

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

داوود صداقت شایگان^{۱*}، الهه فضلی خانی^۲، علی اصغر امیر کار دوست^۳

۱- استادیار، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد رودهن، رودهن، ایران

۲- دانشجوی دکتری مهندسی و مدیریت ساخت، دانشگاه آزاد اسلامی واحد رودهن، رودهن، ایران

۳- استادیار، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد رودهن، رودهن، ایران

چکیده

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 اثرگذار 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 برای 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 پیش‌بینی‌کننده معرفی گردند و همبستگی میان مقادیر پیش‌بینی‌شده و مقادیر آزمایشگاهی نمی‌تواند تصادفی باشد.

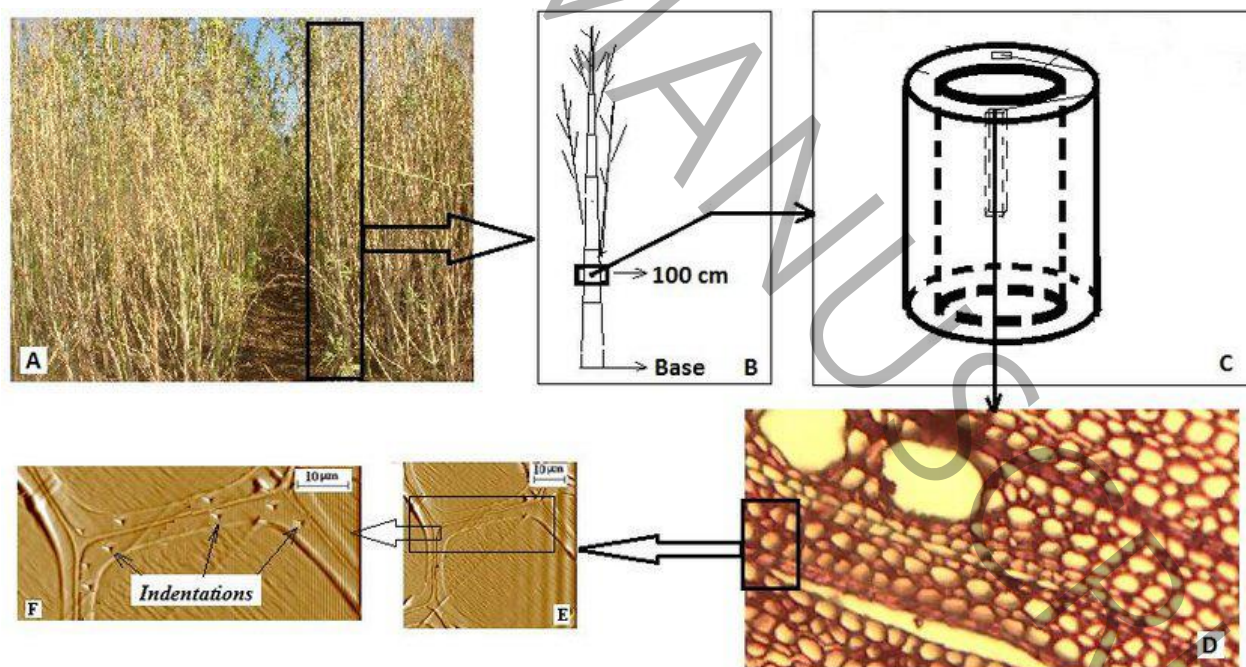
کلمات کلیدی: بیوکامپوزیت کنف، الیاف طبیعی، هوش مصنوعی، روش مارس، الگوریتم چرخه آب

*نویسنده مسئول: داوود صداقت شایگان

پست الکترونیکی: dshayegan@hotmail.com

۱- مقدمه

بتن معمولی یک ماده مرکب با محدوده کرنش کششی پایین است. رفتار ترد بتن و ضعف درکشش، 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 کف می‌باشد. الیاف کف یکی از مقرون به صرفه‌ترین الیاف طبیعی است و بعد از پنبه در میزان تولید و تنوع رتبه دوم را دارا می‌باشد [۱]. الیاف کف در رشته‌های بیرونی ساقه و پوست کف قابل بهره برداری می‌باشد. از این الیاف در تهیه و تولید بیوکامپوزیت‌ها نیز می‌توان استفاده نمود. بیوکامپوزیت مواد کامپوزیتی است که توسط یک ماتریکس (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 فیبر کربن 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 مقاومتی مخلوط بیوکامپوزیت کفنی به عنوان بتنی سازگار با محیط زیست مورد بررسی قرار خواهد گرفت [۷]. بیوکامپوزیت کفنی ترکیبی از الیاف کفنی 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 کف 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 کف دی‌اکسید کربن را از جو جذب می‌کند، کربن را نگه می‌دارد و اکسیژن آزاد می‌کند. بتن کف 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 کف را نشان داده است.



شکل (۱): ساختار بیوکامپوزیت کف [۷]

Figure 1: Hemp bio composite structure [7]

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 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 ژئوپلیمری 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 است. اشرفیان و همکاران (۱۳۹۸) در تحقیقی قابلیت ابزار هوش مصنوعی در مدل‌های داده مبنای با استفاده از دو روش مدل درخت و مارس جهت تخمین جریان اسلامپ در بتن خودمترکم 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 مطالعه ای در ارتباط با تخمین مقاومت فشاری بتن خودتراکم با استفاده از داده های حاوی خاکستربادی از روش‌های داده مبنای غیر خطی استفاده نمودند. در این مطالعه از روش اسپلاین رگرسیون چند متغیره تطبیقی استفاده شد. نتایج این تحقیق با استفاده از شاخص های خطا ارزیابی و روابط محاسبه پیش‌بینی ارائه داده شد [۱۰]. از دیگر کاربردهای هوش مصنوعی در بخش پیش بینی می توان به بررسی تاثیر پروژه های ذخیره سازی و تنظیم آب در مورد اهداف توسعه پایدار با استفاده از الگوریتم ماهی دهان پر [۱۱] و در بخش طراحی می توان به بهینه سازی دالهای بتنی به کمک الگوریتم‌های فرا ابتکاری اشاره نمود [۱۲-۱۴]. در سالیان اخیر نیز در مطالعات بین المللی 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.

