

مدلسازی جریان اسلامپ بتن خودتراکم حاوی متاکائولن با استفاده از روش‌های محاسبات نرم

علی اشرفیان^۱، محمدجواد طاهری امیری^۲، فرشیدرضا حقیقی^{۳*}

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی و مدیریت ساخت، دانشکده مهندسی عمران، موسسه آموزش عالی طبری بابل، بابل، ایران

۲- دانشجوی دکترای مهندسی و مدیریت ساخت، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، بابل، ایران

۳- استادیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی نوشیروانی بابل، بابل، ایران

چکیده

میزان حساسیت جریان اسلامپ بتن خود تراکم حاوی متاکائولن به مواد تشکیل دهنده آن و نسبت‌های طرح اختلاط، لزوم استفاده از مدل‌هایی با دقت بالا برای تضمین ویژگی‌های تخمین درست و تعمیم آن را ضرورت بخشیده است. از این رو، در این مقاله به بررسی قابلیت روش‌های اسپلاین رگرسیونی چند متغیره تطبیقی و مدل درختی در مدلسازی و پیش‌بینی جریان اسلامپ بتن خودتراکم می‌پردازد. برای این منظور، تعداد ۱۱۷ داده مختلف از مقالات معتبر به چاپ رسیده جمع آوری و در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفت. اطلاعات مورد استفاده در مدل‌های پیشنهادی در قالب هشت ورودی شامل سیمان، درشت دانه، ریزدانه، آب، متاکائولن، فوق روان کننده، چسباننده و اندازه بزرگترین دانه شرکت کننده در طرح اختلاط (D_{max}) و یک خروجی جریان اسلامپ دسته بندی شد. برای ارزیابی دقت مدل‌های پیشنهادی، مطالعه ای مقایسه ای در قالب شاخص‌های آماری $RMSE$ ، R ، MAE انجام شد. نتایج بدست آمده از مجموعه داده ها در مراحل آموزش و آزمون مدل‌های پیشنهادی و مقایسه آنها با نتایج آزمایشگاهی پتانسیل بالای دو روش مارس و مدل درخت را در پیش‌بینی خواص بتن با دقت نشان می‌دهد. آنالیز حساسیت انجام شده برای مشخص کردن تاثیرگذارترین پارامتر در جریان اسلامپ بتن خودتراکم نشان داد ریزدانه و متاکائولن موثرترین متغیرها در مدلسازی و پیش‌بینی جریان اسلامپ این نوع بتن خودتراکم در قالب روش پیشنهادی مدل درخت در این پژوهش بوده است.

کلمات کلیدی: بتن خودتراکم، جریان اسلامپ، متاکائولن، مارس، مدل درخت، مدلسازی

شناسه دیجیتال:		سابقه مقاله:			
10.22065/JSCE.2018.90214.1243	چاپ	انتشار آنلاین	پذیرش	بازنگری	دریافت
doi: 10.22065/JSCE.2018.90214.1243	۱۳۹۸/۰۶/۰۱	۱۳۹۶/۱۰/۱۹	۱۳۹۶/۱۰/۱۹	۱۳۹۶/۰۹/۲۵	۱۳۹۶/۰۴/۰۳
			*نویسنده مسئول: فرشیدرضا حقیقی		
			پست الکترونیکی: Haghghi@nit.ac.ir		

Modeling the Slump Flow of Self-Compacting Concrete Incorporating Metakaolin Using Soft Computing Techniques

Ali Ashrafi¹, Mohammad Javad Taheri Amiri², Farshidreza Haghighi^{3*}

1- M.Sc. Student in Construction Engineering and Management, Faculty of Civil Engineering, Tabari Institute of Higher Education, Babol, Iran

2- Ph.D. Candidate in Construction Engineering and Management, Faculty of Civil Engineering, Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran

3- Assistant professor, Faculty of Civil Engineering, Babol Noshirvani University of Technology, Babol, Iran

ABSTRACT

The sensitivity of slump flow of self-compacting concrete containing metakaolin to its ingredient materials and mixture proportions, necessitate the use of high accuracy models to guarantee both estimation and generalization features. Therefore this paper investigates the potential of multivariate adaptive regression splines (MARS) and model tree (MT) approaches in prediction of slump flow of self-compacting concrete. Total of 117 data collected from the several published literature were used in present work. The data used in proposed models are arranged in a format of eight input parameters including cement, coarse aggregate, fine aggregate, water, metakaolin, super plasticizer, binder and maximum size of aggregates (D_{max}) and one output as slump flow. To evaluate the precision of the models, a comparative study has been performed in terms of RMSE, R and MAE indices. The results of training and testing datasets of the techniques are compared with experimental results and their comparisons demonstrate that the MARS and MT models have potential to predict concrete properties with great precision. Performed sensitivity analysis to assign effective parameters on slump flow was indicating fine aggregate and metakaolin is most effective variable for modeling and prediction in this type of the self-compacting concrete using MT technique in this study.

ARTICLE INFO

Received: 24/06/2017

Revised: 16/12/2017

Accepted: 09/01/2018

Keywords:

Self-compacting concrete,
Slum flow,
Metakaolin,
MARS,
Model tree,
Modeling.

All rights reserved to Iranian Society of Structural Engineering.

