

## A novel approach to predict the compressive strength of recycled aggregate self-compacting concrete at high temperatures: The application of Gene expression programming

Amir R. Masoodi <sup>1\*</sup>, Morteza Ghodrattnama <sup>2</sup>

1- Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

2- M.Sc. Student, Department of Civil Engineering, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

### ABSTRACT

The accumulation of construction waste and the urgent need for sustainable development have highlighted the importance of using recycled aggregates (RA) in concrete production. Self-Compacting Concrete (SCC), known for its superior flowability and reduced construction costs, offers significant potential for integrating RA into structural applications. This study aims to develop a reliable predictive model for the compressive strength of RA-SCC under high-temperature conditions using Gene Expression Programming (GEP), an advanced machine learning technique. A comprehensive database of 62 laboratory-tested samples, derived from 11 unique mix designs documented in reputable studies, was assembled for this purpose. The model's input variables included the water-to-cement (W/C) ratio, recycled coarse aggregate (RCA) content, temperature conditions, and compressive strength at room temperature. Four numerical models based on GEP were developed to predict the compressive strength of RA-SCC under thermal stress. Among these, the third model (GEP3) demonstrated the highest accuracy, achieving a correlation coefficient ( $R^2 = 0.9474$ ). This result validates the model's ability to capture the intricate relationships between mix design parameters and thermal conditions affecting RA-SCC performance. The findings reveal that RA-SCC exhibits enhanced mechanical properties at elevated temperatures, demonstrating the feasibility of incorporating RA into advanced concrete technologies. Moreover, the study underscores the dual benefits of RA in SCC: reducing dependence on natural aggregates and increasing environmental resilience under extreme conditions. This work offers a robust computational framework for optimizing RA-SCC, marking progress toward innovative and eco-friendly construction materials and practices.

### ARTICLE INFO

Receive Date: 06 February 2025

Revise Date: 08 April 2025

Accept Date: 06 May 2025

### Keywords:

Self-compacting concrete (SCC)  
Gene expression programming  
sustainable development  
recycled aggregates  
high temperatures  
compressive strength

All rights reserved to Iranian Society of Structural Engineering.

doi: 10.22065/jsce.2025.502399.3638

\*Corresponding author: Amir R. Masoodi

Email address: [ar.masoodi@um.ac.ir](mailto:ar.masoodi@um.ac.ir)

## رویکرد نوین در پیش‌بینی مقاومت بتن خود متراکم حاوی سنگدانه‌های بازیافتی در دماهای بالا: کاربرد برنامه نویسی بیان ژنی

امیررضا مسعودی<sup>۱\*</sup>، مرتضی قدرت نما<sup>۲</sup>

۱- استادیار، گروه مهندسی عمران، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی عمران، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

### چکیده

افزایش ضایعات ساختمانی به دلیل رشد سریع ساخت‌وساز و بازسازی زیرساخت‌ها، همراه با ضرورت دستیابی به توسعه پایدار، استفاده از سنگدانه‌های بازیافتی (RA) در بتن را به یک اولویت زیست‌محیطی تبدیل کرده است. در این راستا، پژوهش حاضر به ارائه مدلی برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن خود متراکم (SCC) حاوی RA در دماهای بالا با استفاده از برنامه‌نویسی بیان ژنی (GEP) می‌پردازد. یک پایگاه داده جامع شامل ۶۲ نمونه آزمایشگاهی از ۱۱ طرح اختلاط منحصر به فرد از مطالعات معتبر برای این تحلیل گردآوری شد. متغیرهای ورودی شامل نسبت آب به سیمان، مقدار سنگدانه درشت بازیافتی، شرایط دمایی، و مقاومت فشاری در دمای اتاق انتخاب شدند. برای پیش‌بینی مقاومت فشاری SCC بر اساس این متغیرها، چهار مدل عددی GEP توسعه داده شد. از میان این مدل‌ها، مدل سوم (GEP3) با ضریب همبستگی  $R^2 = 0.9474$  عملکرد بهتری نشان داد و دقت بالای آن در پیش‌بینی رفتار بتن تأیید شد. تحلیل نتایج نشان داد که SCC حاوی RA در دماهای بالا نه تنها خواص مکانیکی بهتری ارائه می‌دهد، بلکه می‌تواند به‌عنوان یک رویکرد پایدار برای کاهش مصرف منابع طبیعی و کاهش اثرات زیست‌محیطی مطرح شود. این مطالعه تأثیر مثبت استفاده از RA در بهبود خواص مکانیکی بتن و نقش کلیدی آن در کاهش ضایعات ساختمانی و افزایش بهره‌وری منابع را برجسته می‌کند.

کلمات کلیدی: بتن خود متراکم، برنامه نویسی بیان ژنی، توسعه پایدار، سنگدانه‌های بازیافتی، دماهای بالا، مقاومت فشاری

شناسه دیجیتال:		سابقه مقاله:				
doi:	شناسه دیجیتال:	چاپ	انتشار آنلاین	پذیرش	بازنگری	دریافت
10.22065/jsce.2025.502399.3638	10.22065/jsce.2025.502399.3638	۱۴۰۴/۱۱/۳۰	۱۴۰۴/۰۲/۱۶	۱۴۰۴/۰۲/۱۶	۱۴۰۴/۰۱/۱۹	۱۴۰۳/۱۱/۱۸
				*نویسنده مسئول:		
				پست الکترونیکی:		
				امیررضا مسعودی		
				<a href="mailto:ar.masoodi@um.ac.ir">ar.masoodi@um.ac.ir</a>		

## ۱- مقدمه

بتن به عنوان یکی از پرکاربردترین مصالح ساختمانی، به دلیل ویژگی‌های منحصر به فرد خود از جمله مقاومت فشاری قابل توجه، صرفه اقتصادی، تنوع کاربرد و سهولت دسترسی، جایگاه ویژه‌ای در صنعت ساخت و ساز دارد. نیاز روزافزون به بتن‌های با دوام و مقاومت بالاتر، منجر به توسعه نسل جدیدی از بتن‌ها تحت عنوان بتن‌های با عملکرد بالا<sup>۱</sup> (HPC) گردید [۱]. در این راستا، بتن خودمترکم<sup>۲</sup> (SCC) به عنوان نوع پیشرفته‌ای از HPC معرفی شد که به واسطه خصوصیات رئولوژیکی برجسته و قابلیت بهینه‌سازی فرآیندهای اجرایی، توجه جهانی را به خود جلب کرده است.

خصوصیات متمایز SCC از جمله قابلیت جریان‌پذیری بالا، عبورپذیری مطلوب و پایداری مناسب، موجب کاهش چشمگیر هزینه‌های نیروی انسانی، حذف نیاز به تجهیزات و ابزار و کاهش آلودگی صوتی شده است. علاوه بر این، این نوع بتن امکان اجرای مؤثر در سازه‌های با تراکم بالای آرماتور را فراهم آورده و بهره‌وری کلی پروژه‌های عمرانی را افزایش داده است [۲،۳]. محققان مطالعات گسترده‌ای را در زمینه‌های مختلف SCC انجام داده‌اند که شامل بررسی خواص مکانیکی [۴،۵]، دوام [۶،۷]، نفوذپذیری [۸،۹]، مقاومت حرارتی [۱۰،۱۱] و پارامترهای مکانیک شکست [۱۲،۱۳] می‌باشد.

به منظور کاهش مشکلات اقتصادی و محیط زیستی، استفاده از مواد زائد به عنوان جایگزین سنگدانه‌های درشت یا ریز یک راهکار نوین ارائه می‌کند. این رویکرد علاوه بر کاهش هزینه‌های تولید بتن، به مدیریت بهینه پسماندها نیز کمک شایانی می‌کند. در پژوهش‌های پیشین، قابلیت استفاده از انواع مختلف سنگدانه‌های بازیافتی مانند سنگدانه‌های بتنی [۱۴-۱۶]، پلاستیک بازیافتی [۱۷]، ضایعات شیشه [۱۸]، سرامیک [۱۹] و کاشی [۲۰]، به عنوان جایگزین پایدار برای سنگدانه‌های طبیعی در ساخت بتن مورد بررسی قرار گرفته است. بتن با سنگدانه‌های بازیافتی<sup>۳</sup> (RAC) به عنوان راهکاری پایدار در صنعت ساخت‌وساز شناخته می‌شود که می‌تواند ضمن کاهش برداشت از منابع طبیعی، به مدیریت مؤثر پسماندهای ساختمانی کمک کند. پژوهشگران بسیاری خواص مکانیکی، فیزیکی و حرارتی بتن خود مترکم با سنگدانه بازیافتی را مورد بررسی خود قرار داده‌اند [۲۱-۲۵].

بتن خودمترکم (SCC) تولید شده با سنگدانه‌های بازیافتی<sup>۴</sup> (RA)، به دلیل ویژگی‌های متفاوت این سنگدانه‌ها در مقایسه با سنگدانه‌های طبیعی، چالش‌های خاصی را در برابر پژوهشگران قرار می‌دهد. سنگدانه‌ها که ۶۰ تا ۸۰ درصد حجم بتن را تشکیل می‌دهند، تأثیر قابل توجهی بر خواص بتن در دماهای محیطی و بالا دارند. رفتار انبساطی سنگدانه‌ها در دمای بالا، عمدتاً به نوع سنگدانه بستگی دارد. در RA به دلیل وجود ملات متخلخل چسبیده، ظرفیت جذب و تخلخل بالاتری نسبت به سنگدانه‌های طبیعی نشان می‌دهد [۲۶]. این تفاوت‌ها در ویژگی و ساختار سنگدانه‌ها، تأثیر قابل توجهی بر خواص مکانیکی بتن با سنگدانه بازیافتی (RAC) در دماهای بالا دارد [۲۷].

مطالعات گسترده‌ای در مورد رفتار RAC پس از قرارگیری در معرض دماهای بالا انجام شده است [۲۸]. نتایج نشان می‌دهد که استفاده از سنگدانه درشت بازیافتی<sup>۵</sup> (RCA)، احتمال پوسته شدن ناگهانی را کاهش داده و خواص مکانیکی باقی‌مانده را در مقایسه با بتن‌های مرجع ساخته شده با سنگدانه‌های طبیعی بهبود می‌بخشد [۲۹]. این رفتار به پیوند قوی بین ملات‌های جدید و قدیمی و نسبت پایین آب به سیمان (W/C) نسبت داده می‌شود که به افزایش مقاومت باقی‌مانده RAC پس از حرارت‌دهی کمک می‌کند. عابد و همکاران در سه پژوهش [۲۹-۳۱]، اثر حرارت بر SCC حاوی RCA و افزودنی‌های ضایعات خاکستر بادی<sup>۶</sup> (WFA) و ضایعات پودر پرلیت<sup>۷</sup> (WPP) و پودر بتن سلولی ضایعاتی<sup>۸</sup> (WCCP) را بررسی کردند.

پژوهش‌های عابد و همکاران نشان داده است که استفاده از RCA تا میزان ۵۰٪ به عنوان جایگزین سنگدانه‌های طبیعی بهبود قابل توجهی در خواص مکانیکی باقی‌مانده بتن خودمترکم با کارایی بالا<sup>۹</sup> (SCHPC) پس از قرارگیری در دمای بالا ایجاد می‌کند. این بهبود

<sup>1</sup> High Performance Concrete

<sup>2</sup> Self-Compacting Concrete

<sup>3</sup> Recycled Aggregate Concrete

<sup>4</sup> Recycled Aggregates

<sup>5</sup> Recycle Coarse Aggregate

<sup>6</sup> Waste Fly Ash

<sup>7</sup> Waste Perlite Powder

<sup>8</sup> Waste cellular concrete powder

<sup>9</sup> Self-Compacting High-Performance Concrete

عملکرد به دلیل منطقه تماس قوی بین سنگدانه و ملات و همچنین شباهت انبساط حرارتی بین آنهاست. همچنین، مطالعات آنها نشان داد که سن بتن تأثیر قابل توجهی بر پاسخ آن به دمای بالا دارد، به طوری که مقاومت حرارتی مقاومت فشاری با افزایش سن بهبود می‌یابد، در حالی که مقاومت حرارتی مقاومت خمشی تغییر چندانی نمی‌کند (کمتر از ۱۰٪ کاهش). استفاده از پودرهای ضایعاتی مانند WPP تا میزان ۱۵٪ به عنوان جایگزین سیمان نیز مقاومت بتن در برابر آتش را افزایش می‌دهد [۲۹-۳۱].