جدول (۱): مطالعات بررسی شده در این تحقیق

Table 1. Studied literature review

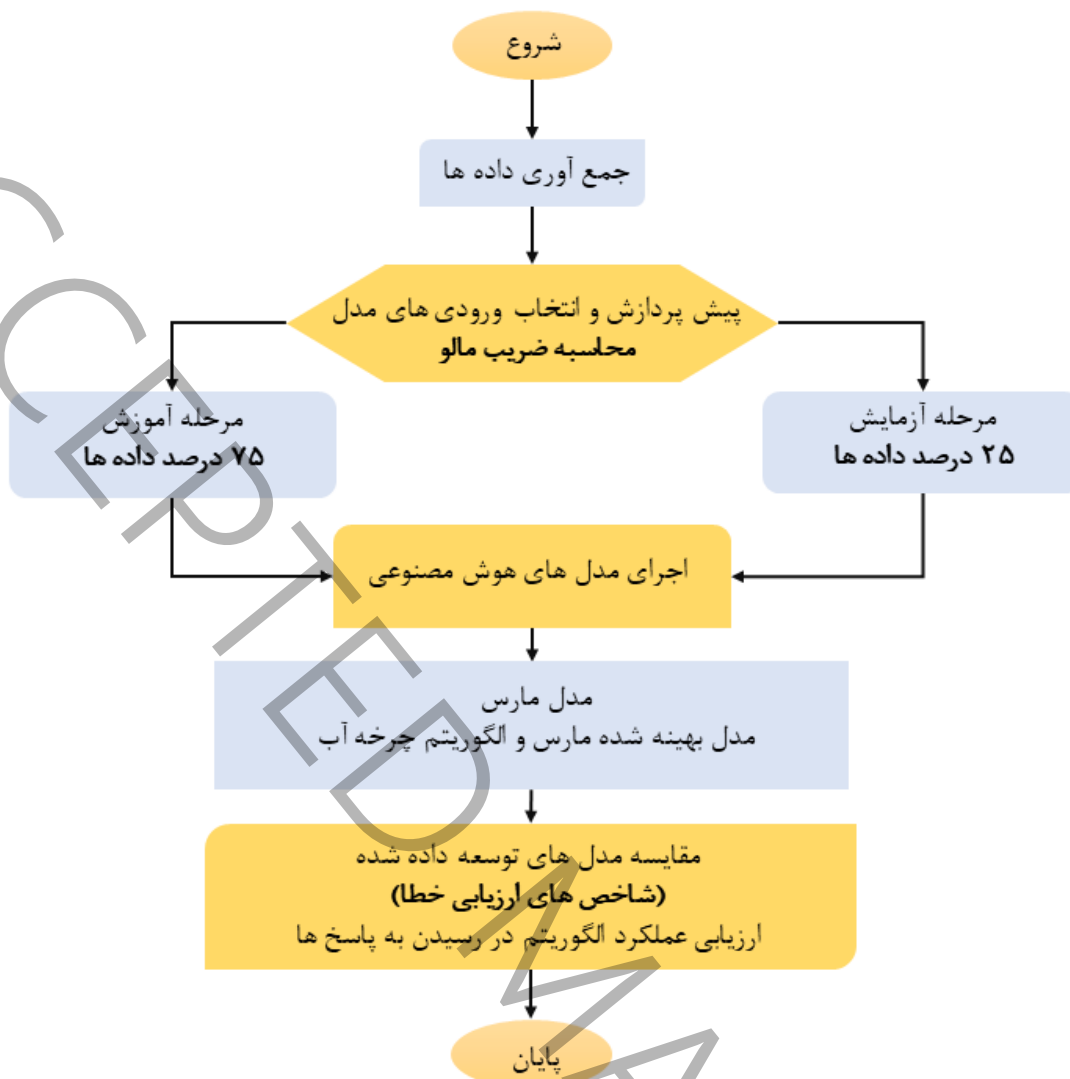
سال انتشار	محقق	روش‌های مورد استفاده	خروجی مدل	نوع مدل توسعه داده شده هوشمند
[۱۵]	دووان و همکاران	شبکه عصبی مصنوعی	مقاومت فشاری بتن بازیافتی	شبیه سازی
[۱۶]	نصراله زاده و بصیری	انفیس	جهت ارزیابی برشی تیرهای مسلح	مبتنی بر فرمول
[۱۷]	فام و همکاران	ماشین‌های بردار پشتیبان	مقاومت فشاری بتن توانمند	
[۱۸]	آسیکجنس و همکاران	شبکه عصبی مصنوعی	مقاومت برشی تیرهای بتنی تقویت شده	
[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