doi: 10.22065/JSCE.2018.90214.1243

*Corresponding author: Farshidreza Haghighi
Email address: Haghighi@nit.ac.ir

۱- مقدمه

بتن یکی از اساسی‌ترین و پرمصرف‌ترین مصالح در صنعت ساخت و ساز می‌باشد و الزام به توسعه آن روز به روز افزایش می‌یابد. با گسترش این صنعت، نیاز به سازه‌هایی با دوام و قابلیت بالا، ضروری به نظر می‌رسد [۱]. معرفی بتن خودتراکم، پیشرفت‌های تکنولوژیکی عظیمی را به دنبال داشته است. ساخت این بتن، موجب شد جریان بتن از میان آرماتورها بدون نیاز به ویبره و متراکم‌سازی، فقط با وزن خود بتن صورت پذیرد. استفاده از بتن خودتراکم به کاهش زمان ساخت، هزینه و کاهش میزان سروصدا در کارگاه‌های ساختمانی می‌انجامد [۲]. روانی بتن، یک فاکتور مهم برای قابلیت مناسب اجراست که پس از فراگیر شدن استفاده از آرماتور در بتن، از اوایل قرن بیستم و لزوم استفاده از بتن با کارایی بالا، مدتها با افزایش آب به سیمان تامین می‌شد، که در تحقیقات بعدی روشن شد، مقدار زیاد آب و همچنین سیمان، نتایج زیان‌آوری به دنبال دارد [۳]. محدودیت‌های انرژی و مواد اولیه، محققین را مستلزم به پیدا کردن راهکارهایی برای حفظ و نگهداری مواد اولیه و صرف انرژی بهینه کرده است. در بتن خودتراکم، فوق روان‌کننده و مواد پودری برای به دست آوردن کارایی بالا و گرانروی مناسب و عدم جداسدگی، مهم است و برخی راهکارها برای نسبت اختلاط بهینه بتن خودتراکم از قبیل کاهش نسبت سنگدانه به مواد سیمانی، افزایش مقدار خمیر پایه سیمانی با نسبت آب به سیمان مشخص، کنترل بزرگترین اندازه سنگدانه درشت پیشنهاد شده است [۴]. حجم مواد پودری مورد استفاده در بتن خودتراکم، در مقایسه با دیگر بتن‌ها، بیشتر و این مورد، اهمیت استفاده از نوع، جنس و ترکیب وزنی مناسب این مواد به منظور دوام و مقاومت بیشتر بتن و همچنین اثرات متقابل آن از جمله کاهش تولید گازهای آلاینده در تولید سیمان و مشارکت در توسعه پایدار را نمایان می‌سازد [۵]. با توجه به اینکه مصرف زیاد سیمان و فوق روان‌کننده هزینه‌های زیادی را در پی داشته، استفاده از مواد پودری مکمل سیمان مثل متاکائولن به عنوان جایگزین درصدی از سیمان مورد توجه قرار گرفته است. نگرانی‌های زیست محیطی در خصوص استخراج مواد خام و انتشار CO₂ حین تولید سیمان، ما را بر آن می‌دارد تا به کاهش سیمان مصرفی با افزودن مواد افزودنی روی آوریم. متاکائولن یکی از فرآورده‌های رسی است که پس از شناسایی، در سالهای اخیر توسعه یافته است. متاکائولن یک پوزولان بسیار فعال با سطح ویژه زیاد است و به همین دلیل می‌تواند به عنوان جزئی از مواد تشکیل دهنده سیمان بعنوان یک ماده چسباننده، جایگزین بخشی از حجم سیمان گردد. وقتی متاکائولن در بتن استفاده می‌شود، طی واکنش پوزولانی با آهک هیدراته، تبدیل به سیلیکات کلسیم هیدراته می‌گردد. ذرات متاکائولن تقریباً ۱۰ برابر کوچک‌تر از ذرات سیمان هستند که کاربرد آن‌ها در بتن، منجر به چگالتر شدن بتن و نفوذناپذیرتر شدن بتن در برابر آب می‌شود. استفاده از متاکائولن، مقاومت و پایایی بتن را در برابر حمله‌های شیمیایی، سولفات‌ها و انبساط ASR¹ و سیکل‌های یخ زدن و آب شدن افزایش می‌دهد. متاکائولن همچنین در برخی از خواص مکانیکی بتن شامل مقاومت فشاری، خواص کوتاه مدت و مقاومت خمشی مؤثر است [۶-۱۲]. مدندوست و موسوی (۲۰۱۲) به بررسی خواص تازه و سخت شده بتن خودتراکم حاوی متاکائولن پرداختند. نتایج نشان داد استفاده از متاکائولن باعث کاهش میزان جریان پذیری و همچنین افزایش لزجت بتن خودتراکم می‌شود. از طرفی علاوه بر خاصیت پرکنندگی مناسب بتن تازه، مقاومت فشاری کوتاه‌مدت و بلندمدت را نیز افزایش می‌دهد [۱۱]. نتایج مشابهی در ارتباط با مقاومت فشاری بتن خودتراکم حاوی متاکائولن بوسیله رضانیان پور و بهرامی جوین (۲۰۱۲) نیز گزارش شده که براساس آن نمونه‌های ترکیب شده با متاکائولن نسبت به نمونه‌های حاوی بتن معمولی در سنین ۷ تا ۱۸۰ روز دارای مقاومت فشاری بیشتر و دوام بالاتر در برابر نفوذ یون کلرید در آزمون RCPT² بوده است [۱۰]. گستردگی مواد و مصالح مورد استفاده در این نوع بتن و پیچیدگی طرح اختلاط و متاثر بودن طرح اختلاط آن از پارامترهای مختلف و نیز یافتن روابط بین پارامترهای مختلف طرح اختلاط آن، باعث شده است تا ارائه مدلی برای طرح اختلاط بتن خودتراکم حاوی متاکائولن امری ضروری به نظر برسد. امروزه استفاده از روش‌های هوش مصنوعی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی مسائل در مهندسی عمران به علت مزایای قابل تامل آن، بسیار فراگیر شده است. تجربه و مطالعه‌ی محققان نشان داده، علاوه بر پژوهش‌های آزمایشگاهی گوناگون، استفاده از روش‌های مختلف هوش مصنوعی در بررسی و پیش‌بینی خواص تازه و سخت شده بتن خودتراکم ضروری به نظر می‌رسد [۱۳-۱۷]. در ارتباط با مدل‌سازی بتن خودتراکم حاوی متاکائولن، پژوهش‌های محدودی انجام شده است. صفرزادگان گیلان و همکاران (۲۰۱۲) از روش هیبریدی SVR-PSO³ برای پیش‌بینی مقاومت فشاری و آزمون RCPT، ۲۵ نمونه بتن خودتراکم حاوی متاکائولن در سنین ۷، ۲۸، ۹۰، ۱۸۰ روز استفاده کردند.

1 Alkali Silica Reaction

2 Chloride Penetration Resistance of Concrete test

3 Support Vector Regression - Particle Swarm Optimization

نتایج عملکرد مطلوب و با دقت بالا هر دو مدل را در پیش‌بینی نشان داد [۱۳]. سریدیمیر^۴ (۲۰۰۹) ۱۷۹ نمونه ملات حاوی متاکائولن را با دو روش شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی مدلسازی نمود. نتایج شاخص‌های آماری خطا در ۶۰ نمونه آزمون و ۱۱۹ داده آموزش، دقت قابل توجه و اعتبار هر دو روش را در پیش‌بینی مقاومت فشاری گزارش نموده است [۱۸].