از سال ۲۰۰۰ میلادی، با پیشرفت فناوری و الگوریتم‌های برپایه ریاضیات در زمینه‌های پژوهشی مهندسی عمران، تلاش‌ها برای یافتن روابط بین خواص مکانیکی، حرارتی و طرح اختلاط بتن افزایش یافته است. پژوهش‌های زیادی با استفاده از روش‌های محاسباتی مانند برنامه‌نویسی بیان ژن<sup>۱</sup> (GEP)، شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۲</sup> (ANN) و یادگیری ماشین برای مدل‌سازی این روابط انجام شده است [۳۲-۳۵]. برای مثال، احمد و همکاران<sup>۳</sup> [۳۶] مدل‌های GEP و ANN را برای پیش‌بینی مقاومت فشاری RAC توسعه دادند و برتری مدل GEP را نشان دادند. محمدعلی ریدهو<sup>۴</sup> و همکاران [۳۷] نیز با استفاده از ANN، تأثیر قابل توجه افزودنی‌ها و نسبت آب به مواد پودری (w/b) بر خواص مکانیکی RAC را تأیید کردند. با این حال، این مطالعات اثر حرارت را در نظر نگرفته‌اند.

العسکر و همکاران<sup>۵</sup> [۳۸] الگوریتم‌های مبتنی بر برنامه‌نویسی ژنتیک<sup>۶</sup> (GP) را برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن در دماهای بالا توسعه دادند و معادلات صریحی برای تخمین مقاومت در شرایط دمایی مختلف ارائه کردند. عابد و مهریار<sup>۷</sup> [۳۹] نیز مدل‌های ترکیبی برای پیش‌بینی مقاومت‌های فشاری، خمشی و کششی باقی‌مانده RAC را در دماهای بالا با دقت قابل قبولی ایجاد نمودند.

علی‌رغم پژوهش‌های انجام شده، هنوز نیاز به یک مطالعه جامع‌تر با روابط غیرخطی و دقت آماری بالاتر برای پیش‌بینی خواص SCC حاوی RA وجود دارد. این امر مستلزم در نظر گرفتن طیف گسترده‌ای از متغیرهای مستقل مربوط به طرح اختلاط و شرایط آزمایش است. بنابراین، هدف این پژوهش، ارائه یک رابطه غیرخطی با استفاده از الگوریتم فراابتکاری GEP برای پیش‌بینی مقاومت فشاری SCRAC در دماهای بالا با دقت بالا و قابلیت درک بهتر تأثیر پارامترهای مختلف (دما، مقاومت فشاری در دمای اتاق، نسبت آب به سیمان و میزان سنگدانه بازبافتی درشت در طرح اختلاط) است.

## ۲- واکاوی داده‌ها

آنالیز داده‌های ورودی این مطالعه بر بررسی یک پایگاه داده جامع متمرکز است که شامل مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل و وابسته، به همراه طرح اختلاط‌های مرتبط با بتن خودمترکم حاوی سنگدانه بازبافتی<sup>۸</sup> (SCRAC) است که بر دوام و مقاومت بتن تأثیر می‌گذارند. در فرآیند انتخاب داده‌ها، معیارهای سختگیرانه‌ای اعمال شد و تنها آزمایش‌هایی که اطلاعات کاملی در مورد ویژگی‌های مواد و شرایط آزمایش ارائه می‌کردند، در نظر گرفته شدند. پایگاه داده نهایی شامل نتایج ۶۲ نمونه آزمایشگاهی از ۱۱ طرح اختلاط منحصر به فرد است که در ادبیات پژوهشی موجود گزارش شده‌اند. این داده‌ها، مقاومت فشاری باقی‌مانده نمونه‌ها پس از قرارگیری در دماهای بالا و دمای محیط را به همراه جزئیات طرح اختلاط و روش‌های آزمایش نشان می‌دهند. داده‌های جمع‌آوری شده مربوط به ۴ پروژه تحقیقاتی انجام شده بین سال‌های ۲۰۱۹ تا ۲۰۲۱ میلادی هستند [۲۵, ۲۹-۳۱].

مجموعه داده، نتایج آزمایش‌های مقاومت فشاری بر روی نمونه‌های SCRAC با اشکال استوانه‌ای، مکعبی و منشوری را شامل می‌شود. این نمونه‌ها حاوی درصد‌های مختلفی از سنگدانه درشت بازبافتی بوده‌اند که جایگزین سنگدانه طبیعی شده است. در تمامی طرح‌های اختلاط، از سیمان پرتلند معمولی و بدون الیاف استفاده شده است. بررسی تأثیر مواد پوزولانی معدنی و آلی مانند خاکستر بادی، به مخلوط‌هایی با حداکثر ۳۰ درصد جایگزینی وزنی سیمان محدود شده است. نمونه‌های آزمایشی تا رسیدن به حالت پایدار تحت دمای بالا قرار گرفته‌اند و پیش از سنجش مقاومت فشاری، تحت هیچ‌گونه تنش محوری قرار نگرفته‌اند. تنها نتایج مرتبط با آزمایش مقاومت باقی‌مانده پس از قرار

<sup>1</sup> Gene Expression Programming

<sup>2</sup> Artificial Neural Network

<sup>3</sup> Ahmad et al.

<sup>4</sup> Mohamad Ali Ridho

<sup>5</sup> Alaskar et al.

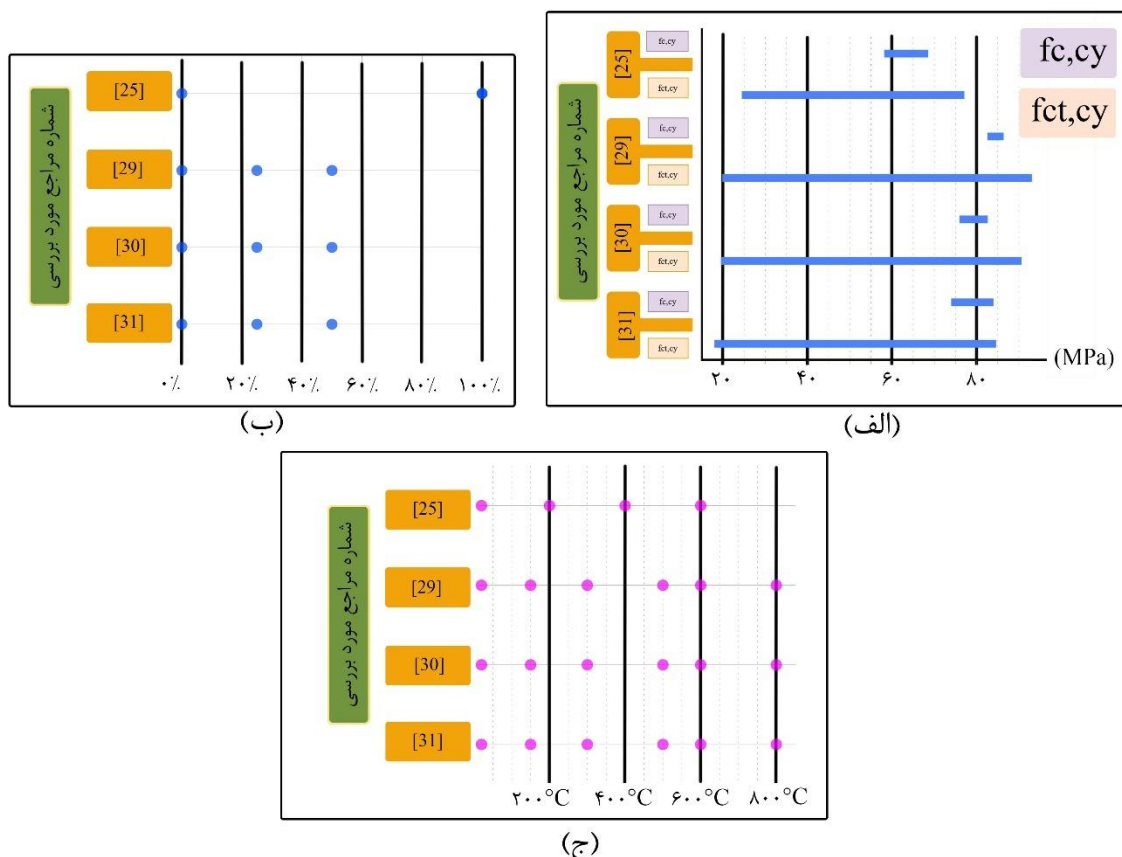
<sup>6</sup> Gene Programming

<sup>7</sup> Abed and Mehryaar

<sup>8</sup> Self-Compacting Recycled Aggregate Concrete

گرفتن در اثر دماهای بالا مورد استفاده قرار گرفته شده است. اطلاعات جامعی در مورد خواص مواد و مشخصات هندسی نمونه‌ها ارائه شده است تا از قابلیت اطمینان نتایج اطمینان حاصل شود.

با توجه به تنوع ابعاد و اشکال نمونه‌های موجود در پایگاه داده، برای استانداردسازی نتایج مقاومت فشاری و تبدیل آنها به مقاومت معادل یک استوانه بتنی با ابعاد  $300 \times 150$  میلی‌متر، از ضرایب تبدیل ارائه شده در مطالعات مختلف، آیین‌نامه‌ها و استانداردها استفاده شده است [۴۰-۴۵]. شکل ۱، مراجع مورد استفاده در جمع‌آوری داده‌ها را به صورت جداگانه فهرست کرده است. شکل ۱ (ب) و (ج)، درصد جایگزینی سنگدانه بازیافتی با سنگدانه طبیعی و دمای قرارگیری نمونه‌ها برای بررسی مقاومت باقی‌مانده پس از حرارت‌دهی را نشان می‌دهد. علاوه بر این، محدوده نتایج آزمایش‌های مقاومت فشاری در دمای محیط و پس از حرارت‌دهی به صورت نمودار محدوده در شکل ۱ (الف)، ارائه شده است.



شکل ۱: بررسی نتایج تحقیقات انجام شده و دامنه نتایج آزمایش مقاومت فشاری آن‌ها: (الف)، نمایانگر بازه تغییرات نتایج آزمایش مقاومت فشاری در دمای اتاق و دمای هدف، (ب) و (ج) نیز به ترتیب بیانگر درصد جایگزینی سنگدانه طبیعی با سنگدانه بازیافتی و دمای هدف مورد بررسی در پژوهش‌های مورد نظر می‌باشد.

مجموعه داده‌های استفاده شده در این تحقیق به ایجاد یک مدل قابل اعتماد و کارآمد کمک می‌کند. ارزیابی‌های آماری بر روی داده‌ها انجام شد تا معیارهای مختلفی از جمله چارک‌ها، میانگین، انحراف معیار<sup>۱</sup> (SD)، ضریب تغییرات<sup>۲</sup> (CV)، چولگی<sup>۳</sup>، کشیدگی<sup>۴</sup>، همبستگی پیرسون و نتایج آزمون آندرسون-دارلینگ<sup>۵</sup> برای نرمال بودن محاسبه شود. مقادیر آماری خاص به دست آمده از این تحلیل‌ها برای متغیرهایی با نتایج بهتر و همبستگی بیشتر با پارامتر خروجی که مقاومت فشاری بتن خودمترکم در دماهای بالا است، در جدول ۱ نمایش داده شده‌اند. متغیرهای گزارش شده عبارتند از، دما انجام آزمایش مقاومت فشاری (دما)، نسبت سنگدانه ریز به درشت (Fine Agg/ Coarse)