x	مقاومت المان سازه ای	ماشین بردارپشتیبان بهینه شده	یاسین و همکاران	[۲۳]
x	مقاومت برشی مقاطع مسلح بدون خاموت	شبکه عصبی مصنوعی	خانداکار و همکاران	[۲۴]
x	مقاومت فشاری بتن سازگار با محیط زیست حاوی کوارتز معدنی	شبکه عصبی مصنوعی	سادووسکی و همکاران	[۲۶]
x	مقاومت فشاری بتن حاوی دوده سیلیس و خاکستر بادی	شبکه عصبی بهینه با الگوریتم	سان و همکاران	[۲۵]
x	مقاومت فشاری بتن حاوی متاکائولن	مارس و مدل درخت	آستریس و همکاران	[۲۷]
x	مقاومت فشاری بتن درجا	روش‌های کرنلی و درخت تصمیم	ده روسا و همکاران	[۲۸]
x	مقاومت فشاری بتن بازیافتی	شبکه عصبی بهینه با الگوریتم	گل افشانی و همکاران	[۲۹]
x	مقاومت فشاری بتن ژئوپلیمر	شبکه عصبی مصنوعی، انفیس	دوان و همکاران	[۳۰]
x	انتخاب پارامترهای مدل پیشین مقاومت برشی تیرهای بتن مسلح	الگوریتم ژنتیک	شهنواز و شهریاعالم	[۳۱]
x	مقاومت فشاری بتن ژئوپلیمر حاوی سیلیس و زئولیت	شبکه عصبی مصنوعی	شاهمنصوری و همکاران	[۳۲]
x	خواص سخت شده بتن حاوی خاکستر بادی	شبکه عصبی مصنوعی، انفیس	سویم و همکاران	[۳۳]
x	مقاومت برشی تیر بتنی	شبکه عصبی، ماشین بردارپشتیبان	جسیکارحمان و همکاران	[۳۴]
x	تخمین مقاومت برشی بتن مسلح	شبکه عصبی مصنوعی	ثابتی فر و نعمت زاده	[۳۵]
x	ارزیابی طول عمر بتن سازه ای در مجاورت با ساحل	مارس، برنامه نویسی بیان ژن و مدل درختی	اشرفیان و همکاران	[۳۶]
x	ارائه مدل محاسباتی بتن سازگار با محیط زیست حاوی پوزولان پسماند صنعت	مارس، برنامه نویسی بیان ژن و مدل درختی	اشرفیان و همکاران	[۳۷]

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 سبک تر 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 آیین نامه‌ها 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 شبیه سازی، لزوم تعیین شرایط مرزی و شرایط اولیه، لزوم شبیه بودن فرضیات فیزیکی و ریاضی مدل به سیستم واقعی و هزینه محاسباتی بالا برای شبیه سازی 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 داده مینا و مبتنی بر آموزش‌های رگرسیونی پیاده سازی شده تا مقادیر خواص مقاومتی این دسته از بیوکامپوزیت شبیه سازی گردد. استفاده از روش‌های هوش مصنوعی بهینه شده 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 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 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 آلاینده‌گی زیست محیطی از دیگر مزایای استفاده از روش‌های هوش مصنوعی بوده است [۱۰].

با توجه به بررسی‌های مطالعات پیشین، عمده تحقیقات رابطه ای نتایج صرفاً شبیه سازی 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 بیش‌برازش شده است. برای این منظور، با پیاده سازی 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 کمینه سازی خطا بهینه یابی 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 ویژه ای 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 بهینه سازی 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 مدل‌سازی نمایش داده است.



شکل (۲): فلوچارت مراحل اجرایی مدل سازی در این تحقیق

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

۳- روش شناسی تحقیق

۳-۱- اسپلاین رگرسیونی چندمتغیره تطبیقی (مارس)

اسپلاین رگرسیونی چندمتغیره تطبیقی یا مارس، روش رگرسیونی غیر خطی و ناپارامتریک می باشد که اولین بار به وسیله فریدمن معرفی شده است. مارس، پاسخ های غیرخطی را میان ورودی ها و خروجی یک سیستم توسط مجموعه ای از قطعه های خطی تکه ای (کثیرالجمله های چند قطعه ای^۱) با گرادین های مختلف مدل سازی خواهد شد. بطوریکه فرضی ثابت در رابطه با تابعی اساسی میان متغیرهای ورودی و خروجی ضروری نیست. نقاط انتهایی این قطعه ها، گره نامیده شده اند. گره، انتهای یک ناحیه از داده ها و ابتدای ناحیه ای دیگر از داده ها را نشان خواهد داد. منحنی های قطعه ای منتج (شناخته شده به عنوان توابع پایه)، انعطاف پذیری بیشتری را به مدل خواهند داد و نیز انحناها، آستانه ها و دیگر انحراف های بدست آمده از توابع خطی را در نظر می گیرند [۳۹]. روش مارس، توابع پایه را با جست و جو به روش مرحله ای میسازد. الگوریتم رگرسیون انطباقی^۲، جهت انتخاب موقعیت های گره به کار خواهند رفت. مدل های مارس، به روش دو مرحله ای تشکیل می شوند.