هدف اصلی در این مقاله بهره‌گیری از دو روش نوین اسپلاین رگرسیونی چندمتغیره تطبیقی^۵ (MARS) و مدل درختی^۶ (MT) در حوزه مدلسازی و پیش‌بینی جریان اسلامپ می‌باشد. براین اساس، با توجه به پژوهش‌های هوش مصنوعی محدود در ارتباط با بتن خودتراکم حاوی متاکائولن، این نوع بتن برای توسعه مدل‌های پیشنهادی انتخاب شد. فراوانی متغیرهای شرکت کننده در طرح اختلاط و تاثیرپذیری آنها از یکدیگر، پیش‌بینی قابلیت روانی به عنوان شاخصه اصلی در این بتن را با مشکلاتی روبرو کرده است. از این رو، مدل‌سازی به کمک روش‌های محاسبات نرم جایگاه ویژه‌ای در علوم فنی و مهندسی پیدا کرده است. روش‌های رگرسیونی سنتی‌تر از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی^۷ (ANN)، ماشین‌های بردار پشتیبان^۸ (SVM)، دسته‌بندی گروهی داده‌ها^۹ (GMDH) و سیستم استنتاج عصبی فازی سازگار^{۱۰} (ANFIS) قابلیت ارائه روابط بین متغیرهای ورودی و خروجی سیستم برای مدل توسعه داده شده را نداشته و صرفاً به مدلسازی می‌پردازند. از طرفی روش‌های اشاره شده، رویکرد آزمون و خطا در انتخاب پارامترهای بهینه کننده داشته که موجب صرف زمان بیشتری برای مدلسازی شده است. از این رو، روش‌های نوین مارتس و مدل درخت برای توسعه مدل در این مطالعه مورد ارزیابی قرار گرفت.

۲- روش‌شناسی

۲-۱- روش مدل درخت با الگوریتم M5'

در این پژوهش، M5'، به عنوان یکی از الگوریتم‌های روش (MT)، در پیش‌بینی خواص تازه بتن خودتراکم حاوی متاکائولن مورد استفاده قرار گرفت. مدل‌های درختی دقیق‌تر از روش‌های مبتنی بر رگرسیون و قابل فهم‌تر از روش ANN هستند [۱۹]. الگوریتم M5 در ابتدا توسط کواینلان^{۱۱} مطرح شد [۲۰]. روش مدل درختی M5 فضای داده‌ها را توسط روش تقسیم و با غلبه بر فضاهای فرعی به فضاهای فرعی کوچک‌تر تقسیم می‌کند. از این روش در تقسیم‌های سخت (به عبارت دیگر، بله-خیر) فضای ورودی در نواحی و محدود کردن فضای پارامتر ورودی در فضاهای فرعی استفاده می‌شود، تا مدل رگرسیون خطی را در هر یک از این فضاهای فرعی ایجاد کند. این الگوریتم یکی از متداول‌ترین روش‌های مدل‌های درختی است [۲۱ و ۲۲]. الگوریتم M5 شامل سه مرحله است: تقسیم کردن فضای ورودی، ایجاد درخت، و به دست آوردن معلومات از آن که به اختصار در شکل (۱) نشان داده شده‌اند. در مرحله تقسیم فضای ورودی، با استفاده از مدل‌های رگرسیون خطی، کاهش خطاها بین مقادیر، اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده و فضای ورودی به نواحی گوناگون تقسیم می‌شود (شکل ۱ الف). سپس درخت با استفاده از اطلاعات به دست آمده از مرحله اول ایجاد می‌شود. طرح کلی این مرحله مانند درختی وارونه به نظر می‌رسد که در آن ریشه به طرف بالا است، در حالی که برگ‌ها در پایین قرار دارند (شکل ۱ ب). گام بعدی ایجاد نقاط گرهی (بر اساس ارتباطات بین داده‌ها و مدل‌های ایجاد شده در مرحله یک) برای ایجاد ساختار درخت مانند است که مدلی ویژه را به مجموعه داده‌های ویژه ارتباط می‌دهد. در مرحله سوم، که به عنوان مرحله اقتباس شناخته می‌شود، رکورد داده‌های جدید در ریشه درخت نشان داده می‌شود. رکورد داده‌های به تازگی نشان داده شده راه خود را به برگ‌ها با عبور از گره‌ها پیدا می‌کنند. در هر گره، پارامتر تقسیم (Xi) آزمون می‌شود. این آزمون شامل مقایسه‌ی مقدار ویژه‌ی پارامتر با مقدار گره است (شکل ۱ ج).

4 Saridimir

5 Multivariate Adaptive Regression Splines

6 Model Tree

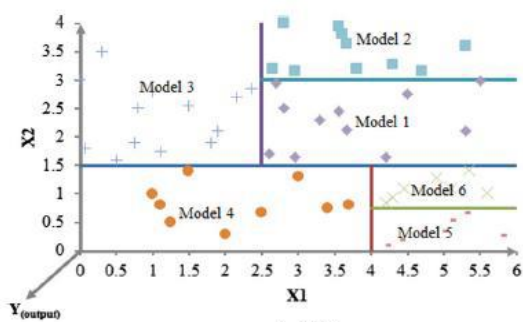
7 Artificial Neural Network

8 Support Vector Machine

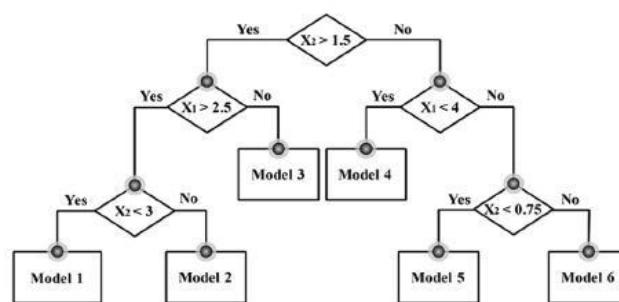
9 Group Method of Data Handling

10 Adaptive Neuro-fuzzy Inference System

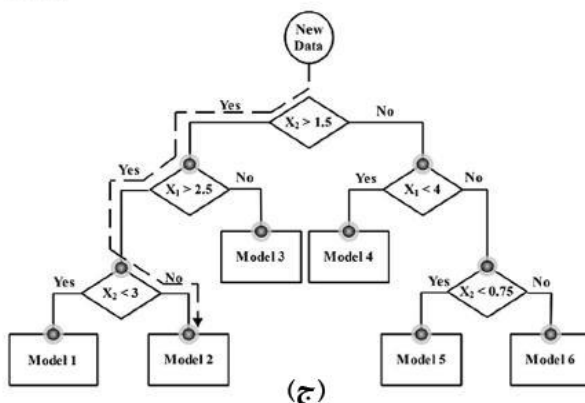
11 Quinlan



(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۱: ساختار روش مدل درخت [۲۰]

تقسیم فضای ورودی و پیش بینی توسط مدل درختی برای مجموعه داده‌های جدید. (الف) تقسیم فضای ورودی توسط الگوریتم مدل درخت (ب) ایجاد درخت پیش بینی برای مجموعه داده‌ها توسط مدل درختی (ج).