<sup>1</sup> Standard Deviation

<sup>2</sup> Coefficient of Deviation

<sup>3</sup> Skewness

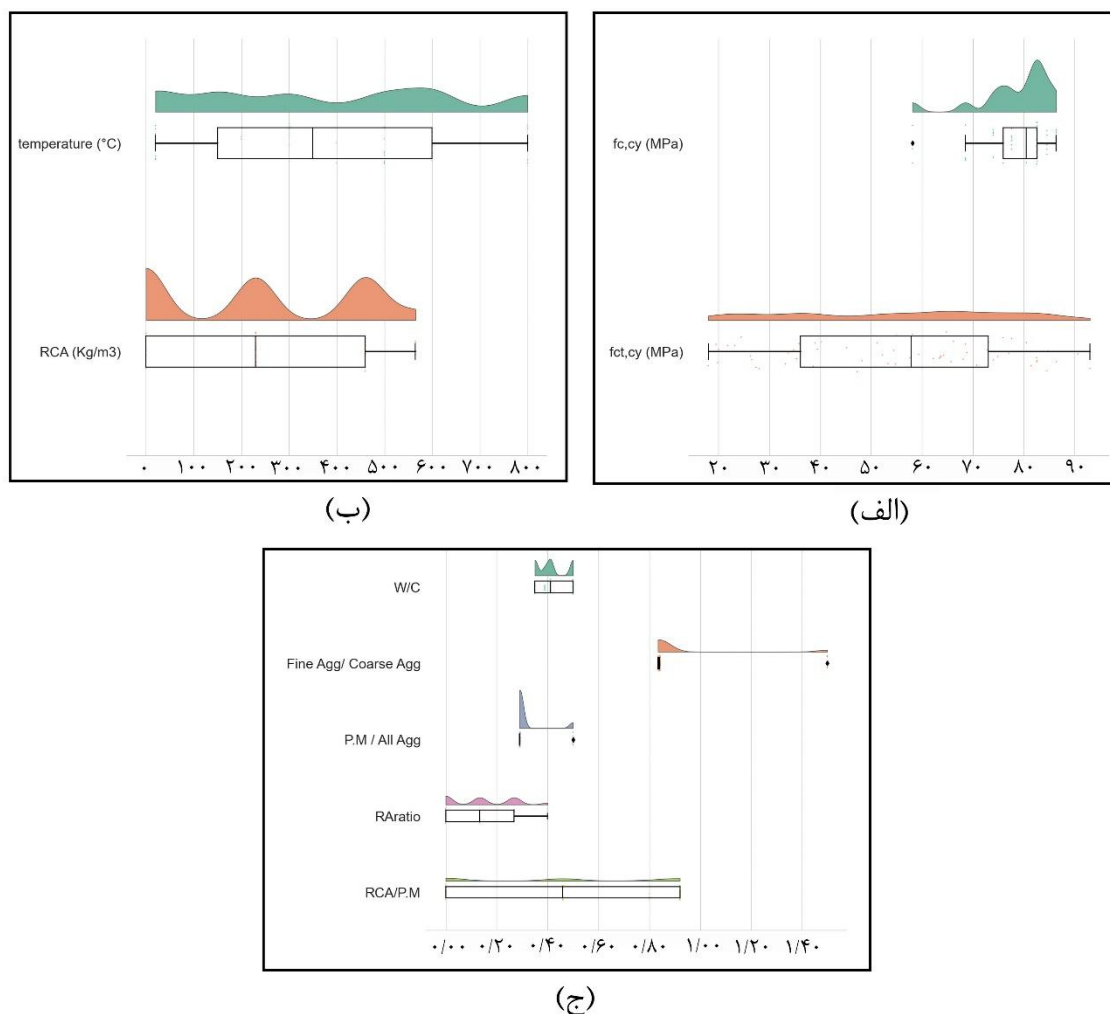
<sup>4</sup> Kurtosis

<sup>5</sup> Anderson - Darling Normality Test

(Agg)، نسبت مواد پودری شامل مواد پوزولانی به تمام سنگدانه‌ها (P.M/All Agg)، نسبت آب به سیمان (W/C)، مقدار سنگدانه بازیافتی درشت (RCA)، نسبت سنگدانه بازیافتی به همه سنگدانه‌ها (RARatio)، نسبت سنگدانه بازیافتی درشت به مواد پودری (RCA/P.M)، مقاومت فشاری نمونه آزمایش شده در دما اتاق (fc,cy) و در نهایت متغیر خروجی وابسته، مقاومت فشاری آزمایش شده در دمای بالا (fct,cy). بررسی‌های آماری گزارش شده در این جدول در یافتن بهترین و موثرترین متغیرهای مستقل به عنوان ورودی مدل‌های GEP همکاری میکنند. همچنین دید دقیق‌تری نسبت به بازه تغییرات متغیرهای وابسته و مستقل به ما می‌دهد. علاوه بر این، برای ارائه دیدگاه واضح‌تری از توزیع و فراوانی داده‌ها، نمودارهای ابر بارانی ایجاد شده و در شکل ۲ نمایش داده شده‌اند. به منظور نمایش بهتر نمودارها و تغییرات داده، نمودارهای بارانی ابر متغیر در سه شکل بر اساس فواصل تغییرات آنها نمایش داده شده‌اند (شکل ۲). بر اساس تحلیل جامع آماری پارامترهای مؤثر بر مقاومت فشاری بتن در دمای بالا، مشخص گردید که هیچ یک از متغیرهای مورد مطالعه از توزیع نرمال پیروی نمی‌کنند (P-value کوچکتر از ۰/۰۵). دما با انحراف معیار ۲۶۴/۶۹۲ و دامنه تغییرات وسیع (۲۰ تا ۸۰۰ درجه سانتیگراد) دارای بیشترین پراکندگی در بین متغیرهاست، در حالی که نسبت آب به سیمان (W/C) با ضریب تغییرات ۰/۱۴ و انحراف معیار ۰/۰۵۹ دارای توزیع متعادل‌تری است. متغیر RCA با انحراف معیار ۲۰۴/۹۴۱ و چولگی نزدیک به صفر (۰/۰۹۵) نشان‌دهنده توزیع تقریباً متقارن اما غیرنرمال است. مقاومت فشاری در دمای اتاق (fc,cy) با انحراف معیار ۷/۱۸ نشان‌دهنده تمرکز داده‌ها در مقادیر بالاتر است، در حالی که متغیر وابسته (fct,cy) با دامنه تغییرات ۱۷/۹۷۳ تا ۹۳/۰۲۷ مگاپاسکال و چولگی ۰/۱۵۵-، توزیعی نسبتاً متقارن اما غیرنرمال را نشان می‌دهد.

جدول ۱: نتایج بررسی‌های آماری متغیرهای مستقل و وابسته.

پارامتر آماری	fct,cy (MPa)	fc,cy (MPa)	RCA/P.M	RARatio	RCA (Kg/m3)	W/C	P.M / All Agg	Fine Agg/ Coarse Agg	دما (°C)
میانگین	۵۵/۲۲۷	۷۸/۵۲۰	۰/۴۵۲	۰/۱۴۳	۲۳۶/۷۷۴	۰/۴۱۷	۰/۳۱۸	۰/۹۲۳	۳۸۳/۳۸۷
میانه	۵۷/۸۸۷	۸۰/۵۳۵	۰/۴۶۰	۰/۱۳۴	۲۳۰	۰/۴۱۲	۰/۲۹۱	۰/۸۳۸	۳۵۰
انحراف معیار	۲۱/۵۶۵	۷/۱۸۰	۰/۳۸۲	۰/۱۲۸	۲۰۴/۹۴۱	۰/۰۵۹	۰/۰۷۱	۰/۲۲۳	۲۶۴/۶۹۲
ضریب تغییرات	۰/۳۸۷	۰/۰۹۱	۰/۸۳۹	۰/۸۹۰	۰/۸۵۹	۰/۱۴۰	۰/۲۲۰	۰/۲۴۰	۰/۶۸۵
چولگی	-۰/۱۵۵	-۱/۴۷۴	-۰/۰۰۷	۰/۳۱۷	۰/۰۹۵	۰/۴۰۵	۲/۲۱۳	۲/۲۱۲	۰/۱۰۴
کشیدگی	-۱/۱۷۶	۱/۸۳۰	-۱/۵۶۷	-۱/۰۶۳	-۱/۴۸۶	-۱/۲۹۴	۲/۸۹۷	۲/۸۹۶	-۱/۲۴۱
حداقل	۱۷/۹۷۳	۵۸/۱۲۸	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۳۵۰	۰/۲۹۰	۰/۸۳۴	۲۰
حداکثر	۹۳/۰۲۷	۸۶/۴۰۰	۰/۹۲۰	۰/۴۰۰	۵۶۵	۰/۵۰۰	۰/۵۰۰	۱/۴۹۹	۸۰۰
بازه	۷۵/۰۵۴	۲۸/۲۷۲	۰/۹۲۰	۰/۴۰۰	۵۶۵	۰/۱۵۰	۰/۲۱۰	۰/۶۶۵	۷۸۰
بازه میان چارکی	۳۶/۹۲۳	۶/۷۲۹	۰/۹۲۰	۰/۲۶۹	۴۶۰	۰/۱۵۰	۰/۰۰۲	۰/۰۰۸	۴۵۰
A-Square	۰/۹۵۱	۰/۸۲۶	۰/۷۹۸	۰/۸۴۳	۰/۸۲۴	۰/۸۰۷	۰/۴۰۲	۰/۴۰۷	۰/۹۰۸
P-value	۰/۰۱۵	۴/۵۰*۱۰ <sup>-۷</sup>	۸/۳۸*۱۰ <sup>-۸</sup>	۱/۴۳*۱۰ <sup>-۶</sup>	۳/۹۹*۱۰ <sup>-۷</sup>	۱/۴۲*۱۰ <sup>-۷</sup>	۱/۷۹*۱۰ <sup>-۴</sup>	۲/۰۵*۱۰ <sup>-۴</sup>	۲/۰۲*۱۰ <sup>-۴</sup>
همبستگی پیرسون	۱/۰۰۰	۰/۱۹۶	۰/۱۴۴	۰/۰۹۱	۰/۱۱۳	۰/۱۲۰	۰/۰۸۳	۰/۰۸۲	۰/۸۵۷
همبستگی اسپیرمن	۱/۰۰۰	۰/۲۳۷	۰/۱۴۵	۰/۰۹۳	۰/۰۹۳	۰/۱۲۶	۰/۰۸۵	۰/۰۸۵	۰/۸۴۷



شکل ۲: نمودار ابر بارانی متغیرهای مستقل و وابسته مورد بررسی این پژوهش به ترتیب (الف) متغیرها در بازه صفر تا ۱۰۰، (ب) متغیرها در بازه صفر الی ۸۰۰ و (ج) متغیرها در بازه صفر تا ۲.

همچنین چهار پارامتر کلیدی برای مدل سازی GEP شامل نسبت آب به سیمان (W/C)، مقدار سنگدانه درشت بازیافتی (RCA)، دما و مقاومت فشاری در دمای اتاق (fc,cy) پیشنهاد می گردد. این انتخاب بر پایه اهمیت فیزیکی و همبستگی قوی این متغیرها با مقاومت فشاری در دمای بالا صورت گرفته است. نسبت آب به سیمان به عنوان تعیین کننده اصلی ساختار خمیر سیمان، RCA به دلیل تأثیر مستقیم بر خواص مکانیکی بتن، دما به عنوان عامل اصلی تغییرات ساختاری، و fc,cy به عنوان شاخص پایه عملکرد مکانیکی، می توانند پیش بینی دقیقی از مقاومت فشاری در دمای بالا (fct,cy) ارائه دهند. وسعت دامنه تغییرات در متغیرهای دما و RCA نشان دهنده گسترده شرایط آزمایش و تنوع در ترکیبات مصالح است که می تواند به جامعیت مدل GEP کمک کند.

### ۳- روش شناسی

الگوریتم های تکاملی، شاخه ای از هوش مصنوعی، با الهام از فرآیند تکامل طبیعی، برای حل مسائل بهینه سازی به کار می روند. الگوریتم ژنتیک<sup>۱</sup> (GA) و برنامه نویسی ژنتیک (GP) از جمله این الگوریتم ها هستند که به ترتیب توسط هالند<sup>۲</sup> و کوزا<sup>۳</sup> معرفی شدند [۴۶،۴۷].

<sup>1</sup> Genetic Algorithm

<sup>2</sup> Holland

<sup>3</sup> Koza

تفاوت اصلی GA و GP در ساختار کروموزومها و نحوه نمایش راه حلها است. در GA کروموزومها به صورت رشتههای خطی با طول ثابت بوده، در حالی که در GP، کروموزومها ساختاری درختی داشته و از ترمینالها و توابع تشکیل می شوند [48]. با وجود توانایی تکاملی بیشتر GP نسبت به GA، مشکل نقش دوگانه کروموزومها در GP، منجر به محدودیت در اجرای عملگرهای ژنتیکی و عدم ارائه نتایج صحیح می شود. برای رفع این محدودیتها، الگوریتم برنامه نویسی بیان ژنی (GEP) توسعه یافته است [48].