¹ Splines

² Adaptive regression algorithm

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

۲-۳- الگوریتم چرخه آب

الگوریتم‌های تکاملی با الگو برداری از طبیعت طراحی شده‌اند، همانند الگوریتم‌های ژنتیک، پرندگان، مورچگان و غیره. در این فصل، الگوریتم تکاملی جدیدی برای جستجوی عام معرفی می‌شود که از چرخه آب در طبیعت الهام گرفته شده است. هدف الگوبرداری از چرخه آب در طرح ارائه شده، طراحی یک الگوریتم جدید می‌باشد که همانند ریزش باران، هم دارای تنوع و پراکندگی مناسبی باشد (قطرات بصورت تقریباً هماهنگ و یکدست ریزش می‌یابند) و همچنین دارای سرعت همگرایی بالایی برای رسیدن به بهینه سراسری داشته باشد [۳۸]. به طور خلاصه، این الگوریتم، شامل یک مجموعه‌ای از مقادیر اولیه برای هر پارامتر از مسئله می‌باشد. در هر دور از اجرای این الگوریتم، برای هر پارامتر از مسئله با یک اولویت‌مقادیری انتخاب می‌شوند و تشکیل یک مجموعه کوچکتر را می‌دهند. سپس با در نظر گرفتن شایستگی مقادیر، با ترکیب مقادیر مربوط به هر پارامتر، چندین جواب برای مسئله تولید می‌شود. سپس هر جواب از مسئله با استفاده از الگوریتم جستجوی محلی، در بهینه محلی خود قرار می‌گیرد. هر بهینه محلی با توجه به میزان برازندگی خود، یک مقدار گنجایش دریافت می‌کند که میزان ماندگاری آن جواب در تعداد اجراهای متوالی و همچنین احتمال کاندید شدن برای حرکت دیگر جواب‌ها به سمت خود را بیان می‌کند. در هر دور از اجرا، جواب‌هایی که باید از مسئله خارج شوند به سمت جوابی با شایستگی بهتر حرکت می‌کنند و در طول مسیر اگر به شایستگی بهتری برخورد نکردند، به بهینه محلی انتخاب شده خود می‌رسند. هر دور یک جواب مسئله با بیشترین شایستگی ثابت می‌ماند و در پایان هر دور، مقادیر هر پارامتر از این جواب مسئله وارد مجموعه مقادیر اولیه می‌شوند. بعد از پایان f دور از الگوریتم، بهترین جواب دور f ام جواب بهینه مسئله می‌باشد [۴۰]. در این روش اساساً جواب‌های مسئله از رفتار چرخه آب در طبیعت الهام گرفته شده است. جویبارها از کوه‌های بلند سرچشمه گرفته و دارای برف و یخچال‌های طبیعی هستند. به مرور شروع به ذوب شدن کرده و از مسیر رود به دریا می‌ریزند. در چرخه هیدرولوژیک، آب دریاچه و رودخانه‌ها تبخیر شده و یا طی عملیات فتوسنتز به ابرها منتقل می‌گردند. یک قطره 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 بهینه‌سازی، یک قطره باران را بصورت تابعی از زیر بیان نموده است:

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

برای اجراوند فرایند بهینه‌سازی، گزینه بهینه از جمعیت Raindrops ساخته شده که ماتریسی از قطرات باران به اندازه $N_{\text{pop}} \times N_{\text{var}}$ می‌باشد.

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

سایر قطرات باران به عنوان نهرهایی در نظر گرفته می‌شوند که به سمت آن جریان دارند. رودخانه و دریا در واقع به عنوان یک پارامتر کاربردی N_{sr} تعریف شده که برابر با مجموع تعداد رودخانه و دریا می‌باشد. مابقی جمعیت مطلوب نیز از معادله زیر حاصل می‌گردد [۴۰].

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

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

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 می‌گردد.

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

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 تصمیم گیری (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.

۳-۳- 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 (RSE) ارائه داده شده است.

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)
	(۹)

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^M |P_i - O_i|}{M}$$

$$RSE = \frac{\sum_{i=1}^M (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^M (\bar{O} - O_i)^2} \quad (10)$$

بطوریکه O_i نشان دهنده داده‌های مشاهده‌ای، P_i نشان دهنده مقدارهای پیش‌بینی، \bar{O} 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 $RMSE$ نشان دهنده 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 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.

۴- بحث و نتایج

۴-۱- 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-زرمو 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^۳ (C_p mallow) و ضریب تبیین (R^2) 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^۵ (W/B^5)، نسبت دانه‌های کف به مواد پایه سیمانی^۶ (PA/B^6)، درصد

³ CP mallow

⁴ Correlation of determination (R^2)

⁵ ratio of water to binder

⁶ ratio of plant aggregate to binder

وزن دانه‌های کنف ($PA\%$ ^۷)، مواد پایه سیمانی (B^A)، دانه‌های کنف (PA^9)، چگالی مواد پایه سیمانی (ρ_b ^{۱۰})، چگالی مصالح خشک (ρ_c ^{۱۱}) و مقاومت مواد پایه سیمانی ($f_{b'}^{12}$) برای مدل‌سازی 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 کنف مورد استفاده نیز در محدوده ۱/۸ – ۱۲/۵ میلی‌متر 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 W/B ، PA/B ، ρ_b ، ρ_c و $f_{b'}$ با کمترین مقدار ضریب مالو (۶/۱۵) سناریو بهینه برای توسعه مدل‌های پیشنهادی جهت پیش‌بینی مقاومت فشاری و کششی ۲۸ روزه بتن حاوی الیاف بیوکامپوزیت کنف پیشنهاد می‌گردد. رابطه شماره (۶) تابع مولفه‌های اساسی در شبیه‌سازی مقادیر مقاومت فشاری و کششی ۲۸ روزه بتن حاوی بیوکامپوزیت کنفی می‌باشد.

$$f_{c'} \text{ and } f_{t'} = f\left(\frac{PA}{B}, \frac{W}{B}, f_{b'}, \rho_b, \rho_c\right) \quad (11)$$

جدول (۳): تعیین بهترین پارامترهای ورودی به مدل با استفاده از تکنیک مالو

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

سناریو	تعداد متغیرها	ضریب مالو	PA	B	PA/B	W/B	PA%	$f_{b'}$	ρ_b	ρ_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	×	×	×	×	×	×	×	×