الگوریتم M5 بعدها توسط وانگ و ویتن^{۱۲} اصلاح و به صورت فرمول درآورده شد و به عنوان 'M5' شهرت یافت [۲۳]. به طور کلی، این الگوریتم چهار مرحله را در بر می‌گیرد: (الف) تقسیم داده‌ها برای رشد درختی کامل؛ (ب) توسعه‌ی مدل رگرسیونی در هر گره برای هرس و پیش‌بینی، (ج) هرس درخت برای اجتناب از مشکل بیش برآزش و (د) هموارسازی درخت برای جبران ناپیوستگی‌های تند که توسط تقسیم کردن ایجاد شده است. الگوریتمی بازگشتی است که با تقسیم فضا با استفاده از شاخص کاهش انحراف معیار (SDR^{۱۳}) رگرسیون درختی را ایجاد می‌کند. این شاخص، حداکثر کاهش مورد انتظار در خطاهای خروجی بعد از تقسیم کردن است که به صورت ذیل محاسبه می‌شود:

$$SDR = sd(T) - \sum_i \frac{T_i}{|T|} \times sd(T_i) \quad (1)$$

که T مجموعه‌ای از نقاط داده‌ها است که به گره می‌رسد، T_i نقاط داده‌ها است که از تقسیم در گره ناشی می‌شود و به یک فضای فرعی بر طبق پارامتر تقسیم انتخاب شده قابل تقسیم است و SD انحراف معیار است [۲۳]. انحراف معیار به عنوان واحد خطایی برای نقاط داده‌ها که قابل تقسیم به فضای فرعی است، به شمار می‌آید. بعد از رشد درخت مدل، رگرسیون خطی چندگانه برای هر گره‌ی داخلی ایجاد می‌کند. چنانچه مقدار SDR برای مدل خطی در ریشه‌ی درخت فرعی ویژه کوچک‌تر یا برابر با خطای مورد انتظار برای آن درخت فرعی باشد، تعدادی از برگ‌ها می‌بایست از آن درخت فرعی به منظور اجتناب از ایجاد مدل‌های چندگانه برای مجموعه داده‌های معین حذف (هرس) شوند. بعد از هرس، احتمال آزمون ناپیوستگی بالقوه بین برگ‌های هرس شده و مدل‌های خطی مجاور وجود دارد. در الگوریتم، مرحله‌ی هموارسازی برای جبران این ناپیوستگی‌ها از طریق ترکیب مقدار برآورد شده با مقدار پیش‌بینی شده با استفاده از معادله‌ی (۲) مورد استفاده قرار می‌گیرد:

12 Wang and Witten
13 standard Deviation Reduction

$$P' = (np + kq)/(n + k) \quad (2)$$

که P' پیش‌بینی پذیرفته شده تا گرهی بالاتر بعدی است، p پیش‌بینی پذیرفته شده با این گره از پایین است، q مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل در این گره است، n تعداد نمونه‌های آموزشی است که به گرهی پایین می‌رسد و k ثابت هموارسازی است. در مرحله هموارسازی، دقت پیش‌بینی‌ها افزایش می‌یابد [۲۳].

۲-۲- روش اسپلاین رگرسیون چند متغیره تطبیقی (مارس)

اسپلاین رگرسیون چند متغیره تطبیقی یا مارس، روش رگرسیونی غیرخطی و ناپارامتریک است که اولین بار توسط فریدمن معرفی شد [۲۴]. این روش، پاسخ‌های غیرخطی را بین ورودی‌ها و خروجی یک سیستم به وسیله مجموعه‌ای از قطعه‌های خطی تکه‌ای (کثیرالجزئیات چند قطعه‌ای^{۱۴}) با گرادین‌های متفاوت مدل‌سازی می‌کند. فرضی ثابت درباره رابطه تابعی اساسی بین متغیرهای ورودی و خروجی لازم نیست. نقاط انتهایی این قطعه‌ها، گره نامیده می‌شوند. گره، انتهای یک ناحیه از داده‌ها و ابتدای ناحیه‌ای دیگر از داده‌ها را مشخص می‌کند. منحنی‌های قطعه‌ای منتج (شناخته شده به عنوان توابع پایه)، انعطاف‌پذیری بیشتری را به مدل می‌دهند و نیز انحناها، آستانه‌ها و دیگر انحراف‌های حاصل از توابع خطی را در نظر می‌گیرند [۲۵]. روش مارس، توابع پایه را با جست‌وجو به روش مرحله‌ای ایجاد می‌کند. الگوریتم رگرسیون انطباقی^{۱۵}، برای انتخاب موقعیت‌های گره به کار می‌رود. مدل‌های مارس، به روش دو مرحله‌ای ایجاد می‌شوند. مرحله اول، توابع را جمع می‌بندند و گره‌های احتمالی را برای بهبود عملکرد می‌یابند، که به مدلی با برازش کامل می‌انجامد (مرحله مقدم). مرحله دوم، دربرگیرنده حذف کمترین جمله‌های حقیقی است (مرحله موخر). کدهای مورد استفاده در این روش از جکابسنز^{۱۶} [۲۵] برای انجام تحلیل‌های ارائه شده در این مقاله مورد استفاده قرار گرفته است. فرض کنیم y خروجی تعیین شده و $X = (X_1, \dots, X_p)$ ماتریس متغیرهای ورودی P باشد. پس فرض می‌شود که داده‌ها از مدل «حقیقی» مجهول به وجود می‌آیند. در مورد پاسخ پیوسته خواهیم داشت:

$$y = f(X_1, \dots, X_p) + e = f(x) + e \quad (3)$$

که در آن e توزیع خطا است. مارس تابع f را با کاربرد توابع پایه (BFs^{17}) تقریب می‌زند. توابع پایه، کثیرالجزئیات چند قطعه‌ای (چندجمله‌ای‌های نرم)، شامل توابع خطی چندقطعه‌ای^{۱۸} و توابع مکعبی چندقطعه‌ای^{۱۹} هستند. با توجه به اینکه در این تحقیق، از توابع خطی چندقطعه‌ای استفاده شده است، در ادامه به توضیح این توابع پرداخته خواهد شد. توابع خطی چند قطعه‌ای از نوع $\max(0, x - t)$ ، با یک گره واقع در مقدار t هستند. معادله $\max(\cdot)$ ، به معنای آن است که تنها بخش مثبت (\cdot) مورد استفاده قرار می‌گیرد، در غیر این صورت، آن مقدار، صفر می‌شود.

$$\max(0, x - t) \begin{cases} x - t & \text{if } x \geq t \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