الگوریتم بیان ژن (GEP) یکی از الگوریتمهای تکاملی است که توسط فریرا<sup>۱</sup> در سال ۱۹۹۱ ایجاد و در سال ۲۰۰۱ به طور رسمی معرفی گردید [49]. این الگوریتم از ویژگیهای مطلوب دو الگوریتم ژنتیک (GA) و برنامه نویسی ژنتیک (GP) بهره می برد. همانند GA، در GEP ژنوتیپ کروموزومها به صورت رشتههای خطی با طول ثابت کدگذاری می شود. از سوی دیگر، ساختار درختی فنوتیپ کروموزومها که با عنوان درختهای بیانی<sup>۲</sup> (ETs) شناخته می شوند، مانند GP دارای اندازه و شکل متغیر هستند. بنابراین، GEP با ترکیب مزایای این دو رویکرد، محدودیت نقش دوگانه کروموزومها را برطرف نموده و اعتبار ژنها و کروموزومها را افزایش می دهد [50، 51].

ساختار کروموزوم در الگوریتم GEP از یک یا چند ژن تشکیل شده است. هر ژن از دو بخش سر<sup>۳</sup> و دم<sup>۴</sup> با طول مشخص تشکیل می شود. سر شامل ترمینالها و توابع بوده، در حالی که دم فقط حاوی ترمینالها است. طول بخش سر توسط کاربر تعیین شده و طول بخش دم بر اساس حداکثر تعداد آرگومانهای توابع موجود در ژن و طول سر محاسبه می گردد. این ساختار منحصر به فرد، اعتبار ژنها را تضمین کرده و همواره به یک ET صحیح و یکسان ختم می شود که ضعف موجود در GP را پوشش می دهد. فریرا گزارش داده است که استفاده از کروموزومهای چند ژنی می تواند پیچیدگی، برازندگی<sup>۵</sup> و دقت مدلها را توسعه یافته را به میزان قابل توجهی افزایش دهد [51]. در الگوریتم GEP، ترمینالها شامل متغیرهای ورودی و ثابتها بوده و توابع نیز عملیات حسابی پایه، عملگرهای منطقی بولی و توابع جبری را در برمی گیرند. این ویژگی، امکان یادگیری دادههای پیچیده را به صورت ارائه متغیرهای ورودی و خروجی با توجه به توابع و عملگرهای مدنظر پژوهشگران، به شکل عبارتی ساده و با اعتبار بالا فراهم می سازد. این عبارت تنها به یک ژن منتهی شده و یک درخت بیانی (ET) را می توان به عنوان یک رابطه ریاضی ساده بیان نمود.

در ساختار کروموزوم الگوریتم GEP، هر ژن به عنوان یک زیرمجموعه از ET (Sub-ET) شناخته می شود. بنابراین، یک کروموزوم حاصل ترکیب این مجموعه Sub-ET است. پیچیدگی روابط میان متغیرهای ورودی و خروجی توسط تعداد و طول ژنها، توابع انتخاب شده و نوع تابع پیوندی<sup>۶</sup> (ضرب و تقسیم در مقایسه با جمع و تفریق) تعیین می گردد. هر ژن دارای بخشهای فعال (کدگذاری شده) و غیرفعال است که به ترتیب تحت عنوان قابهای خواندن باز<sup>۷</sup> (ORF) و غیرکدگذاری<sup>۸</sup> (NC) نامیده می شوند. در فرآیند GEP، ET بر اساس تناسب خود، در فرآیند انتخاب برای ایجاد کروموزومهای جدید نقش دارند. عملگر ژنتیکی<sup>۹</sup> نیز کروموزومها را در طول مرحله تولید مثل تغییر می دهد، نه ET مربوطه را [48]. عملگرهای ژنتیکی نظیر جهش<sup>۱۰</sup>، وارون سازی<sup>۱۱</sup>، جایجایی<sup>۱۲</sup> و نوترکیبی<sup>۱۳</sup>، نقشی کلیدی در فرآیند تکامل و بهینه سازی راه حلها در الگوریتم GEP ایفا می کنند. این عملگرها با مکانیزمهای متنوع، حفظ تنوع در جمعیت و کاوش فضای جستجو را میسر می سازند [51].

عملگر جهش با ایجاد تغییرات تصادفی در سطح نمادهای تشکیل دهنده ژنها، موجب جایگزینی یک یا چند نماد در ناحیه سر یا دنباله ژنها با نمادهای دیگری از مجموعه توابع یا ترمینالها می شود. در فرآیند جهش، در قسمت سر کروموزوم، توابع و ترمینالها می توانند به یکدیگر تبدیل شوند، اما در قسمت دم تنها ترمینالها قابل تبدیل به ترمینال دیگر هستند [51]. نوترکیبی نیز با تبادل بخشهایی از دو

<sup>1</sup> Ferreira

<sup>2</sup> Expression Trees

<sup>3</sup> Head

<sup>4</sup> Tail

<sup>5</sup> fitness

<sup>6</sup> Linking Function

<sup>7</sup> Open-Reading Frame

<sup>8</sup> Non-Coding

<sup>9</sup> Genetic Operators

<sup>10</sup> Mutation

<sup>11</sup> Inversion

<sup>12</sup> Transposition

<sup>13</sup> Recombination

کروموزوم والد، در سه نوع تک نقطه‌ای، دونقطه‌ای و ژنی پیاده‌سازی می‌شود. در حالت تک نقطه‌ای، کروموزوم‌ها از یک نقطه تصادفی شکسته شده و قطعات حاصل جابجا می‌شوند. در نوع دونقطه‌ای، قطعه میانی کروموزوم‌ها با انتخاب دو نقطه شکست، با هم تعویض می‌گردد [۵۱]. در نوترکیبی ژنی، ژن‌های متناظر کروموزوم‌ها با یکدیگر مبادله می‌شوند [۴۹]. جابجایی شامل سه نوع عملگر IS، RIS و ژنی است که به ترتیب امکان جابجایی زیررشته‌های کوتاه، زیررشته‌های با ریشه و ژن‌ها را در درون یک کروموزوم فراهم می‌کنند. عملگر وارون‌سازی با معکوس کردن جهت یک زیررشته در ناحیه سر کروموزوم، به ایجاد تنوع کمک می‌کند [۴۹].

انتخاب اندازه مناسب جمعیت که نشان‌دهنده تعداد کروموزوم‌ها است، به تعداد راه‌حل‌های ممکن و پیچیدگی مسئله وابسته است. با افزایش اندازه جمعیت و طول کروموزوم‌ها، زمان اجرای الگوریتم GEP افزایش یافته، اما در عین حال مدل ارائه شده پیچیده‌تر و دقیق‌تر خواهد بود. در گام بعدی توسعه مدل‌های GEP، ساختار درختی کروموزومی با تعیین سرهای فریم‌ها و تعداد ژن‌های تشکیل‌دهنده آن‌ها طراحی می‌شود. پیچیدگی هر عبارت در مدل GEP با اندازه سر (head size) و تعداد عبارات با تعداد ژن‌ها در ساختار کروموزومی توصیف می‌شود. هر ژن با زیرمجموعه‌ای از درخت‌های بیانی (Sub-ETs) مشخص شده و درخت‌های بیانی کامل (ET) با ترکیب چند Sub-ET توسط یک تابع پیوند فرضی تولید می‌شوند [۵۱]. در این پژوهش، از تابع پیوند جمع برای پیوند دادن عبارات ریاضی کدگذاری شده در هر ژن، زمانی که تعداد ژن‌های مورد نظر در مدل‌سازی بیشتر از ۱ باشد، استفاده شده است.

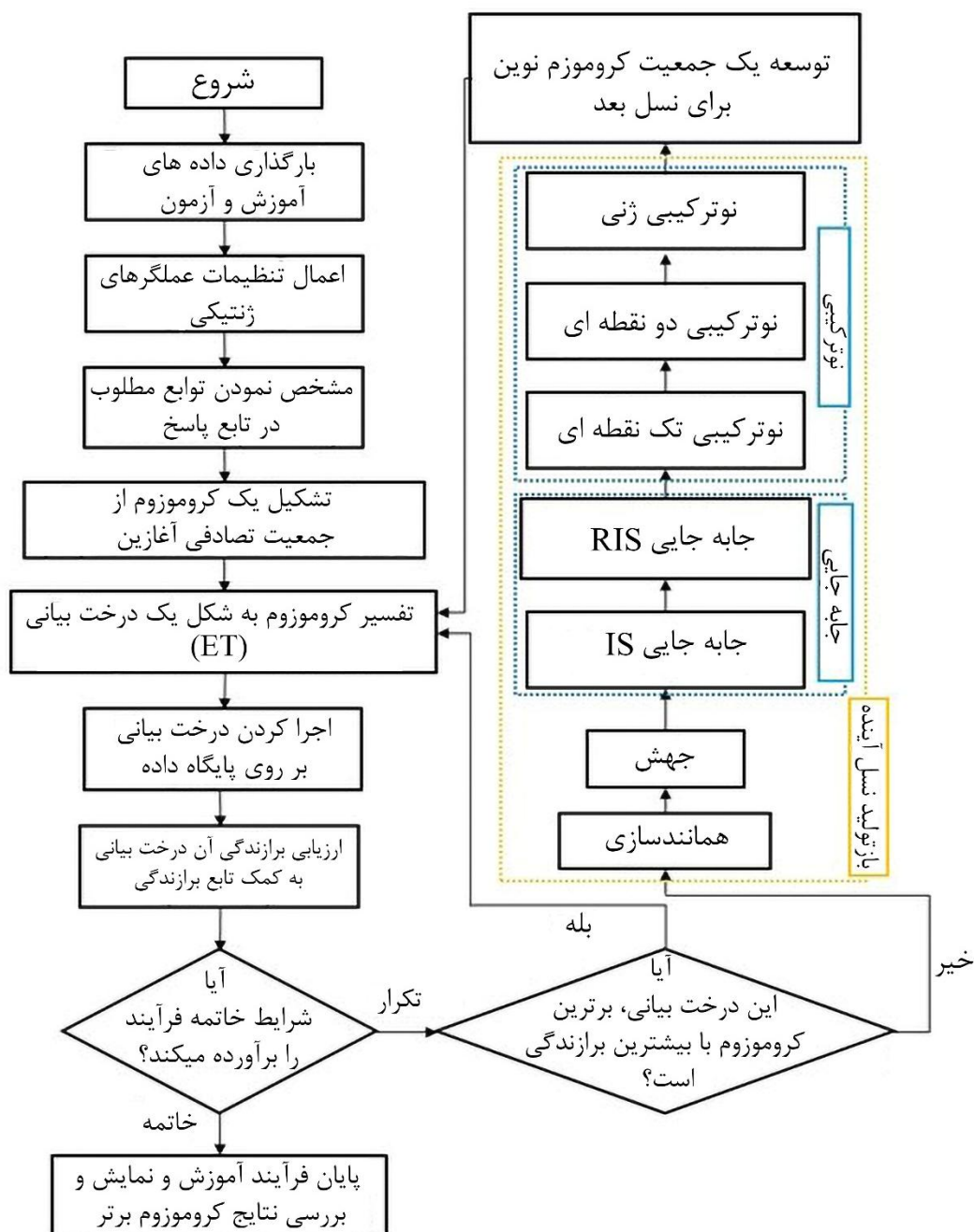
پس از اعمال تنظیمات عملگرها، روند توسعه مدل‌ها تا زمانی ادامه می‌یابد که اندازه جمعیت کروموزوم‌ها در هر مدل به حد نهایی تعیین شده برسد و برازندگی و دقت مدل‌ها در محدوده مطلوب قرار گیرد. در این مرحله، مدل‌های توسعه یافته فرآیند آموزش را با موفقیت به پایان رسانده‌اند. بهترین کروموزوم (رابطه پاسخ) در هر جمعیت، که بالاترین برازندگی را دارد، به عنوان یک ET ذخیره می‌شود. برای ارزیابی برازندگی برنامه‌های تکامل یافته در مدل‌ها، از معیار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین مربعات خطا (MSE) استفاده می‌شود. در نهایت درخت بیانی برترین کروموزوم در مدل‌های توسعه داده شده به صورت پس‌ترتیبی<sup>۱</sup> خوانده می‌شود. ترجمه درخت به فرمول ریاضی از پایین‌ترین سطح درخت بیانی که تنها شامل ترمینال‌ها (متغیرهای ورودی یا ثابت‌ها) هستند آغاز می‌شود و به سمت بالا با اعمال عملگرهای ریاضی (جمع، تفریق، ضرب، تقسیم، توان و توابع ریاضی) که در گره‌های میانی و بالایی درخت قرار دارند، ادامه می‌یابد. پس از ترجمه کامل درخت، عبارات ریاضی حاصل ساده‌سازی شده و رابطه ریاضی ترجمه شده از برترین کروموزوم مدل به دست می‌آید. به منظور تعیین عملگرهای ژنتیکی و تعداد مطلوب ژن‌ها و اندازه جمعیت برای دستیابی به مدل بهینه، از روش آزمون و خطا بهره گرفته شده است. برای توسعه مدل‌های تجربی بر اساس روش GEP، از نرم‌افزار GeneXpro Tools نسخه ۵/۰ استفاده شده است.

