرایب تابع هدف، مقادیر سمت راست، تعداد متغیرها، تعداد محدودیتها) تغییر می‌کند و این تغییرات مربوط به شرایط محیطی است. در این پایان‌نامه، به منظور مشخص نمودن تاثیر هر یک از پارامترهای ورودی به مدل پیشنهادی برای تخمین مقاومت فشاری بتن فوم، آنالیز حساسیت بر روی مدل MARS-WCA انجام می‌شود. برای انجام آنالیز حساسیت، در هر نوبت یکی از پارامترهای ورودی شبکه را حذف کرده و مدلسازی مقاومت فشاری و کششی انجام می‌شود. پارامترهای آماری خطا نیز بعد از اجرای هر شبکه دوباره محاسبه می‌شوند.

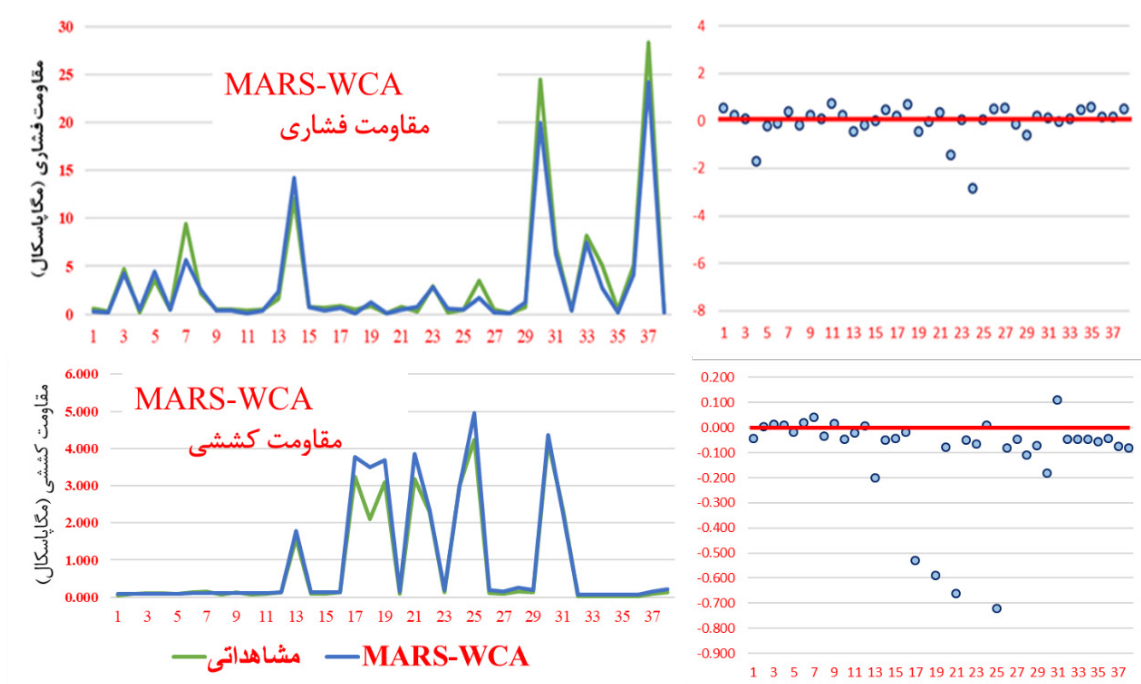
نتایج شکل (۹) نشان می‌دهد که پارامتر PA/B با داشتن ضریب میزان مشارکت ۳۲٪ در مدل موثرترین پارامتر بر روی مدل پیشنهادی مارس در تخمین خواص مقاومتی بیوکامپوزیتی کفنی می‌باشد. همچنین پارامتر  $f_b$

می‌باشد. مقدار میانگین خطای مطلق در مرحله آزمایش برای مدل مقاومت کششی بهینه شده با الگوریتم ۰/۱۱ مگاپاسکال بوده که در قیاس با مدل مارس کلاسیک ۰/۱۹ مگا پاسکال خطا را کاهش داده است.