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

$$f(x) = \beta_0 + \sum_{m=1}^M \beta_m \lambda_m(X) \quad (5)$$

14 Splines
15 Adaptive Regression Algorithm
16 Jekabsons
17 Basis Function(s)
18 Piecewise-linear
19 Piecewise-cubic

λm ، پارامتر هموارسازی نامیده می‌شود. هر $\lambda m(X)$ تابعی پایه است و می‌تواند تابع کثیرال جمله‌ای چندقطعه‌ای، یا حاصلضرب دو تابع کثیرال جمله‌ای چندقطعه‌ای یا بیش‌تر که پیش از این در مدل جا داشت، باشد (مرتبه‌های بالاتر می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد، هنگامی که داده‌ها آن را ایجاب کنند؛ برای سادگی، در این مقاله حداکثر در مرتبه دوم فرض می‌شود). ضرایب β ثابت هستند و با استفاده از روش کوچک‌ترین مربعات برآورد می‌شوند. مدل‌سازی مارس، فرایند پدید آمده از داده‌ها است. برای برازش مدل در معادله (۵)، ابتدا روش انتخابی مقدم روی داده‌های آموزشی انجام می‌شود. مدل، تنها با عرض β_0 و جفت پایه ایجاد می‌شود که بیش‌ترین کاهش را در خطای آموزشی به وجود می‌آورد. با توجه به مدل جاری با توابع پایه M ، جفت بعدی به فرم زیر به مدل اضافه می‌شود:

$$\hat{\beta}_{M+1}\lambda_1(X) \max(0, X_j - t) + \hat{\beta}_{M+2}\lambda_1(X) \max(0, t - X_j) \quad (6)$$

که هر β با روش کوچک‌ترین مربعات، برآورد می‌شود. چون تابع پایه به فضای مدل اضافه می‌شود، اثرهای متقابل بین BFها که پیش از این در مدل وجود داشتند نیز مورد توجه قرار می‌گیرند. سپس BFها اضافه می‌شوند تا مدل به حداکثر تعداد از جمله برسد که به مدلی تعمداً با برازش کامل می‌انجامد. برای کاهش تعداد جمله‌ها، از رشته حذفی موخر پیروی می‌شود. هدف روش حذفی موخر، پیدا کردن مدل نزدیک به حد مطلوب با حذف متغیرهای غیر اصلی است. مسیر موخر توابع پایه همراه با کمترین سهم نسبت به مدل را حذف کرده تا اینکه بهترین زیر مدل را بیابد. بنابراین، توابع پایه حفظ شده در مدل بهینه نهایی، از مجموعه تمام توابع پایه انتخابی انتخاب می‌شوند، که در مرحله انتخابی مقدم مورد استفاده قرار گرفت. زیرمجموعه‌های مدل با استفاده از روش ارزیابی متقابل تعمیم یافته (GCV^{20}) که به لحاظ محاسباتی کم هزینه است، مقایسه می‌شوند. معادله این آزمون، میزان انطباق است که اعداد بزرگ توابع پایه را تخمین می‌زند و برای کاهش احتمال برازش کامل به کار می‌رود. برای داده‌های آموزشی با N مشاهده، GCV برای مدل به شرح ذیل محاسبه می‌شود [۲۶]:

$$GCV = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i - f(x_i)]^2}{\left[1 - \frac{M + d \times (M-1)/2}{N}\right]^2} \quad (7)$$

که در آن M تعداد توابع پایه، d پارامتر برآورد، N تعداد مشاهدات است و $f(x_i)$ مقادیر پیش‌بینی شده مدل مارس را مشخص می‌کند. صورت کسر، خطای میانگین مربعات مدل مورد ارزیابی در داده‌های آموزشی است، که به وسیله صورت کسر برآورد می‌شود. صورت کسر، واریانس صعودی را در مورد افزایش پیچیدگی مدل در نظر می‌گیرد. لازم به ذکر است که $(M-1)/2$ ، تعداد گره‌های تابع مبنا است [۲۷]. در هر مرحله حذفی، تابعی پایه برای کوچک کردن معادله (۱) حذف می‌شود، تا اینکه مدل به قدر کافی برازش شده تشخیص داده شود [۲۷]. مارس روشی انطباقی است، زیرا انتخاب توابع پایه و موقعیت‌های گره متغیر داده محور و خاص مسئله موجود است.

۳- جمع‌آوری و تحلیل داده‌های آزمایشگاهی

هدف اصلی در این مقاله توسعه و تحلیل دو مدل اسپلاین رگرسیونی چندمتغیره تطبیقی و مدل درختی در پیش‌بینی آزمایش جریان اسلامپ در بتن خودتراکم حاوی متاکائولن می‌باشد. در این پژوهش برای ارائه دو مدل پیشنهادی، از ۱۱۷ داده آزمایشگاهی از مقالات مختلف استفاده شد [۲۸-۳۷] که در جدول شماره (۱) معرفی شده است. در اکثر مطالعات صورت گرفته، داده‌های آزمایشگاهی محدود به جغرافیای آن منطقه بوده اما مجموعه‌های داده‌های جمع‌آوری شده در این مقاله از کشورهای مختلف و جغرافیای وسیع‌تر می‌باشد. در این مقاله نتایج آزمایش جریان اسلامپ بتن خودتراکم حاوی متاکائولن به عنوان تنها خروجی این مدلها پیش‌بینی شد. به منظور ارزیابی پارامترهای ورودی مورد استفاده در پیش‌بینی جریان اسلامپ، محدوده و میانگین و همچنین انحراف معیار پارامترهای ورودی به منظور تحلیل بهتر در جدول شماره (۲) ارائه شده است. مفهوم انحراف معیار از شاخص‌های پراکندگی است که نشان دهنده مقدار فاصله

میانگین داده‌ها از مقدار متوسط است که هرچه به صفر نزدیکتر باشد، نشانه آن است که داده‌ها نزدیک به میانگین هستند و پراکندگی اندکی دارند؛ در حالی که انحراف معیار بزرگ بیانگر پراکندگی قابل توجه داده‌ها می‌باشد. براین اساس، داده‌های جمع آوری شده در این مطالعه در محدوده مورد بررسی پراکندگی قابل توجهی داشته و فرایند مدلسازی را تسهیل کرده‌اند.