در این پژوهش، به منظور حصول اطمینان از آموزش جامع و دقیق مدل‌ها، ۸۰ درصد از مجموعه داده‌ها به عنوان داده‌های آموزشی و ۲۰ درصد به عنوان داده‌های آزمون در نظر گرفته شدند. همچنین، در این تحقیق، جهت دستیابی به مدل بهینه، فرآیند آزمون و خطا و بررسی ترکیبات گوناگونی از ضرایب و عملگرهای ژنتیک به کار گرفته شد و در این فرآیند ضرایب و عملگرهای توصیه شده توسط سایر پژوهشگران نیز مورد بررسی قرار گرفت [۴۸،۵۲،۵۳]. با هدف دستیابی به مدلی با حداقل پیچیدگی و پیشگیری از وقوع پدیده بیش‌برازش<sup>۲</sup>، فرآیند مدل‌سازی با کروموزوم‌هایی مشتمل بر یک ژن با طول سر ۸ و عملگرهای محاسباتی ریاضی اصلی (+، -، × و /) آغاز شد. برای دستیابی به بهترین مدل و رابطه، ۳۰ ساختار متمایز طراحی گردید و هر مدل، ۲۰ بار مورد اجرا قرار گرفت. بدین ترتیب، در مجموع ۶۰۰ مدل و فرمول ریاضی ارزیابی شدند تا مدل‌های بهینه با بیشترین دقت و کمترین پیچیدگی شناسایی گردند.

کارایی و عملکرد مدل‌های توسعه یافته، علاوه بر نمایش گرافیکی نتایج، با بهره‌گیری از معیارهای ارزیابی عددی نظیر ضریب همبستگی ( $R^2$ )، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE)، ریشه نسبی مربعات خطا (RRSE) و میانگین نسبی مطلق خطا (RAE) سنجیده می‌شود. توابع معیارهای ارزیابی استفاده شده در این پژوهش در روابط (۱) تا (۵) ارائه شده‌اند. در این روابط  $h$  بیانگر مقدار واقعی و  $p$  بیانگر مقدار پیش‌بینی شده و  $n$  تعداد داده‌های موجود است. در نهایت، مدلی که بر اساس معیارهای ارزیابی، بهترین عملکرد را به نمایش بگذارد، به عنوان مدل بهینه و برتر الگوریتم GEP انتخاب خواهد شد. بدین ترتیب، با طی مراحل فوق و گزینش

<sup>1</sup> Post-Order  
<sup>2</sup> Overfitting

مدل‌های بهینه، فرآیند توسعه مدل‌های پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن خود متراکم حاوی سنگدانه بازیافتی در دماهای بالا با استفاده از الگوریتم GEP به سرانجام می‌رسد. در شکل ۳ فلوجارت الگوریتم GEP مورد استفاده در این پژوهش به نمایش گذاشته شده است.



شکل ۳: فلوجارت الگوریتم GEP اجرا شده در این پژوهش

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

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |h_i - p_i|}{n} \quad (2)$$

$$R^2 = \frac{[(n \sum_{i=1}^n h_i \times p_i) - (\sum_{i=1}^n h_i) \times (\sum_{i=1}^n p_i)]^2}{[n \sum_{i=1}^n h_i^2 - (\sum_{i=1}^n h_i)^2] \times [n \sum_{i=1}^n p_i^2 - (\sum_{i=1}^n p_i)^2]} \quad (3)$$

$$RRSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (h_i - p_i)^2}{\sum_{i=1}^n [h_i - (\frac{\sum_{i=1}^n h_i}{n})]^2}} \quad (4)$$

$$RAE = \frac{\sum_{i=1}^n |h_i - p_i|}{\sum_{i=1}^n |h_i - (\frac{\sum_{i=1}^n h_i}{n})|} \quad (5)$$

#### ۴- تعریف و ساختار بندی مدل‌ها

پس از تکمیل فرآیند آموزش مدل، توسعه جمعیت و انجام آزمایش‌های متعدد برای دستیابی به ساختار بهینه الگوریتم GEP، چهار مدل برتر در جدول ۲ ارائه شدند. در این جدول، اطلاعات ساختاری کلیدی مدل‌های GEP شامل اندازه جمعیت، طول کروموزوم، تعداد ژن‌ها در هر کروموزوم، تابع پیوند، تابع شایستگی، اندازه سر و دم هر ژن، توابع ریاضی و منطقی استفاده شده در هر کروموزوم، و عملگرهای ژنتیکی با ضرایب مربوطه آنها ارائه شده است.

اندازه جمعیت نشان‌دهنده تعداد کروموزوم‌های حاضر در هر نسل است که از بین آنها کروموزوم‌هایی با برازندگی بالاتر انتخاب می‌شوند. طول کروموزوم به طول رشته تشکیل‌دهنده هر کروموزوم اشاره دارد. تعداد ژن‌ها در هر کروموزوم پیچیدگی و انعطاف‌پذیری مدل را تعیین می‌کند. تابع پیوند نحوه ترکیب مجموعه Sub-ET حاصل از هر ژن برای شکل‌دهی ET نهایی را مشخص می‌کند. تابع شایستگی به عنوان معیاری برای ارزیابی کیفیت هر کروموزوم و تطابق آن با داده‌های هدف عمل می‌کند. پارامترهای سر و دم هر ژن، ساختار و پیچیدگی ET حاصل از آن ژن را تعیین می‌کنند. توابع به کار رفته در هر کروموزوم شامل عملگرهای ریاضی، مقایسه‌ای و منطقی هستند که امکان ایجاد روابط غیرخطی بین متغیرها را فراهم می‌کنند. عملگرهای ژنتیکی مانند جهش، وارونگی و ترکیب، با ضرایب مشخص شده، تنوع

جمعیت را حفظ می کنند و جستوجو فضای پاسخ را ارتقا می بخشند. انتخاب ترکیب بهینه این پارامترها و عملگرها به توسعه مدل هایی با ساختار بهینه و عملکرد پیش بینی برتر بر روی این مجموعه داده منجر شده است.

جدول ۲: ساختار مدل های GEP تعریف شده.

مدل های منتخب				تنظیمات عملگرها
GEP1	GEP2	GEP3	GEP4	
۱۵۰۰۰	۱۷۰۰۰	۱۳۰۰۰	۱۶۰۰۰	اندازه جمعیت
۹۵	۷۰	۷۰	۷۰	طول کروموزمها
۱۵	۱۰	۱۰	۱۰	طول بخش سر ژن
۳	۳	۳	۳	تعداد ژن ها
۱۶	۱۱	۱۱	۱۱	طول بخش دم ژن
۳۱	۲۱	۲۱	۲۱	طول هر ژن
تابع جمع (Addition)				تابع پیوند
MSE	RMSE	MSE	RMSE	تابع برازندگی
+, -, *, /, Sqrt, Nop, X <sup>2</sup>	+, -, *, /, Sqrt, 3Rt, Nop, X <sup>2</sup> , X <sup>3</sup>	+, -, *, /, Sqrt, Nop, X <sup>2</sup>	+, -, *, /, Sqrt, 3Rt, Nop, X <sup>2</sup> , X <sup>3</sup>	عملگرهای ریاضی (مطابق نرم افزار)
	۰/۰۰۱۳۸			نرخ جهش
	۰/۰۰۵۴۶			نرخ وارون سازی
	۰/۰۰۵۴۶			IS نرخ جابجایی
	۰/۰۰۵۴۶			RIS نرخ جابجایی
	۰/۰۰۲۷۷			نرخ جابجایی ژن
	۰/۰۰۲۷۷			نرخ باز ترکیبی تک نقطه ای
	۰/۰۰۲۷۷			نرخ باز ترکیبی دو نقطه ای
	۰/۰۰۲۷۷			نرخ باز ترکیبی ژن
	۴			تعداد اعداد ثابت در هر ژن

## ۵- بحث و بیان نتایج مدلسازی

جدول ۳ نتایج معیارهای ارزیابی مدل های ساخته شده را نشان می دهد. پس از ارزیابی سنجشها مشخص شد که مدل GEP3 کمترین میزان خطا را داشته و دقیق ترین پیش بینی ها را نسبت به مدل های دیگر انجام داده است. پارامترهای آماری مدل GEP3 شامل RMSE، MAE، R<sup>2</sup>، RRSE و RAE برای هر دو مجموعه آموزش و آزمون محاسبه شد. برای مجموعه آموزش، مقادیر به ترتیب ۴/۸۴۲۲، ۰/۲۵۶۱ و ۰/۲۷۸۵، ۰/۹۲۸۱، ۴/۶۹۳۳، ۵/۸۶۴۵، به ترتیب ۰/۱۹۷۶ و ۰/۲۲۹۳، ۰/۹۴۷۴، ۳/۶۲۶۱ بود. این یافته ها نشان می دهد که مدل GEP3 یک پیش بینی قابل اعتماد و موثر است. همچنین مدل GEP3 از منظر ساختاری، آماری و فیزیکی نسبت به سایر مدل ها (GEP1، GEP2، GEP4) برتری قابل توجهی نشان می دهد. این مدل با بهره گیری از مجموعه محدودتر عملگرهای ریاضی (در مقایسه با GEP2 و GEP4)، طول کروموزوم و بخش سر کوتاه تر (در مقایسه با GEP1) و اندازه جمعیت کمتر، پیچیدگی محاسباتی را کاهش داده و سرعت همگرایی به دقت و خطا مطلوب را افزایش داده است. بنظر می رسد استفاده از تابع برازندگی MSE در

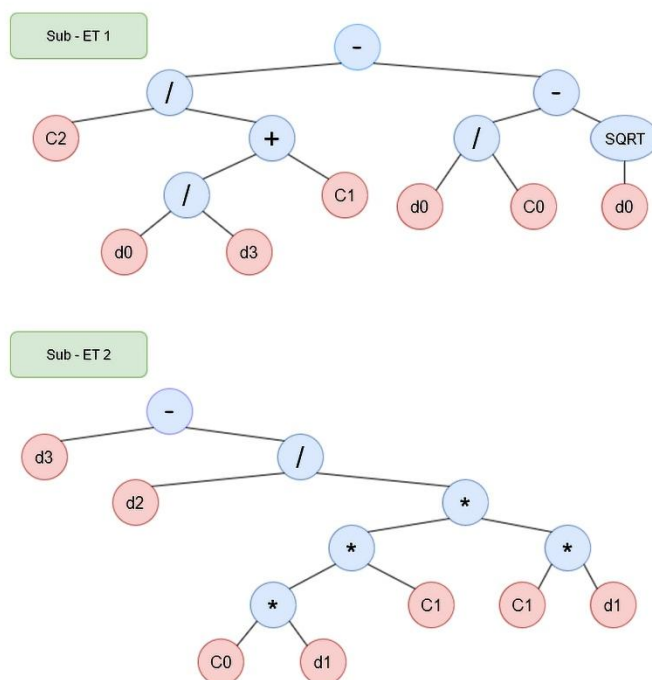
مدل GEP3 (در مقایسه با RMSE در مدل‌های GEP2 و GEP4) به بهینه‌سازی دقیق‌تر پارامترهای مدل کمک کرده است. شکل ۴، ET مدل GEP3 را نشان می‌دهد. رابطه زیر بر پایه الگوی GEP3 در دسترس قرار گرفته است.

$$f_{c,cy} = \sqrt{d_0} - 0.1121 \times d_0 + \frac{0.0012 \times d_2}{d_1^2} + d_3 + \frac{8.7381 \times d_3}{d_0 - 2.4951 \times d_3} \quad (6)$$

جدول ۳: نتایج ۴ مدل برتر توسعه داده شده.