بر اساس نمودار بازه زمانی مرحله آزمایش که در شکل (۸) نشان داده شده است، پیش‌بینی‌های کمیته و بیشینه‌های محلی مورد ارزیابی بهتر قرار می‌گیرد. روش مارس کلاسیک، دارای عملکرد نسبتاً ضعیف‌تر در مقایسه با روش فرا ابتکاری شده بوده است. بطوریکه در این مرحله مدل MARS-WCA خطای نسبی کمتر در محاسبات داشته و کمیته و بیشینه‌های محلی را با دقت قابل توجهی پیش‌بینی کرده است.

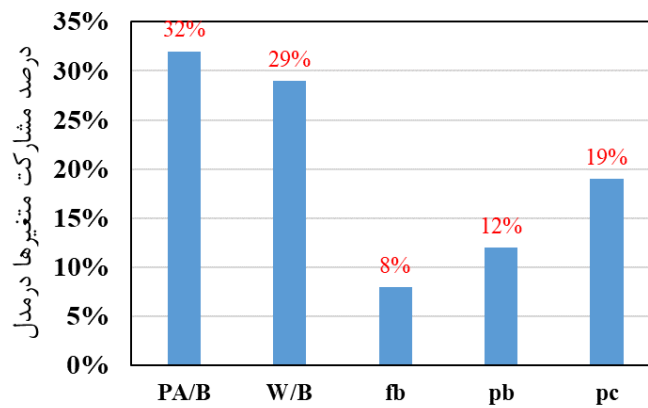
### ۳-۴- تحلیل حساسیت

به مطالعه تاثیرپذیری متغیرهای خروجی از متغیرهای ورودی یک مدل آماری گفته می‌شود. به عبارت دیگر روشی برای ایجاد تغییر در ورودی‌های



شکل ۸. توزیع خطای مدل‌های توسعه داده شده مقاومت فشاری و کششی در مرحله آزمایش

Fig. 8. Error measurement of the proposed  $f_c'$  and  $f_t'$  models



شکل ۹. نمودار میله ای تاثیر حذف متغیرهای مستقل را بر خروجی مدل MARS-WCA

Fig. 9. Bar plot of the effect of removing independent variables on the output of the MARS-WCA