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

⁷ percentage of plant aggregate

⁸ Binder

⁹ plant aggregate

¹⁰ density of binder

¹¹ Dry density

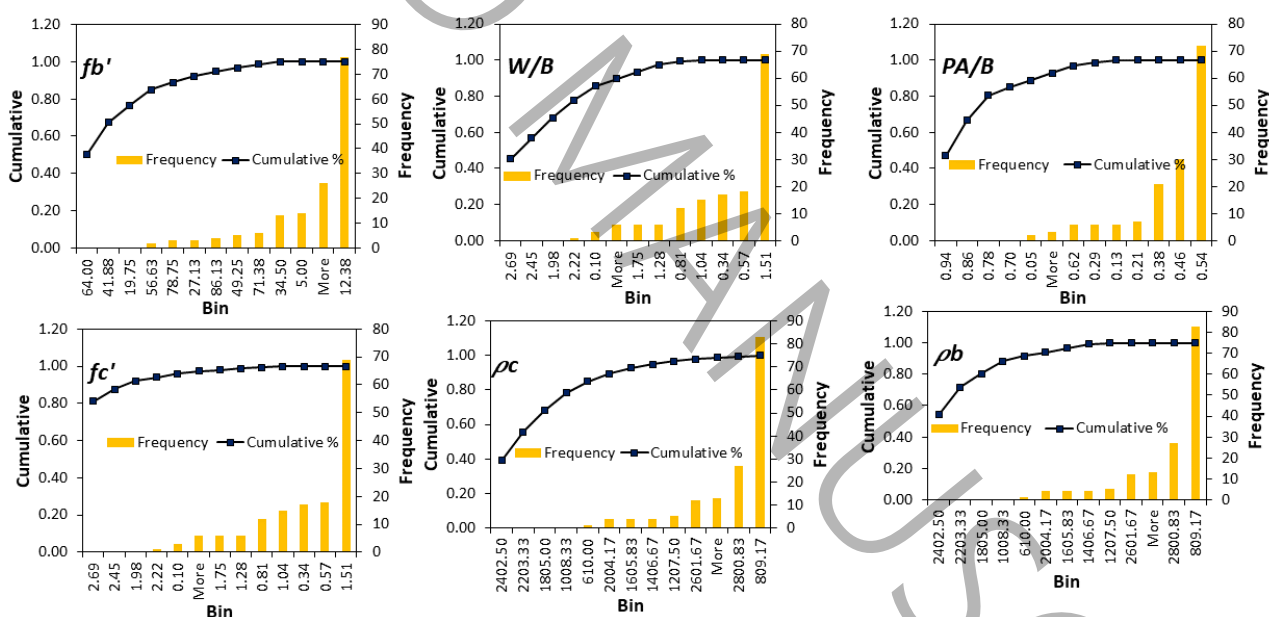
¹² Strength of binder

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 جمع‌آوری 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.

جدول (۴): تحلیل آماری متغیرهای ورودی به مدل و متغیر خروجی

Table 4. statistical study of inputs and output

متغیر	PA/B	W/B	fb'	ρ_b	ρ_c	fc'	ft'
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



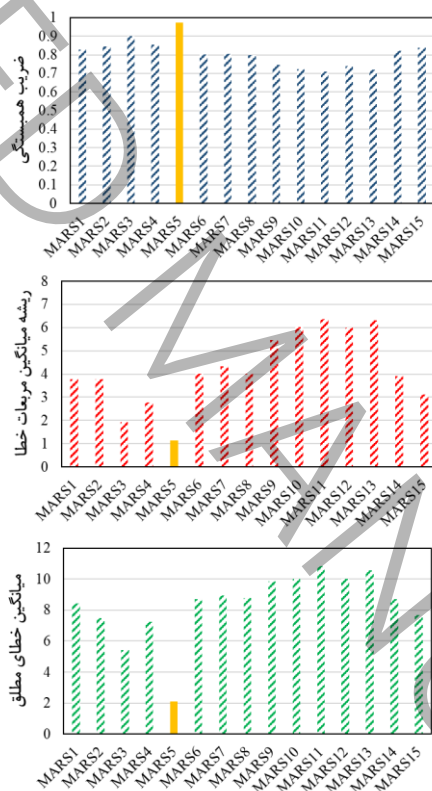
شکل (۳): نمودار هیستوگرام متغیرهای مورد استفاده برای توسعه مدل

Figure 3. Histograms of model's variables

۲-۴ توسعه مدل‌های پیشنهادی برای پیش‌بینی خواص مقاومتی بتن حاوی بیوکامپوزیت‌های کنف

در توسعه مدل مارس برازش در هرتابع پایه بصورت جداگانه صورت پذیرفته و رابطه مربوط به این برازش 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 تضمین‌کننده 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 بهینه‌ساز به روش آزمون و خطا پیاده‌سازی 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 شناخته 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 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. همان‌طور که اشاره شد مدل‌های توسعه یافته مارس براساس تغییر در مقادیر پارامترهای تنظیمی (تعداد تابع، درجه تابع و پارامتر بهینه‌ساز جریمه) بوده است. لازم به ذکر است محدوده بررسی مقادیر تابع (۱۰-۵)، 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 بهینه‌یابی درست دستی توسط کاربر، در مرحله بعد از الگوریتم فرا ابتکاری چرخه آب جهت هوشمندسازی مدل‌ها و حذف فرایند دستی آزمون و خطا استفاده گردید.



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

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

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 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^{۱۳}) برای بهبود عملکرد مدل مارس استفاده شده است. این روش در مقایسه با الگوریتم‌های دیگر، پارامترهای تنظیم مؤلفه‌های کمتری داشته و از این رو، پیاده‌سازی آن برای بهبود عملکرد روش‌های مدل‌سازی داده مینا 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 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) ۱۰-۱۰۰ و تعداد جواب تولید شده (n population) ۱۰-۱۰۰ مورد بررسی قرار گرفته است. جدول (۴-۳) مقادیر پارامترهای بهینه الگوریتم WCA را برای بهبود عملکرد مدل مارس تشریح نموده است.