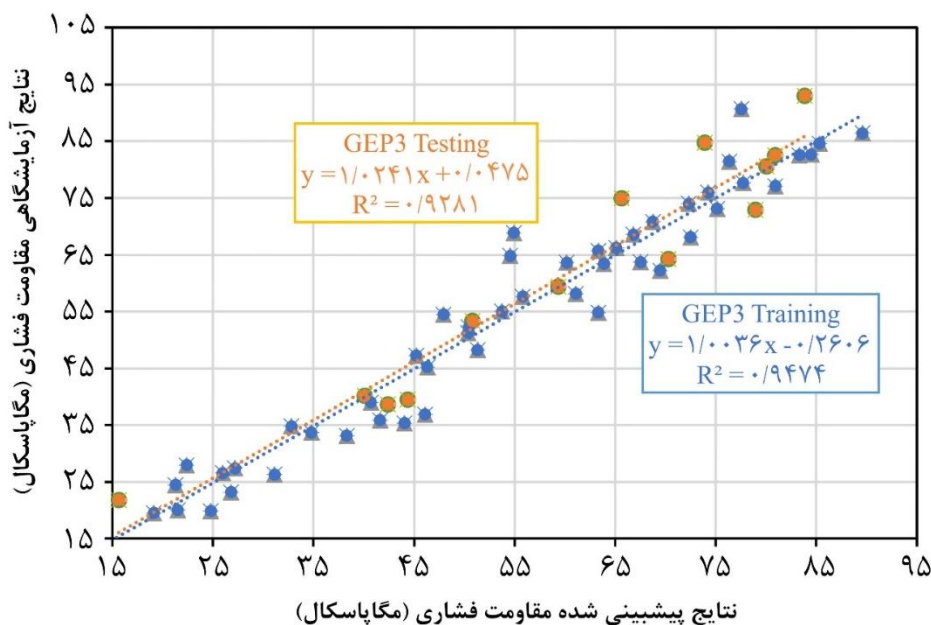
معیارهای آماری					مدل‌ها
RRSE	RAE	MAE	RMSE	R <sup>2</sup>	
۰/۲۳۸۳	۰/۱۹۵۳	۳/۵۸۴۳	۵/۰۳۱۸	۰/۹۴۳۳	GEP1
۰/۳۴۸۱	۰/۳۲۶۳	۵/۹۸۰۲	۷/۳۳۲۲	۰/۹۰۹۹	
۰/۲۴۹۳	۰/۲۱۸۸	۴/۰۱۳۸	۵/۲۶۴۲	۰/۹۳۹۰	GEP2
۰/۳۴۸۶	۰/۲۸۹۸	۵/۳۱۰۵	۷/۳۴۰۹	۰/۸۸۹۶	
۰/۲۲۹۳	۰/۱۹۷۶	۳/۶۲۶۱	۴/۸۴۲۲	۰/۹۴۷۴	GEP3
۰/۲۷۸۵	۰/۲۵۶۱	۴/۶۹۳۳	۵/۸۶۴۵	۰/۹۲۸۱	
۰/۲۲۷۳	۰/۱۸۹۹	۳/۴۸۴۷	۴/۸۰۱۳	۰/۹۴۸۳	GEP4
۰/۳۳۰۸	۰/۳۴۶۸	۶/۳۵۵۴	۶/۹۶۸۶	۰/۸۹۲۵	

با توجه به ET مدل GEP3 ارائه شده در شکل ۴، رابطه (۶) به عنوان دقیق‌ترین رابطه، از ترجمه مستقیم درخت بیان ژنی شکل ۴ بدست می‌آید. لازم به ذکر است که تمامی پارامترهای تعریف شده در ET برای مدل GEP3 که شامل  $d_0$ ،  $d_1$ ،  $d_2$  و  $d_3$  است، به ترتیب بیانگر دما انجام آزمایش مقاومت فشاری، نسبت آب به سیمان (W/C)، مقدار سنگدانه بازیافتی درشت مورد استفاده در طرح اختلاط (RCA(Kg/m<sup>3</sup>)) مقاومت فشاری نمونه در دمای اتاق ( $f_{c,cy}$  (MPa)) اشاره دارد.



شکل ۴: نمایش درخت بیانی مدل GEP3.

مطابق با فرمول GEP3، شکل ۵ یک همبستگی قوی بین نتایج پیش‌بینی شده و نتایج آزمایشگاهی برای مدل GEP3 را نشان می‌دهد که هم مجموعه‌های آموزشی و هم آزمون را پوشش می‌دهد. این نشان می‌دهد که پیش‌بینی‌های مدل بسیار دقیق و قابل اعتماد هستند و می‌توانند با دقت بالایی مقاومت فشاری بتن خودمتراکم با سنگدانه بازیافتی را در دماهای بالا پیش‌بینی کنند.



شکل ۵: نمایش همبستگی میان نتایج آزمایشگاهی و نتایج پیش‌بینی شده توسط مدل GEP3 در مجموعه داده‌های آموزش و آزمون.

## ۶- آنالیز حساسیت و بررسی اهمیت

تحلیل حساسیت یکی از ارکان اساسی در ارزیابی عملکرد و اعتبارسنجی مدل‌های محاسباتی و شبیه‌سازی است که به منظور درک عمیق‌تر رفتار سیستم و تعیین میزان تأثیرگذاری پارامترهای ورودی بر خروجی‌های مدل مورد استفاده قرار می‌گیرد [۵۴]. با توجه به ماهیت غیرخطی پارامترهای ورودی مانند نسبت آب به سیمان (W/C) و تأثیر دمای هدف (Temperature) و همچنین اثرات پیچیده آنها بر مقاومت فشاری بتن، این پژوهش بر استفاده از روش‌های تحلیل حساسیتی متمرکز شد که قادر به ارزیابی اثرات غیرخطی پارامترها بر خروجی‌های مدل باشند. علاوه بر این، استقلال از داده‌های آزمایشگاهی محدود موجود به عنوان یکی از معیارهای انتخاب روش تحلیل حساسیت در نظر گرفته شد تا بر محدودیت‌های ناشی از کمبود نمونه‌های آزمایشگاهی غلبه شود. بر این اساس، در پژوهش حاضر، به منظور ارزیابی جامع حساسیت مدل‌های توسعه یافته GEP در پیش‌بینی مقاومت فشاری باقیمانده بتن خودمتراکم با سنگدانه بازیافتی پس از قرارگیری در معرض دماهای بالا، از روش تحلیل حساسیت سوبل<sup>۱</sup> [۵۵]، استفاده شده است. این روش که بر پایه تجزیه واریانس عمل می‌کند، به دلیل توانایی در تشخیص اثرات غیرخطی و متقابل پارامترها، استقلال از توزیع داده‌های ورودی، و مقیاس‌پذیری مناسب، به عنوان یکی از قدرتمندترین و پرکاربردترین روش‌های تحلیل حساسیت کلی<sup>۲</sup> شناخته می‌شود [۵۶].

در این مطالعه، با بهره‌گیری از کتابخانه SALib در زبان برنامه‌نویسی پایتون<sup>۳</sup> [۵۷] و الگوریتم نمونه‌برداری سلتنلی<sup>۴</sup> [۵۸]، که یک روش شبه‌تصادفی پیشرفته مبتنی بر دنباله‌های سوبل است، تعداد ۵۱۲ نمونه در فضای پارامتری تولید گردید. این حجم نمونه با توجه به

<sup>1</sup> Sobol Sensitivity Analysis

<sup>2</sup> Global Sensitivity Analysis

<sup>3</sup> Python Programming Language

<sup>4</sup> Saltelli

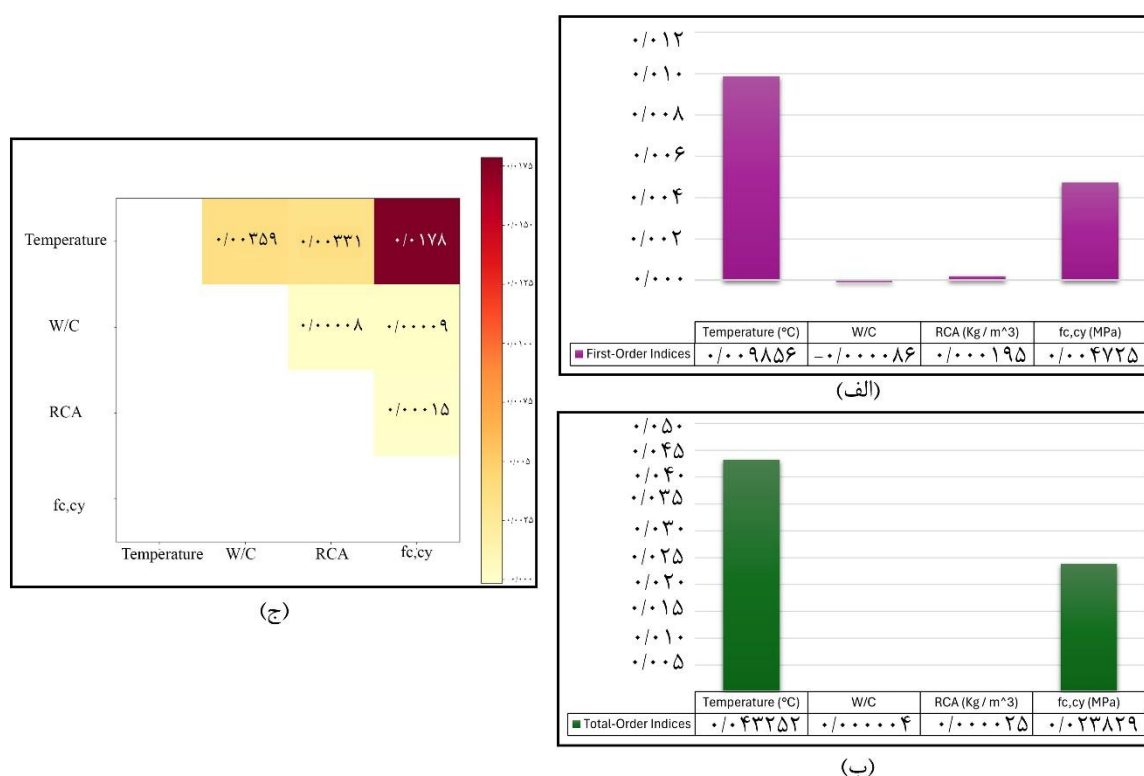
مطالعات پیشین و تحلیل همگرایی نتایج انتخاب شده است تا تعادل مناسبی بین دقت محاسبات و هزینه‌های محاسباتی برقرار گردد. الگوریتم سلتلی با بهره‌گیری از روش‌های نمونه‌برداری هوشمند، پوشش مناسبی از فضای پارامتری را تضمین می‌کند و امکان محاسبه دقیق شاخص‌های حساسیت را فراهم می‌آورد. در روش سوبل، دو شاخص کلیدی مورد محاسبه قرار می‌گیرند: شاخص حساسیت مرتبه اول<sup>۱</sup> ( $S_i$ ) که نشان‌دهنده اثرات مستقیم هر پارامتر است، و شاخص حساسیت کل<sup>۲</sup> ( $ST_i$ ) که دربرگیرنده تمامی اثرات مستقیم و متقابل پارامتر با سایر متغیرهای ورودی می‌باشد [۵۶،۵۹]. این رویکرد دوگانه امکان شناسایی نه تنها مهم‌ترین پارامترهای تأثیرگذار بر خروجی مدل را فراهم می‌کند، بلکه میزان پیچیدگی و درهم‌تنیدگی اثرات متقابل پارامترها را نیز آشکار می‌سازد [۶۰]. علاوه بر این، استفاده از روش سوبل این امکان را فراهم می‌آورد تا بدون نیاز به داده‌های آزمایشگاهی گسترده، تحلیل حساسیت جامعی بر روی مدل‌های توسعه یافته انجام شود، که این امر یکی از مزایای قابل توجه روش انتخاب شده در مقایسه با سایر روش‌های تحلیل حساسیت محسوب می‌گردد.