جدول ۸. داده‌های ورودی برای ارزیابی دقت پیش‌بینی مدل‌ها

Table 8. Input data to evaluate the prediction accuracy of models

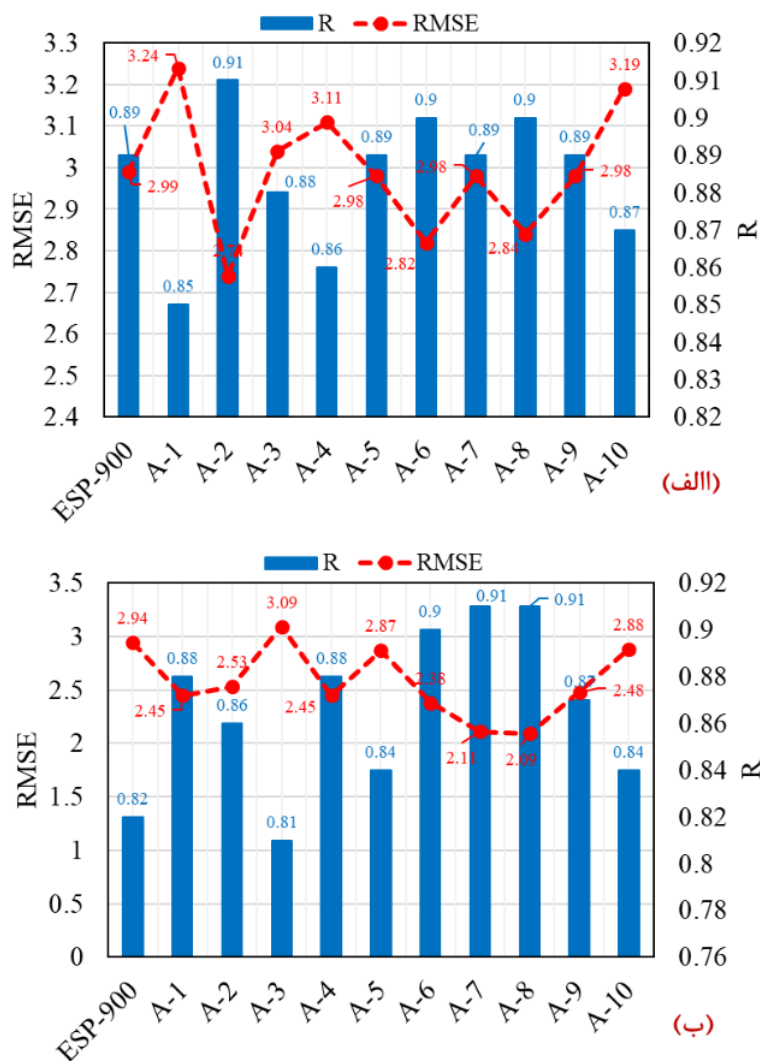
شناسه نمونه	PA/B	W/B	fb'	$\rho_b$	$\rho_c$
ESP-900	۰/۱۱۴	۰/۵۵	۲۰	۱۵۵۴	۸۶۷
A-1	۰/۴	۰/۹۶	۳۱	۲۹۷۰	۴۹۶/۸۸
A-2	۰/۴	۰/۹۶	۳۱	۲۹۷۰	۴۷۶/۹۳
A-3	۰/۴	۰/۹۶	۳۱	۲۹۷۰	۴۷۱/۴۴
A-4	۰/۴	۰/۹۶	۳۱	۲۹۷۰	۴۶۵/۹۵
A-5	۰/۴	۰/۹۶	۳۱	۲۹۷۰	۴۸۶/۴۴
A-6	۰/۴	۰/۹۶	۳۱	۲۹۷۰	۴۶۵/۲
A-7	۰/۴	۰/۹۶	۳۱	۲۹۷۰	۴۵۳/۷۲
A-8	۰/۴	۰/۹۶	۳۱	۲۹۷۰	۴۷۲/۴۸
A-9	۰/۴	۰/۹۶	۳۱	۲۹۷۰	۴۵۲/۷۱
A-10	۰/۴	۰/۹۶	۳۱	۲۹۷۰	۵۱۴/۶۲

ارزیابی از مطالعه نیچنا و همکاران [۴۸] جمع‌آوری و در جدول (۸) ارائه شده است. لازم به ذکر است مقاله آزمایشگاهی گزینش شده و داده‌های مستخرج شده از آن با توجه به محدوده مطالعاتی پایگاه داده این تحقیق که در جدول (۴) ارائه شده است می‌باشد. جهت اعتبار سنجی با داده‌های اشاره شده، روابط توسعه یافته از روش پیشنهادی مارس بهینه شده با الگوریتم چرخه آب (روابط محاسباتی شماره ۱۲ و ۱۳) بصورت جداگانه کدنویسی مجدد شده و با داده‌های این بخش بررسی گردید. نتایج این ارزیابی در شکل (۱۰) به وضوح نشان می‌دهد برای هر یازده نمونه مقایسه مقادیر واقعی و محاسباتی با یکدیگر سازگار بوده و دقت پیش‌بینی‌ها با خطای قابل قبولی در محدوده مشاهده شده است. مدل مارس بهینه شده با الگوریتم چرخه آب بصورت میانگین با RMSE و R ۲/۹۹۱ و ۰/۸۸۴ برای مقاومت فشاری و ۲/۵۷۰ و ۰/۸۶۵ برای مقاومت کششی نسبت به مارس در وضعیت بهتری مورد اعتبار سنجی با داده‌های واقعی قرار گرفت. نتایج هر ۱۱ داده تحقیقاتی این بخش نیز با محاسبه ضریب همبستگی و ریشه میانگین مربعات خطا در این بخش گزارش گردیده است. با توجه به نتایج بدست آمده در اعتبارسنجی مدل‌های پیشنهادی و دقت مقادیر پیش‌بینی شده مدل‌های توسعه یافته، صحت ارزیابی آنها مورد تایید بوده است.