جدول (۵): مقادیر پارامترهای بهینه الگوریتم چرخه آب

Table 5. Water cycle algorithm tuning parameters

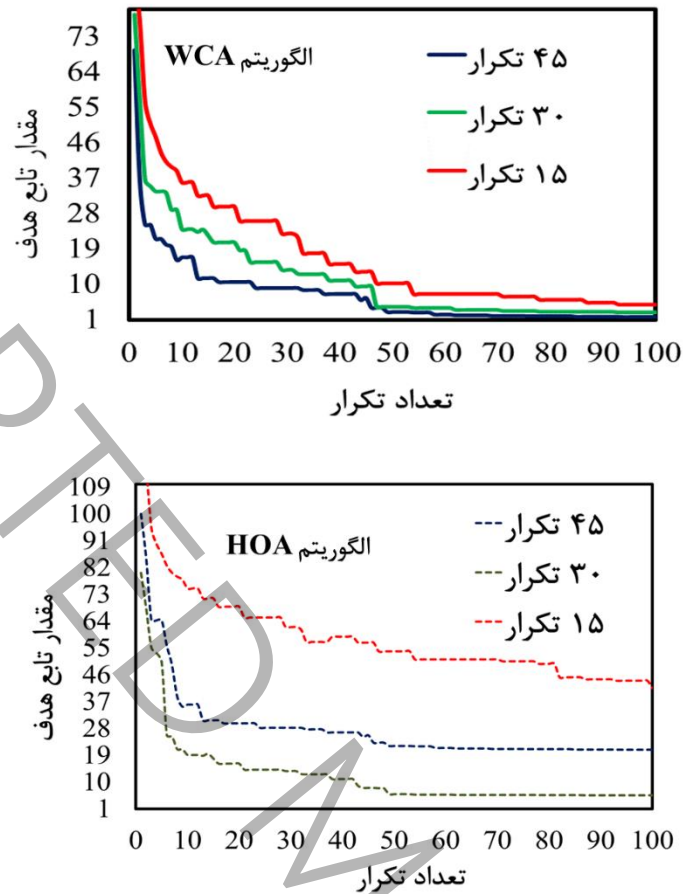
متغییر تصمیم‌گیری	۳
تعداد جواب تولید شده	۳۰
بیشترین مقدار تکرار MAX	۲
محدوده باند پایین LB	۱
محدوده باند بالا UB	۴
تعداد رود و دریا (Nsr)	۴

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 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^{۱۴}) 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

¹³ Water cycle algorithm (WCA)

¹⁴ Horse herd optimization algorithm

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.



شکل (۵): ارزیابی همگرایی در تکرار با مقایسه الگوریتم WCA و HOA

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

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 ماریس ارائه شده است.

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	$\max(0, x5 - 1047)$	$\max(0, x6 - 1083/4)$

BF2	$\max(\cdot, x3 - 70/2)$	$\max(\cdot, 1083/4 - x6)$
BF3	$\max(\cdot, 89/2 - x3)$	$\max(\cdot, x3 - 70/2)$
BF4	$\max(\cdot, 45/1 - x3)$	$\max(\cdot, 0/356 - x2)$
BF5	$\max(\cdot, x4 - 1984)$	$BF2 * \max(\cdot, x4 - 2500)$
BF6	$\max(\cdot, 1984 - x4)$	$BF2 * \max(\cdot, 2500 - x4)$
BF7	$\max(\cdot, x3 - 31)$	$BF1 * \max(\cdot, 0/176 - x1)$
BF8	$\max(\cdot, 31 - x3)$	$\max(\cdot, 98/3 - x5) * \max(\cdot, 0/218 - x2)$
BF9	$\max(\cdot, x1 - 0/47)$	$BF5 * \max(\cdot, 0/5 - x1)$
BF10	$\max(\cdot, 0/47 - x1)$	
BF11	$\max(\cdot, x1 - 0/455)$	
BF12	$\max(\cdot, 889 - x5)$	
BF13	$\max(\cdot, 0/388 - x2)$	

در این مطالعه $x1 = PA/B$ ، $x2 = W/B$ ، $x3 = fb'$ ، $x4 = pb$ ، $x5 = \rho c$ می باشد. رابطه مارس ارایه شده برای مقاومت فشاری ۲۸ روزه و مقاومت کششی ۲۸ روزه بتن حاوی بیوکامپوزیت کف مطابق زیر است:

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

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

۳-۴- 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 چرخه خطای محاسباتی کمتری را منتشر و الگوریتم علاوه بر ایجاد ساختار هوشمند انتخاب پارامترها، دقت قابل توجهی نیز به مدل افزوده است.

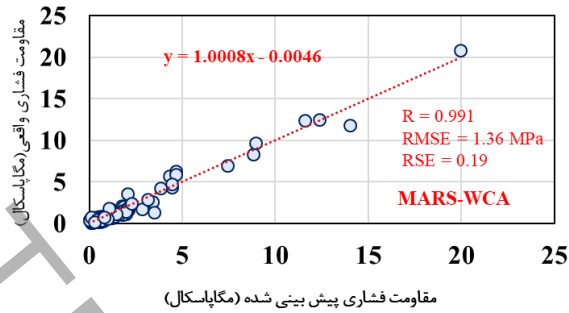
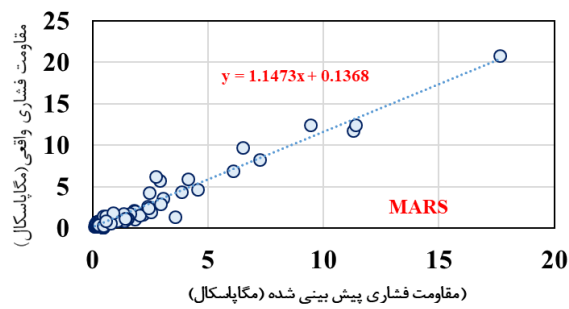
جدول (۷): ارزیابی عملکرد مدل‌های پیشنهادی