جدول ۱: منابع داده‌های مورد استفاده برای توسعه مدل‌های پیشنهادی

No.	نویسنده	سال انتشار	تعداد داده-های مورد استفاده	No.	نویسنده	سال انتشار	تعداد داده-های مورد استفاده
۱	Madandoust and mousavi [۲۸]	۲۰۱۲	۱۵	۶	Hassan et al [۳۳]	۲۰۱۵	۱۸
۲	Abouhussien and Hassan [۲۹]	۲۰۱۵	۲۵	۷	Kavitha et al [۳۴]	۲۰۱۵	۴
۳	Dinakar and Manu [۳۰]	۲۰۱۴	۳	۸	Kannan and Ganesan [۳۵]	۲۰۱۵	۱۱
۴	Hassan et al [۳۱]	۲۰۱۲	۸	۹	Abouhussien et al [۳۶]	۲۰۱۵	۴
۵	Guneyisi et al [۳۲]	۲۰۰۹	۲۲	۱۰	Syed Ahmed [۳۷]	۲۰۰۹	۷

جدول ۲: ارزیابی آماری پارامترهای مورد استفاده در پیش‌بینی جریان اسلامپ

	واحد	محدوده	میانگین	انحراف معیار
(C) سیمان	Kg	۲۲۰ - ۵۵۰	۳۹۹ / ۵۴۸	۶۹ / ۰۳۷
(C.A) درشت دانه	Kg	۵۱۸ / ۹۶ - ۹۶۰ / ۳	۸۲۷ / ۶۰۱	۹۴ / ۰۳۸
(F.A) ریزدانه	Kg	۴۶۸ / ۴۲ - ۱۰۳۵ / ۶	۸۴۲ / ۱۷۳	۱۱۹ / ۸۶۸
(W) آب	Kg	۱۵۵ / ۴ - ۲۲۱	۱۸۷ / ۸۳۴	۱۷ / ۱۸۶
(MK) متاکائولن	Kg	۰ - ۱۴۷	۵۳ / ۳۱	۳۵ / ۶۰۹
(SP) فوق روان کننده	Kg	۰ - ۱۵ / ۴۳	۵ / ۵۹	۲ / ۷۸۲
(B) چسباننده	Kg	۳۸۰ - ۶۰۰	۴۸۴ / ۴۴۷	۶۰ / ۶۲۲
D_{max}	mm	۶ / ۷ - ۲۰	۱۲ / ۰۸	۳ / ۲۲۵
(SF) جریان اسلامپ	mm	۵۲۳ - ۷۶۵	۶۷۰ / ۹۶۶	۳۸ / ۹۱۱

۴- توسعه مدل‌های پیشنهادی برای پیش‌بینی جریان اسلامپ

عملکرد بهینه و قابل قبول مدل‌های پیشنهادی در پیش‌بینی جریان اسلامپ بتن خودتراکم حاوی متاکائولن، تا حد زیادی به جامعیت داده‌های آموزشی بستگی دارد. به این منظور ارزیابی داده‌های جمع آوری شده جریان اسلامپ به عنوان معیاری از خواص تازه بتن خودتراکم مورد توجه این پژوهش بوده است. داده‌های مورد استفاده به ترتیب با نسبت ۷۵٪ (۸۸ داده) و ۲۵٪ (۲۹ داده) به عنوان پایگاه داده آموزش و آزمون مورد تحلیل قرار گرفتند. پارامترهای مورد استفاده برای تشکیل دو مدل پیشنهادی ماس و مدل درخت در قالب ۸ ورودی شامل درشت‌دانه، ریزدانه، آب، سیمان، متاکائولن، فوق‌روان کننده، چسباننده (شامل سیمان و مواد جایگزین سیمان) و اندازه بزرگ‌ترین دانه شرکت کننده در طرح اختلاط (D_{max}) می‌باشد که این تابع پیش‌بینی جریان اسلامپ در رابطه (۸) نشان داده شده است. با توجه به داده‌های موجود برای این مطالعه، از اثرات عوامل مختلف محیطی و شرایط اختلاط چشم‌پوشی شده است. کلیه فعالیت‌های محاسباتی و مدلسازی در نرم افزار MATLAB2014 انجام پذیرفته است.

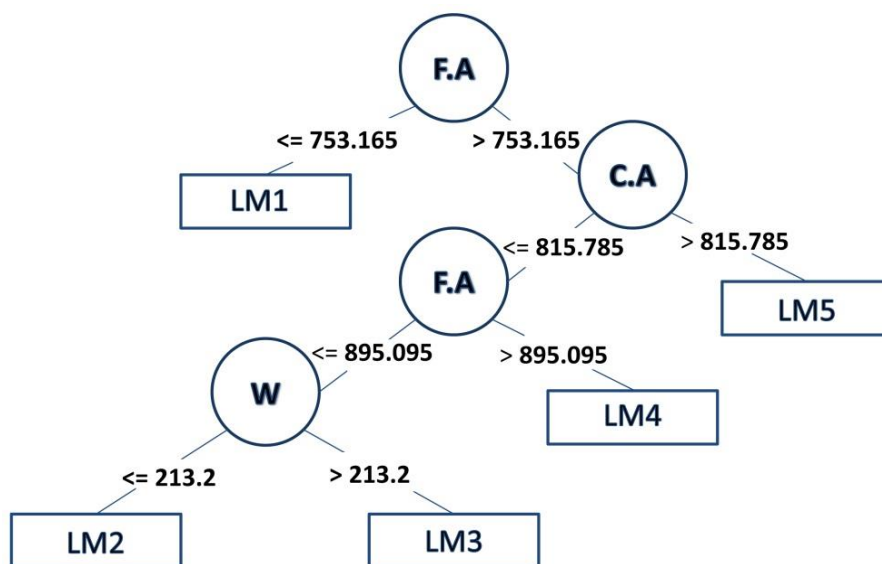
$$SF=f(C,C.A,F.A,W,MK,SP,B,D_{max}) \quad (8)$$

۴-۱- توسعه مدل درخت با الگوریتم $M5'$

در این بخش توانایی رویکرد مدل درختی در فرموله کردن به صورت معادلات خطی برای جریان اسلامپ بتن خودتراکم مورد ارزیابی قرار گرفت. پیش‌بینی در این روش با ۵ مدل خطی^{۲۱} (LM) انجام شد و نتایج آن به صورت جملات شرطی در جدول شماره (۳) ارائه شده است. همچنین ساختار تصویری درخت تشکیل شده در تمام مدل‌های درختی با همان ۷۵ درصد داده‌های آموزش که به طور تصادفی انتخاب شده بودند، ایجاد و آموزش داده شد. الگوریتم $M5'$ برای انتخاب داده‌های آموزش و آزمون که به طور تصادفی مرتب شده بسط یافته است. سعی شده است از طریق اتخاذ روش‌های هرس و هموارسازی (شکل ۱) از بیش‌برازش مجموعه‌ی داده‌ها جلوگیری شود. مدل‌های $M5'$ آموزشی توسط ۲۵ درصد مجموعه داده‌های آزمون، آزمایش شد. ساختار درختی ایجاد شده بوسیله این روش برای پیش‌بینی جریان اسلامپ در شکل شماره (۲) نمایش داده شده است.