کمترین تاثیر را بر خواص مقاومتی فشاری و کششی داشته است. کف به دلیل توانایی مخلوط در جذب آسان یا آزادسازی بخار آب از هوا، نفوذپذیری بخار بالایی را فراهم می‌کند. در سازه‌های قاب، مخلوط کفی را می‌توان به عنوان مواد پرکننده در دیوارهای پرکننده استفاده کرد. افزایش چگالی مخلوط امکان تولید مواد کفی عایق سقف یا کف را فراهم می‌کند. نسبت کف به مواد پرکننده نشان دهنده ظرفیت مخلوط ساخته شده در استفاده از آن جهت فرایند ساختمانی می‌باشد. داشتن ویژگی مقاومتی در این مخلوط یوکاپوزیت به همراه ویژگی‌های دیگری همچون کنترل موثری کربن دی‌اکسید از جو و حذف آن‌ها مسکنی پایدار برای میلیون‌ها نفر در سراسر جهان را ممکن می‌سازد. متغیر W/B با میزان مشارکت ۲۹٪ در مرتبه دوم اثرگذاری قرار داشت. این تحلیل نشان می‌دهد مدل توسعه داده شده متناظر با شرایط فیزیکی تکنولوژیک بتن بوده است

۳-۵- اعتبار سنجی مدل‌های پیشنهادی

برای صحت‌سنجی مدل‌ها و کنترل شرایط اعتمادپذیری آنها در این مطالعه از ۱۱ طرح اختلاط استفاده نشده در فرایند آموزش مدل که شرح مقادیر آن در جدول (۸) گزارش شده، استفاده گردید. داده‌های ورودی این



شکل ۱۰. نتایج شاخص‌های خطا در ارزیابی داده‌های اعتبارسنجی؛ (الف): مقاومت فشاری، (ب): مقاومت کششی

Fig. 10. The results of error indicators in the evaluation of validation data; (a): Compressive strength, (b): Tensile strength

#### ۴- نتیجه گیری

در این مطالعه جهت مدل‌سازی خواص مقاومتی بیوکامپوزیت کنفی از رویکرد مدل‌سازی داده مبنا از ترکیب روش اسپلاین رگرسیونی چندمتغیره تطبیقی و الگوریتم فرا ابتکاری چرخه آب (MARS-WCA) استفاده گردیده است. همچنین متغیرهای مدل‌سازی نیز از روش مالو گزینش شده است. با توجه به مطالعات انجام شده، نتایج زیر از این پژوهش مستخرج گردیده است.

- در مرحله آموزش، با ایجاد ساختار الگوریتمی که در مطالعه و افزایش سرعت و دقت همگرایی آموزش مدل بهتر شده و نتایج به خطا ایده آل نزدیک تر شده اند. در یک مقایسه‌ی کیفی، بیشتر مقادیرهای مقاومت فشاری بر روی خط نیمساز (خط ایده آل) تمرکز دارند و تنها تعداد محدودی از این نقاط خارج از منطقه تمرکز هستند
- ضریب همبستگی در بخش آموزش برای مدل مارس و مارس بهینه شده با الگوریتم به ترتیب ۰/۹۷۴ و ۰/۹۹۳ می باشد. از طرف دیگر

Development of a new bio-composite for building insulation and structural purpose using corn stalk and magnesium phosphate cement, *Energy and Buildings*, 173 (2018) 719-733.

- [7] J. Zorica, M. Sinka, G. Sahmenko, L. Vitola, A. Korjakins, D. Bajare, Hemp Biocomposite Boards Using Improved Magnesium Oxychloride Cement, in: *Energies*, 2022.
- [8] C. Narattha, S. Wattanasiriwech, D. Wattanasiriwech, Effect of magnesium sulfate on properties of low calcium fly ash based-geopolymer- treated hemp shiv bio-concrete, *Construction and Building Materials*, 392 (2023) 131714.
- [9] A. Ashrafian, M.J.T. Amiri, F. Haghighi, Modeling the Slump Flow of Self-Compacting Concrete Incorporating Metakaolin Using Soft Computing Techniques, in, 2019.
- [10] M.J. Taheri Amiri, A. Ashrafian, F.R. Haghighi, M. Javaheri Barforooshi, Prediction of the Compressive Strength of Self-compacting Concrete containing Rice Husk Ash using Data Driven Models, *mdrsjms*, 19(1) (2019) 209-221.
- [11] A. Saberi, H. Ahmadi, D.S. Shayegan, A. Amirkardoust, A study on the impact of water storage and regulation projects on sustainable development goals using mouth brooding fish (MBF) algorithm, *Sustainable Water Resources Management*, 9(6) (2023) 196.
- [12] D. Sedaghat Shayegan, A. Lork, S.A.H. Hashemi, Mouth brooding fish algorithm for cost optimization of reinforced concrete one way ribbed slabs, *IUST*, 9(3) (2019) 411-422.
- [13] D. Sedaghat Shayegan, A. Lork, S.A.H. Hashemi, A New Hybrid Algorithm for Cost Optimization of Waffle Slab, *Slovak Journal of Civil Engineering*, 28(3) (2020) 40-46.
- [14] D. Sedaghat Shayegan, A. Lork, S.A.H. Hashemi, Optimum cost design of reinforced concrete slabs using a metaheuristic algorithm., *International Journal of Optimization in Civil Engineering*, 12(4) (2022) 545-555.