در مدل GEP3 که مقاومت باقیمانده بتن خودمتراکم با سنگدانه بازیافتی پس از قرار گرفتن در معرض دمای بالا را تخمین می‌زند، دمای هدف آزمایش (Temperature (°C)) به عنوان مهم‌ترین پارامتر با شاخص حساسیت کل ۰/۰۴۳۲ و شاخص حساسیت مرتبه اول ۰/۰۰۹۸ شناسایی شد (شکل ۶ (الف) و (ب)). این امر بر اهمیت ویژه پارامتر دما بر خواص مکانیکی بتن با سنگدانه بازیافتی تأکید دارد. علاوه بر این، مقاومت فشاری بتن با سنگدانه بازیافتی در دمای اتاق با شاخص حساسیت کل ۰/۰۲۳۸ (شکل ۶ (ب)) دومین پارامتر تأثیرگذار در مدل GEP3 بود. اندرکنش قابل توجه بین  $f_{c,cy}$  و دما (Temperature) با شاخص حساسیت مرتبه دوم<sup>۳</sup> ۰/۰۱۷۸ (شکل ۶ (ج)) نشان‌دهنده ضرورت در نظر گرفتن اثرات متقابل این پارامترها است. این تأثیر و اهمیت همچنین نشان می‌دهد که باید محدوده‌های مختلف مقاومت فشاری بتن مورد بررسی قرار گیرد، لذا تحقیق در مورد بتن‌های با مقاومت‌ها و دسته‌بندی‌های متنوع و طرح اختلاط‌های متفاوت مانند بتن با مقاومت بالا، بتن سبک و بتن با کارایی بالا که در صنعت کاربرد گسترده‌ای دارند، با سنگدانه‌های بازیافتی تحت دماهای بالا ضروری به نظر می‌رسد. به طور کلی، بر اساس نتایج تحلیل حساسیت بررسی شده در این پژوهش، می‌توان نتیجه گرفت که دسته‌بندی محدوده دمایی و بررسی خواص مکانیکی بتن در بازه‌های محدودتر دمایی می‌تواند منجر به بررسی دقیق‌تر و روابط با کارایی و پاسخگویی بهتر شود. علاوه بر این، بررسی بتن بازیافتی با مقاومت‌ها و طرح‌های اختلاط گسترده‌تر و دسته‌بندی هدفمند برای بررسی تأثیر نوع بتن با سنگدانه‌های بازیافتی می‌تواند رویکرد مناسبی برای افزایش آگاهی در مورد این نوع بتن سازگار با محیط زیست باشد.

<sup>1</sup> First-Order Sensitivity Index

<sup>2</sup> Total-Order Sensitivity Index

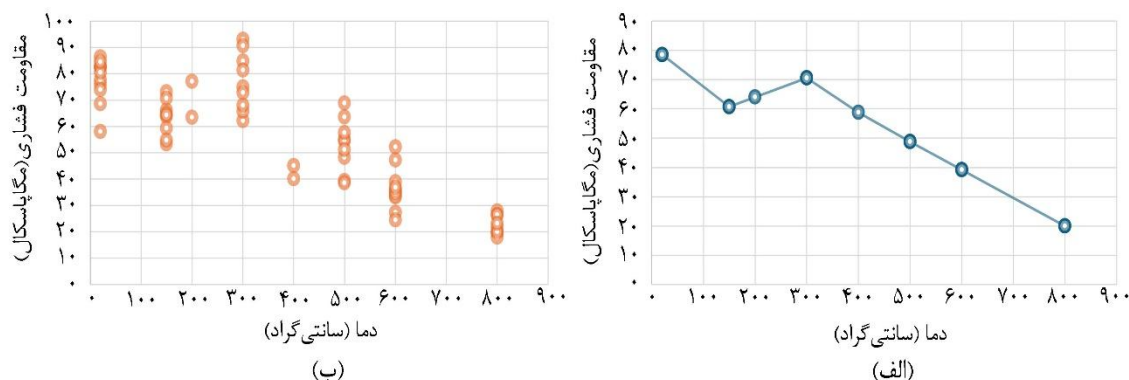
<sup>3</sup> Second-Order Sensitivity Index



شکل ۶: نتایج آنالیز حساسیت سوپل: (الف) شاخص حساسیت مرتبه اول، (ب) شاخص حساسیت کل و (ج) شاخص حساسیت مرتبه دوم.

همچنین به منظور بررسی ارتباط مقاومت فشاری بتن خودمتراکم در دماهای بالا پیش‌بینی شده با متغیر مستقل دما (Temperature) در رابطه (۶) و تحلیل تغییرات آن در محدوده دمایی مختلف، یک تحلیل پارامتریک انجام شد. در این تحلیل، برای متغیرهای مستقل به جز دما ( $d_1$ ،  $d_2$  و  $d_3$ )، مقادیر میانگین آنها در پایگاه داده قرار داده شد و رابطه‌های تنها بر حسب دما به دست آمد. نمودار حاصل برای محدوده دمایی ۲۵ تا ۸۰۰ درجه سانتی‌گراد ترسیم گردید (شکل ۷ (الف)). از آنجایی که بخشی از رابطه (۶) به شکل کسری است، برای تحلیل صحیح رفتار نمودار در نزدیکی دمای ۲۰۰ درجه سانتی‌گراد، از مقدار درونیابی شده بین دماهای ۱۵۰ و ۳۰۰ درجه سانتی‌گراد استفاده شد. مقایسه نمودار مدل GEP3 با پراکندگی داده‌های واقعی (شکل ۷ (ب)) نشان می‌دهد که مدل توانسته روند تغییرات مقاومت فشاری بتن خودمتراکم با سنگدانه بازیافتی را در دماهای مختلف با دقت خوبی پیش‌بینی کند.

تحلیل نمودار حاصل از رابطه (۶) نشان می‌دهد که در محدوده دمایی ۲۵ تا ۲۰۰ درجه سانتی‌گراد، ابتدا یک کاهش و سپس افزایش مقاومت فشاری رخ می‌دهد که این رفتار در داده‌های آزمایشگاهی پایگاه داده نیز مشاهده می‌شود. گارسیا ترانکوسو و همکاران [۲۵] نیز این افزایش مقاومت در دمای ۲۰۰ درجه سانتی‌گراد را گزارش کرده و آن را به افزایش نرخ تبخیر آب آزاد و تحریک نیروهای واندروالس نسبت داده‌اند. پس از دمای ۲۰۰ درجه سانتی‌گراد، مقاومت فشاری با شیب تقریباً یکنواختی کاهش می‌یابد که مطابق پژوهش‌ها می‌تواند ناشی از تجزیه محصولات هیدراتاسیون مانند هیدروکسید کلسیم و سیلیکات کلسیم، ایجاد فشار بالا در بتن در اثر تبخیر آب و تشکیل ترک‌های بیشتر، و همچنین عدم تطابق حرارتی بین سنگدانه و ماتریس سیمان باشد [۲۵، ۳۹]. این تحلیل نشان می‌دهد که مدل GEP3 به خوبی توانسته مکانیزم‌های فیزیکی مؤثر بر مقاومت فشاری بتن در دماهای مختلف را درک و مدل‌سازی کند.



شکل ۷: نمودار تغییرات مقاومت فشاری بتن خود متراکم با سنگدانه بازیافتی بر حسب دما: (الف) نتیجه شده از رابطه (۶) و (ب) پایگاه داده توسعه داده شده

## ۷- نتیجه گیری

در این پژوهش، با هدف ارائه یک مدل پیش‌بینی دقیق برای مقاومت فشاری بتن خودمتراکم حاوی سنگدانه‌های بازیافتی (SCRAC) در دماهای بالا، از روش برنامه‌نویسی بیان ژنی (GEP) استفاده شد. پایگاه داده‌ای جامع شامل ۶۲ نمونه آزمایشگاهی از ۱۱ طرح اختلاط متفاوت جمع‌آوری گردید و چهار مدل GEP با در نظر گرفتن متغیرهای کلیدی شامل نسبت آب به سیمان، مقدار سنگدانه بازیافتی، دما و مقاومت فشاری در دمای اتاق توسعه داده شد. مدل‌های ارائه شده با بهره‌گیری از الگوریتم تکاملی GEP، روابط غیرخطی پیچیده بین متغیرهای ورودی و مقاومت فشاری SCRAC را با دقت بالا کشف و ارائه نمودند. از میان این مدل‌ها، مدل GEP3 با ضریب همبستگی بالایی عملکرد بهتری نشان داد و دقت بالای آن تأیید شد. نتایج این پژوهش نشان داد که GEP ابزار مؤثری برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن خودمتراکم (SCC) حاوی سنگدانه‌های بازیافتی (RA) در دماهای بالا بوده است. تحلیل‌ها نشان داد که استفاده از RA در SCC، علاوه بر بهبود خواص مکانیکی در دماهای بالا، می‌تواند به کاهش مصرف سنگدانه‌های طبیعی و کاهش اثرات زیست‌محیطی ضایعات ساختمانی کمک کند. همچنین، نتایج حاکی از آن بوده است که ترکیب SCC با RA می‌تواند یک رویکرد پایدار برای تولید بتن مقاوم در شرایط دمایی بالا ارائه دهد. این یافته‌ها بر اهمیت استفاده از مصالح بازیافتی در راستای توسعه پایدار و بهینه‌سازی عملکرد بتن در شرایط حرارتی تأکید داشته‌اند. همچنین، بر اساس خروجی الگوهای توسعه یافته، می‌توان به یافته‌های زیر اشاره کرد:

(۱) نتایج عددی نشان داد که الگوریتم GEP قادر است روابط غیرخطی پیچیده میان متغیرهای طرح اختلاط، دما و مقاومت فشاری بتن را به خوبی شبیه‌سازی کند.

(۲) مدل پیشنهادی GEP3 توانست با ضریب همبستگی ( $R^2$ ) برابر با ۰/۹۴۷۴ برای داده‌های آموزش و ۰/۹۲۸۱ برای داده‌های آزمون، مقاومت فشاری بتن خودمتراکم حاوی سنگدانه‌های بازیافتی را در دماهای بالا با دقت بالایی پیش‌بینی کند.

(۳) همچنین، مدل GEP3 با مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) برابر با ۴/۸۴۲۲ برای داده‌های آموزش و ۵/۸۶۴۵ برای داده‌های آزمون به عنوان مدل برتر شناخته شد.

(۴) دمای هدف آزمایش با شاخص حساسیت کل ۰/۰۴۳۲ و شاخص حساسیت مرتبه اول ۰/۰۰۹۸ مهم‌ترین پارامتر تأثیرگذار بر مقاومت باقیمانده بتن خودمتراکم با سنگدانه بازیافتی پس از قرار گرفتن در معرض دمای بالا در مدل GEP3 شناسایی شد، درحالی‌که مقاومت فشاری در دمای اتاق با شاخص حساسیت کل ۰/۰۲۳۸ به‌عنوان دومین عامل تأثیرگذار تعیین گردید.

در مطالعات آینده، پیشنهاد می‌شود مدل ارائه شده با مجموعه داده‌های گسترده‌تر و طرح‌های اختلاط متنوع‌تری شامل بتن‌های با مقاومت بالا، بتن سبک، و بتن با کارایی بالا مورد اعتبارسنجی قرار گیرد. همچنین، بررسی اثرات متقابل دما و سایر متغیرهای مکانیکی بر دوام و رفتار بلندمدت بتن خودمتراکم با سنگدانه‌های بازیافتی می‌تواند به بهبود پیش‌بینی‌ها و افزایش قابلیت کاربرد مدل کمک کند. توسعه

مدل‌های پیشرفته‌تر با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق و ترکیب آن‌ها با روش‌های عددی نیز می‌تواند دقت پیش‌بینی مقاومت بتن در شرایط دمایی مختلف را افزایش دهد.