جدول ۳: مدل‌های خطی و قوانین شرطی مربوطه در روش مدل درخت

شماره معادلات	شماره مدل خطی	مدل‌های خطی	قوانین مربوط به روش مدل درخت
(۹)	(۱)	$SF = -0.0504 * C.A + 750.0182$	$F.A \leq 753.165$: LM1
(۱۰)	(۲)	$SF = +645$	$F.A > 753.165$:
(۱۱)	(۳)	$SF = 1.3724 * Cement + 212.3143$	$C.A \leq 815.785$:
(۱۲)	(۴)	$SF = -0.2457 * F.A + 915.1216$	$F.A \leq 895.095$:
(۱۳)	(۵)	$SF = 0.1387 * MK + 638.4588$	$Water \leq 213.2$: LM2
			$Water > 213.2$: LM3
			$F.A > 895.095$: LM4
			$C.A > 815.785$: LM5



شکل ۲: ساختار مدل درخت توسعه یافته برای پیش‌بینی جریان اسلامپ

۴-۲- توسعه مدل اسپلین رگرسیونی چندمتغیره تطبیقی (مارس)

جدول شماره (۴) جزییات تحلیلی روش مارس شامل نوع تابع پایه مورد استفاده، تعداد آنها و بیشترین مقدار عکس العمل هر تابع را بررسی کرده است. برازش در هر تابع پایه بصورت جداگانه صورت پذیرفته و رابطه مربوط به این برازش ارائه شده است.

جدول ۴: جزییات روش مارس برای پیش‌بینی جریان اسلامپ

جریان اسلامپ	خروجی مدل
چندقطعه ای خطی	نوع توابع پایه
۵	تعداد توابع پایه
۲	بیشترین مقدار عکس العمل
۳۹۱ / ۷۶۴	GCV

توابع پایه و معادلات متناظر، هر کدام در جدول شماره (۵) مشخص می‌باشد. این توابع و روابط ارائه شده مربوط، به منظور انتخاب بهترین مدل و رابطه نهایی بهینه از خروجی مورد نظر با توجه به رابطه مارس (رابطه ۳) ارائه شده است. در این جدول پارامترهای ورودی مدل، میزان هر BF را مشخص می‌کند.

جدول ۵: توابع پایه و روابط مربوطه در روش مارس برای پیش‌بینی جریان اسلامپ

تابع	رابطه
BF1	$\max(0, 450 - B) * \max(0, 360 - C)$
BF2	$\max(0, D_{\max} - 16)$
BF3	$\max(0, 16 - D_{\max}) * \max(0, W - 200)$
BF4	$\max(0, D_{\max} - 10)$
BF5	$\max(0, 924 - C.A) * \max(0, MK - 60)$

رابطه مارس ارائه شده برای جریان اسلامپ بتن خودتراکم حاوی متاکائولن مطابق زیر است:

$$SF = 644 - 0/0326 * BF1 - 23/6 * BF2 + 0/741 * BF3 + 10/7 * BF4 + 0/00337 * BF5 \quad (9)$$

۴-۲-۱- آنالیز واریانس

بعد از تعیین مدل بهینه مارس، با گروه‌بندی برای جمع کردن تمامی توابع پایه که در برگزیده یک متغیر است و گروه‌بندی دیگر این توابع که در برگزیده اثرهای متقابل دو به دو است (و حتی اثرهای متقابل سطح بالاتر)، روش شناخته شده‌ای به عنوان تجزیه و تحلیل واریانس (ANOVA) می‌تواند برای ارزیابی سهم متغیرهای ورودی و توابع پایه در این روش مورد استفاده قرار گیرد [۲۶]. جدول (۶) تجزیه و تحلیل واریانس را برای مدل بسط یافته مارس پیش‌بینی جریان اسلامپ بتن خودتراکم را نشان داده است. ستون اول در جدول (۶) تعداد تابع تحلیل واریانس را فهرست می‌کند. ستون دوم دلیل اهمیت تابع تحلیل واریانس متناظر با فهرست کردن شاخص GCV را نمایش داده است. ستون سوم انحراف استاندارد این تابع و ستون آخر، متغیرهای ورودی خاص و اثرگذار بر هر تابع اصلی را در ارتباط با

تابع تحلیل واریانس نشان می‌دهد. در ارزیابی سهم متغیرهای ورودی، دو متغیر سیمان و چسباننده در تابع واریانس شماره (۲) با مقادیر GCV و انحراف معیار به ترتیب ۱۵۱۱ / ۸۷۱ و ۲۴ / ۶۱۲ بیشترین میزان اثرگذاری را بر مدل مارس بسط داده شده داشته‌اند. همچنین متغیر پیش‌بین Dmax در مدل توسعه داده شده در این روش بیشترین تاثیر عملکردی را ایفا نموده است.

جدول ۶: تجزیه و تحلیل واریانس برای ارزیابی متغیرهای ورودی

متغیر(ها)	انحراف استاندارد	GCV	تابع واریانس
Dmax	۲۴ / ۶۱۲	۱۵۱۱ / ۸۷۱	۱
سیمان ، چسباننده	۲۹ / ۲۹۵	۱۵۴۸ / ۲۳	۲
درشت دانه ، متاکائولن	۱۰ / ۴۳۴	۵۴۵ / ۱۲۹	۳
Dmax ، آب	۱۹ / ۸۲۸	۱۰۱۵ / ۴۵۹	۴

۵- ارزیابی عملکرد مدل‌های پیشنهادی مارس و مدل درخت

برای اندازه‌گیری عملکرد مدل‌های ارائه شده در مرحله آموزش و تست، شاخص‌های آماری شامل ضریب همبستگی (R^{22})، ریشه میانگین مربعات خطا ($RMSE^{23}$) و میانگین خطای مطلق (MAE^{24}) به شرح زیر مورد محاسبه قرار گرفت و در جدول (۶) نشان داده شده است. P_i داده‌های پیش‌بینی، O_i داده‌های مشاهداتی، M تعداد داده‌ها می‌باشد.