Table 7. Evaluation of the proposed models

	R	NSE	RMSE	MAE
--	---	-----	------	-----

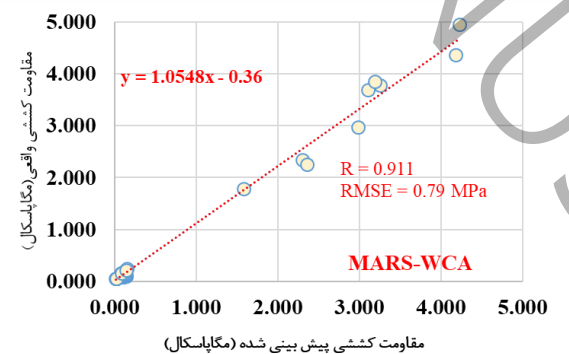
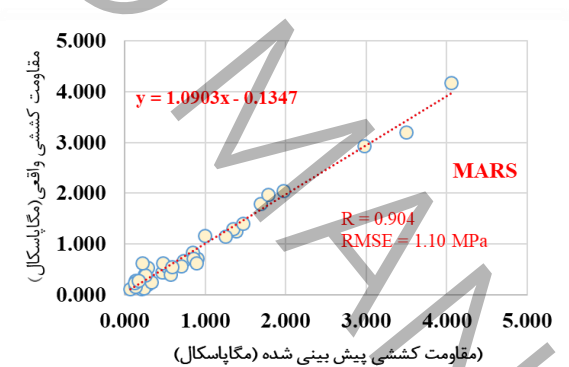
مقاومت فشاری	آموزش	MARS	۰/۹۷۴	۰/۹۳	۰/۸۲	۰/۴۹
		MARS-WCA	۰/۹۹۳	۰/۹۷	۰/۵۱	۰/۳۲
	آزمایش	MARS	۰/۹۷۱	۰/۸۸	۲/۱۰	۱/۱۴
		MARS-WCA	۰/۹۹۱	۰/۹۵	۱/۳۶	۰/۷۵
مقاومت کششی	آموزش	MARS	۰/۹۱۷	۰/۹۱۱	۱/۱۴	۰/۳۱
		MARS-WCA	۰/۹۲۸	۰/۹۵	۰/۹۵	۰/۱۸
	آزمایش	MARS	۰/۹۰۴	۰/۸۹۵	۱/۱۰	۰/۳
		MARS-WCA	۰/۹۱۱	۰/۹۱	۰/۷۹	۰/۱۱

در این تحقیق، شکل (۶) مقادیر مقاومت فشاری مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده متناظر با آن توسط مدل پیشنهادی مارس و مارس 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 خطا ایده آل نزدیک تر شده‌اند. 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. 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 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.



شکل (۶): نمودار پراکندگی مدل‌های توسعه داده شده مقاومت فشاری در مرحله آزمایش

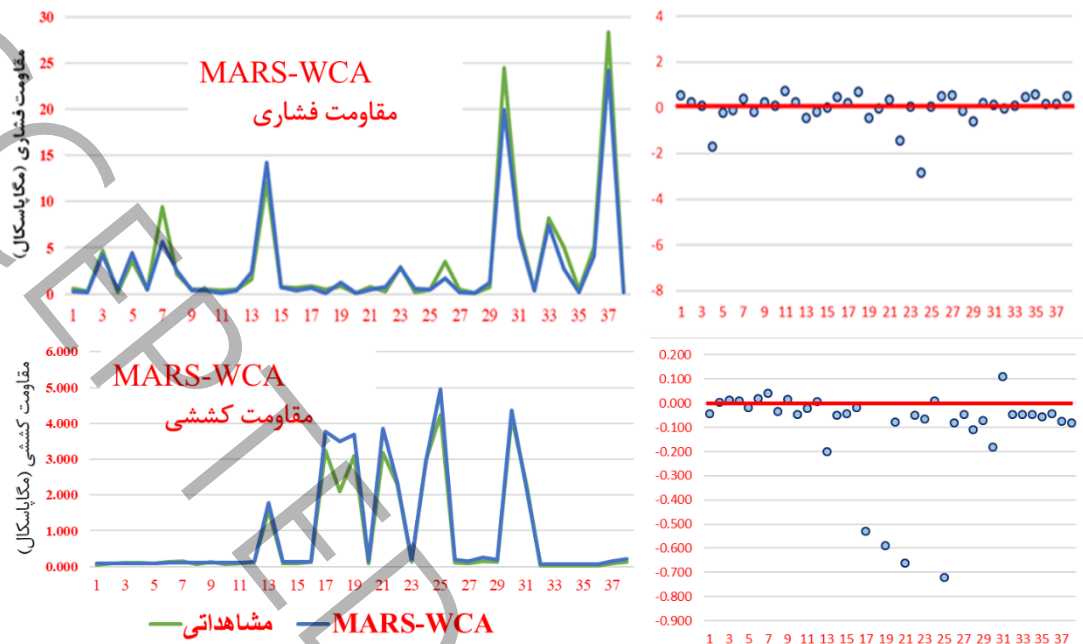
Figure 6. Scatterplots of the compressive strength in testing subset



شکل (۷): نمودار پراکندگی مدل‌های توسعه داده شده مقاومت کششی در مرحله آزمایش

Figure 7. Scatterplots of the tensile strength in testing subset

بر اساس نمودار بازه زمانی مرحله آزمایش که در شکل (۸) نشان داده شده است، پیش‌بینی‌های کمینه 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 کمینه و بیشینه‌های محلی را با دقت قابل توجهی پیش‌بینی کرده است.