مقدار شاخص آماری RMSE برای مدل‌های پیشنهادی مارس و مارس بهینه شده در این مرحله به ترتیب ۰/۸۲ و ۰/۵۱ حاصل گردیده است. بدین ترتیب، شاخص‌های آماری نشان می‌دهند که مدل پیشنهادی MARS-WCA از عملکرد خوب و دقت بالایی در بخش آموزش نسبت به مارس برخوردار بوده است.

• در پیش‌بینی مدل مقاومت کششی نیز دقت پیش‌بینی‌ها بیش از ۹۰ درصد بوده و رابطه محاسباتی ارائه شده خطای محاسباتی زیر ۱۰ درصد را گزارش نموده است. با توجه به برابری مدل‌های محاسباتی نیز تحلیل حساسیت جهت بررسی متغیرهای اثر گزار با استفاده از مدل مارس بهینه شده با الگوریتم فرا ابتکاری انجام شد. نتایج نشان داد پارامتر نسبت دانه‌های کنف به مواد پایه سیمانی با داشتن ضریب میزان مشارکت ۳۲٪ در مدل موثرترین پارامتر بر روی مدل پیشنهادی مارس فرا ابتکاری در تخمین خواص مقاومتی بیوکامپوزیتی کنفی می‌باشد.

## منابع

- [1] M. Gioffré, A. Vincenzini, N. Cavalagli, V. Gusella, M.A. Caponero, A. Terenzi, C. Pepi, A novel hemp-fiber bio-composite material for strengthening of arched structures: Experimental investigation, *Construction and Building Materials*, 308 (2021) 124969.
- [2] S. Benfratello, C. Capitano, G. Peri, G. Rizzo, G. Scaccianoce, G. Sorrentino, Thermal and structural properties of a hemp-lime biocomposite, *Construction and Building Materials*, 48 (2013) 745-754.
- [3] S. Barbhuiya, B. Bhusan Das, A comprehensive review on the use of hemp in concrete, *Construction and Building Materials*, 341 (2022) 127857.
- [4] Y. Florentin, D. Pearlmutter, B. Givoni, E. Gal, A life-cycle energy and carbon analysis of hemp-lime bio-composite building materials, *Energy and Buildings*, 156 (2017) 293-305.
- [5] N. Stevulova, J. Cigasova, I. Schwarzova, A. Sicakova, J. Junak, Sustainable Bio-Aggregate-Based Composites Containing Hemp Hurds and Alternative Binder, in: *Buildings*, 2018.
- [6] M.R. Ahmad, B. Chen, S. Yousefi Oderji, M. Mohsan,