## مراجع

- [1] Hossain ,K.M.A., and Lachemi ,M. (2010). Fresh, mechanical, and durability characteristics of self-consolidating concrete incorporating volcanic ash. *Journal of Materials in Civil Engineering*. 22(7):651–7.
- [2] Okamura ,H., and Ouchi ,M. (2003). Self-compacting concrete. *Journal of advanced concrete technology*. 1(1):5–15.
- [3] Sharifi ,Y., Afshoon ,I., Firoozjaei ,Z., and Momeni ,A. (2016). Utilization of waste glass micro-particles in producing self-consolidating concrete mixtures. *international journal of concrete structures and materials*. 10:337–53.
- [4] Dehwah ,H.A.F. (2012). Mechanical properties of self-compacting concrete incorporating quarry dust powder, silica fume or fly ash. *Construction and Building Materials*. 26(1):547–51.
- [5] Siddique ,R., Aggarwal ,P., and Aggarwal ,Y. (2012). Influence of water/powder ratio on strength properties of self-compacting concrete containing coal fly ash and bottom ash. *Construction and Building Materials*. 29:73–81.
- [6] Badogiannis ,E.G., Sfikas ,I.P., Voukia ,D. V, Trezos ,K.G., and Tsvivilis ,S.G. (2015). Durability of metakaolin self-compacting concrete. *Construction and Building Materials*. 82:133–41.
- [7] Ranjbar ,N., Behnia ,A., Alsubari ,B., Birgani ,P.M., and Jumaat ,M.Z. (2016). Durability and mechanical properties of self-compacting concrete incorporating palm oil fuel ash. *Journal of Cleaner Production*. 112:723–30.
- [8] Zhu ,W., and Bartos ,P.J.M. (2003). Permeation properties of self-compacting concrete. *Cement and Concrete Research*. 33(6):921–6.
- [9] Siad ,H., Mesbah ,H.A., Mouli ,M., Escadeillas ,G., and Khelafi ,H. (2014). Influence of mineral admixtures on the permeation properties of self-compacting concrete at different ages. *Arabian Journal for Science and Engineering*. 39:3641–9.
- [10] Persson ,B. (2004). Fire resistance of self-compacting concrete, SCC. *Materials and structures*. 37:575–84.
- [11] Mňahončáková ,E., Pavlíková ,M., Grzeszczyk ,S., Rovnaní ,P., and Černý ,R. (2008). Hydric, thermal and mechanical properties of self-compacting concrete containing different fillers. *Construction and Building Materials*. 22(7):1594–600.
- [12] Rozière ,E., Granger ,S., Turcry ,P., and Loukili ,A. (2007). Influence of paste volume on shrinkage cracking and fracture properties of self-compacting concrete. *Cement and concrete composites*. 29(8):626–36.
- [13] Pournoori ,P., Davarpanah T.Q ,A., Rajaei ,A., Ghodrtnama ,M., Abrishami ,S., and Masoodi ,A.R. (2024). Experimental exploration of fracture behavior (pure mode III) in eco-friendly steel fiber-reinforced self-compacting concrete with waste tempered glass as coarse aggregates. *Scientific Reports* [Internet]. 14(1):1–27. Available from: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-58912-z>
- [14] Sadeghi-Nik ,A., Berenjhan ,J., Alimohammadi ,S., Lotfi-Omran ,O., Sadeghi-Nik ,A., and Karimaei ,M. (2019). The effect of recycled concrete aggregates and metakaolin on the mechanical properties of self-compacting concrete containing nanoparticles. *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*. 43:503–15.
- [15] Revilla-Cuesta ,V., Ortega-López ,V., Skaf ,M., and Manso ,J.M. (2022). Deformational behavior of self-compacting concrete containing recycled aggregate, slag cement and green powders under compression and bending: Description and prediction adjustment. *Journal of Building Engineering*. 54:104611.
- [16] Revilla-Cuesta ,V., Faleschini ,F., Zanini ,M.A., Skaf ,M., and Ortega-López ,V. (2021). Porosity-based models for estimating the mechanical properties of self-compacting concrete with coarse and fine recycled concrete aggregate. *Journal of Building Engineering*. 44:103425.

- [17] Baradaran ,S., Rahimi ,J., Ameri ,M., and Maleki ,A. (2024). Mechanical performance of asphalt mixture containing eco-friendly additive by recycling PET. *Case Studies in Construction Materials*. 20:e02740.
- [18] Sharifi ,Y., Houshiar ,M., and Aghebati ,B. (2013). Recycled glass replacement as fine aggregate in self-compacting concrete. *Frontiers of Structural and Civil Engineering*. 7:419–28.
- [19] Meena ,R.V., Jain ,J.K., Beniwal ,A.S., and Chouhan ,H.S. (2022). Sustainable self-compacting concrete containing waste ceramic tile aggregates: fresh, mechanical, durability, and microstructural properties. *Journal of Building Engineering*. 57:104941.
- [20] Amirmia ,M., Sheikhi ,M., Talebi ,N., Pournoori ,P., and Rajaei ,A. Evaluation of hardened properties of structural concrete containing waste tiles and volcanic ash.
- [21] Alhamad ,A., Yehia ,S., Lublóy ,É., and Elchalakani ,M. (2022). Performance of Different Concrete Types Exposed to Elevated Temperatures: A Review. *Materials*. 15(14).
- [22] Jagadesh ,P., Juan-Valdés ,A., Guerra-Romero ,M.I., Morán-del Pozo ,J.M., García-González ,J., and Martínez-García ,R. (2021). Effect of Design Parameters on Compressive and Split Tensile Strength of Self-Compacting Concrete with Recycled Aggregate: An Overview. *Applied Sciences* [Internet]. 11(13):6028. Available from: <https://www.mdpi.com/2076-3417/11/13/6028>
- [23] Mohammed ,S.I., and Najim ,K.B. (2020). Mechanical strength, flexural behavior and fracture energy of Recycled Concrete Aggregate self-compacting concrete. *Structures* [Internet]. 23(September 2019):34–43. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.istruc.2019.09.010>
- [24] Çelik ,Z., and Bingöl ,A.F. (2020). Fracture properties and impact resistance of self-compacting fiber reinforced concrete (SCFRC). *Materials and Structures/Materiaux et Constructions*. 53(3).
- [25] Garcia-Troncoso ,N., Li ,L., Cheng ,Q., Mo ,K.H., and Ling ,T.C. (2021). Comparative study on the properties and high temperature resistance of self-compacting concrete with various types of recycled aggregates. *Case Studies in Construction Materials* [Internet]. 15(September):e00678. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.cscm.2021.e00678>
- [26] Algourdin ,N., Pliya ,P., Beaucour ,A.L., Noumowé ,A., and di Coste ,D. (2022). Effect of fine and coarse recycled aggregates on high-temperature behaviour and residual properties of concrete. *Construction and Building Materials*. 341(February):1–14.
- [27] Beatriz da Silva ,J., Pepe ,M., and Toledo Filho ,R.D. (2020). High temperatures effect on mechanical and physical performance of normal and high strength recycled aggregate concrete. *Fire Safety Journal*. 117(August).
- [28] Sainz-Aja ,J.A., Carrascal ,I.A., Polanco ,J.A., and Thomas ,C. (2022). Effect of temperature on fatigue behaviour of self-compacting recycled aggregate concrete. *Cement and Concrete Composites*. 125:104309.
- [29] Abed ,M., Nemes ,R., and Lublóy ,É. (2020). Performance of Self-Compacting High-Performance Concrete Produced with Waste Materials after Exposure to Elevated Temperature. *Journal of Materials in Civil Engineering*. 32(1):1–10.
- [30] Abed ,M., Nemes ,R., and Lublóy ,É. (2019). The impact of time on the heat resistance of self-compacting high-performance concrete incorporated with recycled materials. *Journal of Thermal Analysis and Calorimetry*. 138(1):35–45.
- [31] Abed ,M.A. 2019. Green Self-compacting High-performance Concrete. Budapest University of Technology and Economics (Hungary);
- [32] Biswal ,U.S., Mishra ,M., Singh ,M.K., and Pasla ,D. (2022). Experimental investigation and comparative machine learning prediction of the compressive strength of recycled aggregate concrete incorporated with fly ash, GGBS, and metakaolin. *Innovative Infrastructure Solutions* [Internet]. 7(4):1–20. Available from: <https://doi.org/10.1007/s41062-022-00844-6>
- [33] Zhang ,H., Zhao ,H., Liu ,F., Yang ,H., Geng ,Y., and Pan ,K. (2023). Models for uniaxial stress-strain relationship and thermal properties of fine recycled aggregate concrete exposed to elevated temperatures. *Journal of Building Engineering*. 66:105869.

- [34] Nematzadeh ,M., Shahmansouri ,A.A., and Fakoor ,M. (2020). Post-fire compressive strength of recycled PET aggregate concrete reinforced with steel fibers: Optimization and prediction via RSM and GEP. *Construction and Building Materials* [Internet]. 252:119057. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2020.119057>
- [35] Nechnech ,W., Reynouard ,J.M., and Meftah ,F. (2001). On modelling of thermo-mechanical concrete for the finite element analysis of structures submitted to elevated temperatures. *Fracture mechanics of concrete structures*. :271–8.
- [36] Ahmad ,A., Chaiyasarn ,K., Farooq ,F., Ahmad ,W., Suparp ,S., and Aslam ,F. (2021). Compressive strength prediction via gene expression programming (Gep) and artificial neural network (ann) for concrete containing rca. *Buildings*. 11(8):1–18.
- [37] Mohamad Ali Ridho ,B.K.A., Ngamkhanong ,C., Wu ,Y., and Kaewunruen ,S. (2021). Recycled aggregates concrete compressive strength prediction using artificial neural networks (Anns). *Infrastructures*. 6(2):1–20.
- [38] Alaskar ,A., Alfalah ,G., Althoey ,F., Abuhussain ,M.A., Javed ,M.F., Deifalla ,A.F., et al. (2023). Comparative study of genetic programming-based algorithms for predicting the compressive strength of concrete at elevated temperature. *Case Studies in Construction Materials* [Internet]. 18(May):e02199. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.cscm.2023.e02199>
- [39] Abed ,M., and Mehryaar ,E. (2024). A Machine Learning Approach to Predict Relative Residual Strengths of Recycled Aggregate Concrete after Exposure to High Temperatures. *Sustainability (Switzerland)* . 16(5).
- [40] ACI Committee ,318. 2008. Building code requirements for structural concrete (ACI 318-08) and commentary. In American Concrete Institute;
- [41] Standard ,B. (2009). Testing hardened concrete. *Compressive strength of test specimens, BS EN*. :12390–3.
- [42] Del Viso ,J.R., Carmona ,J.R., and Ruiz ,G. (2008). Shape and size effects on the compressive strength of high-strength concrete. *Cement and concrete research*. 38(3):386–95.
- [43] Yi ,S.T., Yang ,E.I., and Choi ,J.C. (2006). Effect of specimen sizes, specimen shapes, and placement directions on compressive strength of concrete. *Nuclear Engineering and Design*. 236(2):115–27.
- [44] Neville ,A.M. 1995. Properties of concrete. Longman;
- [45] beton , fib federation internationale du. 2013. fib model code for concrete structures 2010. John Wiley & Sons;
- [46] Koza ,J. (1992). On the programming of computers by means of natural selection. *Genetic programming*.
- [47] Holland ,J.H. 1992. Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence. MIT press;
- [48] TQ ,A.D., Masoodi ,A.R., and Gandomi ,A.H. (2023). Unveiling the potential of an evolutionary approach for accurate compressive strength prediction of engineered cementitious composites. *Case Studies in Construction Materials*. 19:e02172.
- [49] Ferreira ,C. (2001). Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems. *arXiv preprint cs/0102027*.
- [50] Ferreira ,C. 2006. Automatically defined functions in gene expression programming. In: Genetic Systems Programming: Theory and Experiences. Springer; p. 21–56.
- [51] Ferreira ,C. 2002. Gene Expression Programming in Problem Solving. In: Soft Computing and Industry [Internet]. London: Springer London; p. 635–53. Available from: [http://link.springer.com/10.1007/978-1-4471-0123-9\\_54](http://link.springer.com/10.1007/978-1-4471-0123-9_54)
- [52] Miri ,H., Rajaei ,A., Ghodrathnama ,M., Quchan ,A.D.T., Sheikhi ,M., and Pournoori ,P. (2024). Experimental and numerical investigation on water absorption and strength of lightweight concrete containing LECA and cold bitumen powder. *International Journal of Sustainable Building Technology and Urban Development*. 15(3):307–27.
- [53] Farahinia ,E., Sheikhi ,M., Amirhossein ,D.T.Q., Rajaei ,A., Ghodrathnama ,M., Banihashem ,S.M., et al. (2024). Experimental and numerical exploration of mechanical properties of sawdust concrete due to the addition of waste glass powder. *International Journal of Sustainable Building Technology and Urban Development*. 15(3):328–53.

- [54] Cariboni ,J., Gatelli ,D., Liska ,R., and Saltelli ,A. (2007). The role of sensitivity analysis in ecological modelling. *Ecological modelling*. 203(1-2):167-82.
- [55] Sobol ,I.M. (2001). Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates. *Mathematics and computers in simulation*. 55(1-3):271-80.
- [56] Saltelli ,A. (2002). Sensitivity analysis for importance assessment. *Risk analysis*. 22(3):579-90.
- [57] Herman ,J., and Usher ,W. (2017). SALib: An open-source Python library for sensitivity analysis. *Journal of Open Source Software*. 2(9):97.
- [58] Saltelli ,A. (2002). Making best use of model evaluations to compute sensitivity indices. *Computer physics communications*. 145(2):280-97.
- [59] Saltelli ,A., Annoni ,P., Azzini ,I., Campolongo ,F., Ratto ,M., and Tarantola ,S. (2010). Variance based sensitivity analysis of model output. Design and estimator for the total sensitivity index. *Computer physics communications*. 181(2):259-70.
- [60] Saltelli ,A. 2008. Global Sensitivity Analysis: the Primer. John Wiley & Sons;