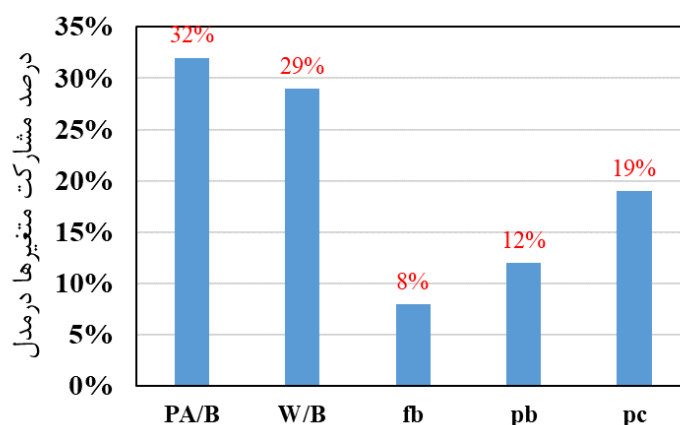
شکل (۸): توزیع خطای مدل‌های توسعه داده شده مقاومت فشاری و کششی در مرحله آزمایش

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

۴-۴- تحلیل حساسیت

به مطالعه تاثیرپذیری متغیرهای خروجی از متغیرهای ورودی یک مدل آماری گفته می‌شود. به عبارت دیگر روشی برای ایجاد تغییر در ورودی‌های یک مدل آماری به صورت سازمان‌یافته (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 کنفی می‌باشد. همچنین پارامتر f_b کمترین تاثیر را بر خواص مقاومتی فشاری و کششی داشته است. کنف به دلیل توانایی مخلوط در جذب آسان یا آزادسازی بخار آب از هوا، نفوذپذیری بخار بالایی را فراهم می‌کند. در سازه‌های قاب، مخلوط کنفی را می‌توان به عنوان مواد پرکننده در دیوارهای پرکننده استفاده کرد. افزایش چگالی مخلوط امکان تولید مواد کنفی عایق سقف یا کف را فراهم می‌کند. نسبت کنف به مواد پرکننده نشان دهنده ظرفیت مخلوط ساخته شده در استفاده از آن جهت فرایند ساختمانی می‌باشد. داشتن ویژگی مقاومتی در این مخلوط یوکامپوزیت 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



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

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

۴-۵- اعتبار سنجی مدل های پیشنهادی

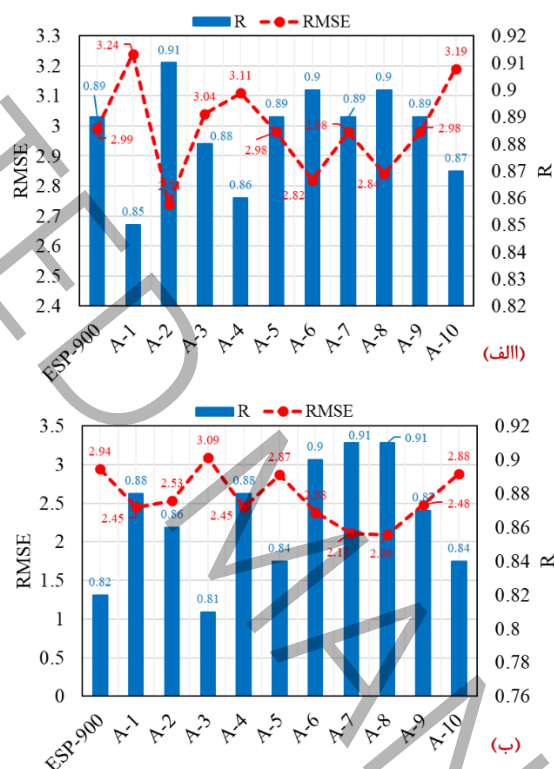
برای صحت سنجی مدل ها و کنترل شرایط اعتمادپذیری آنها در این مطالعه از ۱۱ طرح اختلاط استفاده نشده در فرایند آموزش مدل که شرح مقادیر آن در جدول (۸) گزارش شده، استفاده گردید. داده های ورودی این ارزیابی از مطالعه نیچنا و همکاران [۴۸] جمع آوری و در جدول (۸) ارائه شده است. لازم به ذکر است مقاله آزمایشگاهی گزینش شده و داده های مستخرج شده از آن با توجه به محدوده مطالعاتی پایگاه داده این تحقیق که در جدول (۴) ارائه شده است می باشد. جهت اعتبار سنجی با داده های 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 داده های این بخش بررسی گردید. نتایج این ارزیابی در شکل (۱۰) به وضوح نشان می دهد برای هر یازده نمونه مقایسه مقادیر واقعی و محاسباتی با یکدیگر سازگار بوده و دقت پیش بینی ها با خطای قابل قبولی در محدوده $R \geq 0.8$ مشاهده شده است. مدل مارس بهینه شده با الگوریتم چرخه آب بصورت میانگین با RMSE و R و $2/991$ و $0/884$ برای مقاومت فشاری و $2/570$ و $0/865$ برای مقاومت کششی نسبت به مارس در وضعیت بهتری مورد اعتبار سنجی با داده های 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 اعتبار سنجی مدل های پیشنهادی و دقت مقادیر پیش بینی شده مدل های توسعه یافته، صحت ارزیابی آنها مورد تایید بوده است.

جدول (۸): داده های ورودی برای ارزیابی دقت پیش بینی مدل ها

Table 9. Input data to evaluate the prediction accuracy of models

شناسه نمونه	PA/B	W/B	fb'	ρ_b	ρ_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



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

Figure 10. The results of error indicators in the evaluation of validation data;

(a): Compressive strength, (b): Tensile strength

۵- 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 مقدارهای 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 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 برآیند 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 کف 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 کفی می‌باشد.

مراجع

References

- [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, 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, *mdrsjrn*, 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.
- [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.
- [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. Koopialipour, 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.
- [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 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. Chateauneuf, 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.