- [24] S. Khan, M. Ali Khan, A. Zafar, M.F. Javed, F. Aslam, M.A. Musarat, N.I. Vatin, Predicting the Ultimate Axial Capacity of Uniaxially Loaded CFST Columns Using Multiphysics Artificial Intelligence, *Materials (Basel)*, 15(1) (2021).
- [25] L. Sun, M. Koopialipoor, D.J. Armaghani, R. Tarinejad, M.M. Tahir, Applying a meta-heuristic algorithm to predict and optimize compressive strength of concrete samples, *Eng. with Comput.*, 37(2) (2021) 1133–1145.
- [26] Ł. Sadowski, M. Piechówka-Mielnik, T. Widziszowski, A. Gardynik, S. Mackiewicz, 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 (2019) 727-740.
- [27] P. Asteris, A. Ashrafian, M. Rezaie-Balf, Prediction of the Compressive Strength of Self-Compacting Concrete using Surrogate Models, *Computers and Concrete*, 24 (2019) 137-150.
- [28] M.A. DeRousseau, E. Laftchiev, J.R. Kasprzyk, B. Rajagopalan, W.V. Srubar, A comparison of machine learning methods for predicting the compressive strength of field-placed concrete, *Construction and Building Materials*, 228 (2019) 116661.
- [29] E.M. Golafshani, A. Behnood, M. Arashpour, Predicting the compressive strength of normal and High-Performance Concretes using ANN and ANFIS hybridized with Grey Wolf Optimizer, *Construction and Building Materials*, 232 (2020) 117266.
- [30] Z.H. Duan, S.C. Kou, C.S. Poon, Prediction of compressive strength of recycled aggregate concrete using artificial neural networks, *Construction and Building Materials*, 40 (2013) 1200-1206.
- [31] M. Shahnewaz, M.S. Alam, Genetic algorithm for predicting shear strength of steel fiber reinforced concrete beam with parameter identification and sensitivity analysis, *Journal of Building Engineering*, 29 (2020) 101205.
- [15] J. Duan, P.G. Asteris, H. Nguyen, X.-N. Bui, H. Moayedi, A novel artificial intelligence technique to predict compressive strength of recycled aggregate concrete using ICA-XGBoost model, *Eng. with Comput.*, 37(4) (2021) 3329–3346.
- [16] K. Nasrollahzadeh, M.M. Basiri, Prediction of shear strength of FRP reinforced concrete beams using fuzzy inference system, *Expert Syst. Appl.*, 41 (2014) 1006-1020.
- [17] A.-D. Pham, N.-D. Hoang, Q.-T. Nguyen, Predicting Compressive Strength of High-Performance Concrete Using Metaheuristic-Optimized Least Squares Support Vector Regression, *Journal of Computing in Civil Engineering*, 30(3) (2016) 06015002.
- [18] M. Açikgenç, M. Ulaş, K.E. Alyamaç, Using an Artificial Neural Network to Predict Mix Compositions of Steel Fiber-Reinforced Concrete, *Arabian Journal for Science and Engineering*, 40(2) (2015) 407-419.
- [19] B. Kiani, A.H. Gandomi, S. Sajedi, R.Y. Liang, New Formulation of Compressive Strength of Preformed-Foam Cellular Concrete: An Evolutionary Approach, *Journal of Materials in Civil Engineering*, 28(10) (2016) 04016092.
- [20] T. Kalman Šipoš, I. Miličević, R. Siddique, Model for mix design of brick aggregate concrete based on neural network modelling, *Construction and Building Materials*, 148 (2017) 757-769.
- [21] I. Kara, Empirical modeling of shear strength of steel fiber reinforced concrete beams by gene expression programming, *Neural Computing and Applications*, 23 (2012).
- [22] A. Behnood, V. Behnood, M. Modiri Gharehveran, K.E. Alyamac, Prediction of the compressive strength of normal and high-performance concretes using M5P model tree algorithm, *Construction and Building Materials*, 142 (2017) 199-207.
- [23] Z.M. Yaseen, M.T. Tran, S. Kim, T. Bakhshpoori, R.C. Deo, Shear strength prediction of steel fiber reinforced concrete beam using hybrid intelligence models: a new approach, *Engineering Structures*, 177 (2018) 244-255.

- optimization problems, *Computers & Structures*, 110-111 (2012) 151-166.
- [41] L. Arnaud, E. Gourlay, Experimental study of parameters influencing mechanical properties of hemp concretes, *Construction and Building Materials*, 28(1) (2012) 50-56.
- [42] R. del Valle-Zermeño, J.E. Aubert, A. Laborel-Préneron, J. Formosa, J.M. Chimenos, Preliminary study of the mechanical and hygrothermal properties of hemp-magnesium phosphate cements, *Construction and Building Materials*, 105 (2016) 62-68.
- [43] M.R. Ahmad, B. Chen, M.A. Haque, S.F. Ali Shah, Development of a sustainable and innovant hygrothermal bio-composite featuring the enhanced mechanical properties, *Journal of Cleaner Production*, 229 (2019) 128-143.
- [44] M.R. Ahmad, B. Chen, Influence of type of binder and size of plant aggregate on the hygrothermal properties of bio-concrete, *Construction and Building Materials*, 251 (2020) 118981.
- [45] M.R. Ahmad, B. Chen, M.A. Haque, S.F.A. Shah, Utilization of industrial and hazardous waste materials to formulate energy-efficient hygrothermal bio-composites, *Journal of Cleaner Production*, 250 (2020) 119469.
- [46] A. Ashrafian, A.A. Shahmansouri, H. Akbarzadeh Bengar, A. Behnood, Post-fire behavior evaluation of concrete mixtures containing natural zeolite using a novel metaheuristic-based machine learning method, *Archives of Civil and Mechanical Engineering*, 22 (2022) 101.
- [47] W. Zhang, A.T.C. Goh, Multivariate adaptive regression splines and neural network models for prediction of pile drivability, *Geoscience Frontiers*, 7(1) (2016) 45-52.
- [48] C. Niyigena, S. Amziane, A. Chateaufneuf, L. Arnaud, L. Bessette, F. Collet, C. Lanos, G. Escadeillas, M. Lawrence, C. Magniont, S. Marceau, S. Pavia, U. Peter, V. Picandet, M. Sonebi, P. Walker, Variability of the mechanical properties of hemp concrete, *Materials Today Communications*, 7 (2016) 122-133.
- [32] A.A. Shahmansouri, M. Yazdani, S. Ghanbari, H. Akbarzadeh Bengar, A. Jafari, H. Farrokh Ghatte, 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 (2021) 123697.
- [33] U.K. Sevim, H.H. Bilgic, O.F. Cansiz, M. Ozturk, C.D. Atis, Compressive strength prediction models for cementitious composites with fly ash using machine learning techniques, *Construction and Building Materials*, 271 (2021) 121584.
- [34] J. Rahman, K.S. Ahmed, N.I. Khan, K. Islam, S. Mangalathu, Data-driven shear strength prediction of steel fiber reinforced concrete beams using machine learning approach, *Engineering Structures*, 233 (2021) 111743.
- [35] H. Sabetifar, M. Nematzadeh, An evolutionary approach for formulation of ultimate shear strength of steel fiber-reinforced concrete beams using gene expression programming, *Structures*, 34 (2021) 4965-4976.
- [36] A. Ashrafian, E. Panahi, S. Salehi, M.J. Taheri Amiri, On the implementation of the interpretable data-intelligence model for designing service life of structural concrete in a marine environment, *Ocean Engineering*, 256 (2022) 111523.
- [37] A. Ashrafian, E. Panahi, S. Salehi, M. Karoglou, P.G. Asteris, Mapping the strength of agro-ecological lightweight concrete containing oil palm by-product using artificial intelligence techniques, *Structures*, 48 (2023) 1209-1229.
- [38] J.H. Friedman, Multivariate Adaptive Regression Splines, *The Annals of Statistics*, 19(1) (1991) 1-67.
- [39] M. Nasir, A. Sadollah, Y.H. Choi, J.H. Kim, A comprehensive review on water cycle algorithm and its applications, *Neural Computing and Applications*, 32(23) (2020) 17433-17488.
- [40] H. Eskandar, A. Sadollah, A. Bahreininejad, M. Hamdi, Water cycle algorithm – A novel metaheuristic optimization method for solving constrained engineering

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

*D. Sedaghat Shayegan , E. Fazlikhani, A. A. Amirkardoust, Development of innovative intelligent model to estimate the strength properties of hemp bio composite mixture using the combination of water cycle algorithm and MARS method, Amirkabir J. Civil Eng., 56(12) (2025) 1557-1582.*

DOI: [10.22060/ceej.2024.22940.8080](https://doi.org/10.22060/ceej.2024.22940.8080)