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

$$RMSE = \frac{\sum_{i=1}^M (P_i - O_i)^2}{M} \quad (11)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^M |P_i - O_i|}{M} \quad (12)$$

جدول ۷: ارزیابی عملکرد مدل مارس در مقایسه با مدل درختی

نتایج مرحله آموزش			
مدل	R	RMSE	MAE
مارس	۰ / ۹۳۳	۱۳ / ۹۴۷	۱۰ / ۶۵۴
مدل درخت	۰ / ۹۰۶	۱۶ / ۳۴۷	۱۲ / ۷۰۲
نتایج مرحله آزمون			
مدل	R	RMSE	MAE
مارس	۰ / ۹۱۶	۱۴ / ۸۰۷	۹ / ۱۸۳
مدل درخت	۰ / ۹۰۴	۱۵ / ۹۱۳	۱۱ / ۶۶۲

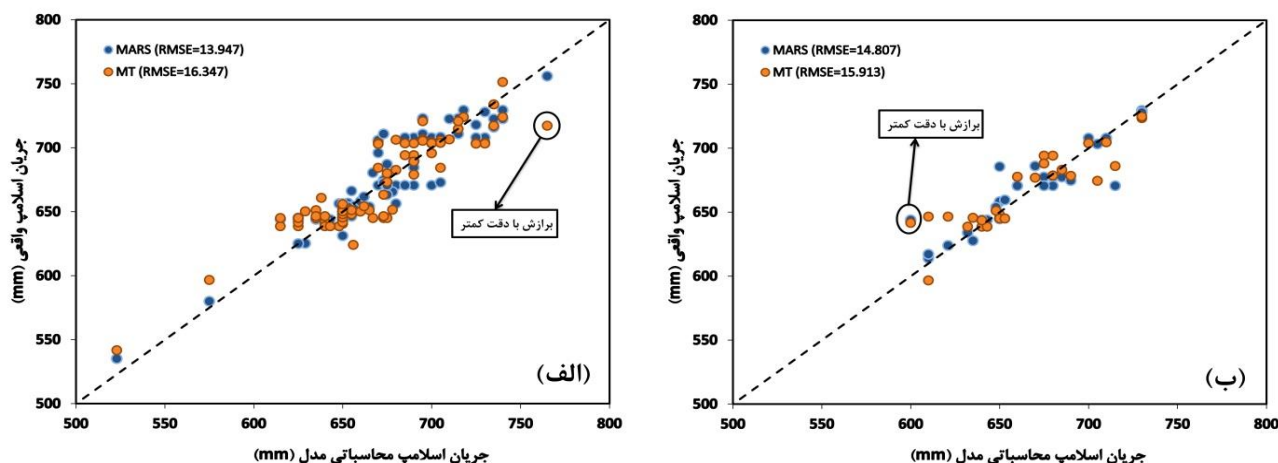
همان‌طور که در جدول شماره (۷) نشان داده شده است، ضریب همبستگی (R) در مرحله آموزش برای روش مارس و مدل درخت، به ترتیب ۰ / ۹۳۳ و ۰ / ۹۰۶ می‌باشد. همچنین، مقدار شاخص آماری $RMSE$ به ترتیب ۱۳ / ۹۴۷ و ۱۳ / ۳۴۷ بدست آمده است. بدین ترتیب، شاخص‌های آماری، نشان می‌دهد مدل‌های پیشنهادی مارس و مدل درخت، عملکرد مطلوبی در مرحله آموزش

²² Correlation of Coefficient (R)

²³ Root Mean Square Error

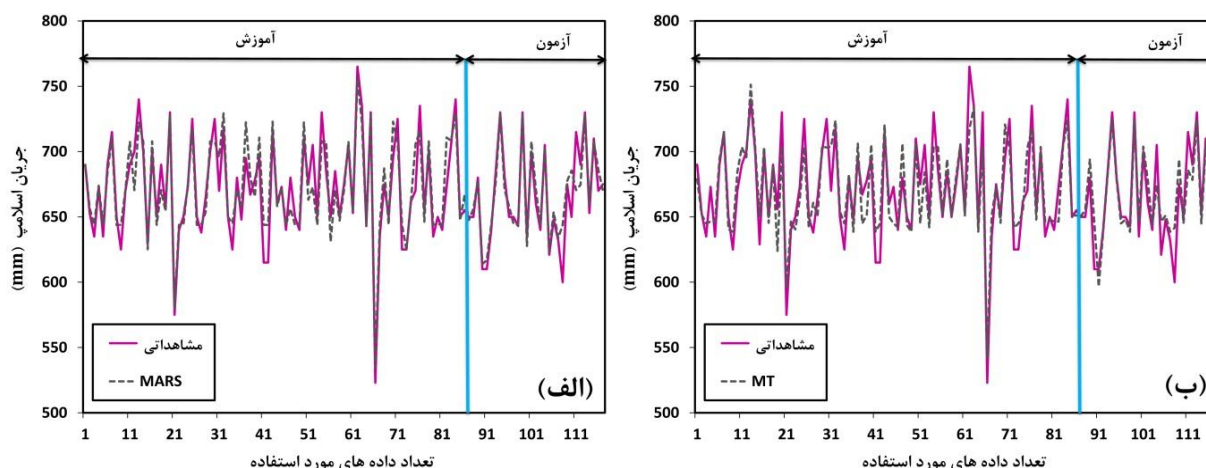
²⁴ Mean Absolute Error

برخوردار بوده‌اند. از طرف دیگر، شاخص آماری (R)، در مرحله آزمون برای مدل مارس و مدل درخت به ترتیب ۰/۹۱۶ و ۰/۹۰۴ و RMSE برای مدل‌های مارس و درخت به ترتیب ۱۴/۸۰۷ و ۱۵/۹۱۳ تعیین گردید. عملکرد مدل‌های ارائه شده در مرحله آزمون، کمی پایین‌تر از مرحله آموزش بوده، ولی در مجموع مقایسه مدل پیشنهادی مارس و مدل درخت در آموزش و آزمون، عملکرد قابل قبولی را نشان داده و می‌توان به عنوان ابزاری معتبر در داده‌کاوی و پژوهش‌های هوش مصنوعی در بتن مورد استفاده قرار گیرد. در این پژوهش، شکل (۳) مقادیر جریان اسلامپ مشاهداتی و پیش‌بینی نظیر آن توسط مدل پیشنهادی مارس و مدل درخت را در مرحله آموزش و آزمون نشان می‌دهد. کیفیت برازش و شاخص خطا برای مدل‌های پیشنهادی در این شکل‌ها تصویر شده است. می‌توان مشاهده کرد نقاط مشاهداتی و محاسباتی نزدیک به هم و در حوالی خط ایده‌آل (نیمساز ۴۵ درجه) برازش می‌باشند. این بدین معنی است که مدل‌های پیشنهادی، دقت قابل قبولی را برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن خودتراکم از خود نشان داده‌اند. از این رو، روابط بهینه ارائه شده در این مطالعه با دقت مناسبی توانسته شبیه‌سازی رفتار جریان اسلامپ را در این نوع بتن خاص فراهم نماید. در این شکل نقاط محدودی با دایره مشخص شده که نشان دهنده عدم برازش کافی و دقت نامناسب در پیش‌بینی جریان اسلامپ در نقطه مورد نظر (۷۶۵ میلی متر در نمودار (الف) و ۶۰۰ میلی متر در نمودار (ب)) می‌باشد.



شکل ۳: مقایسه جریان اسلامپ پیش‌بینی شده در روش مارس و مدل درخت. (الف): آموزش، (ب): آزمون

همچنین شکل (۴)، مقایسه‌ای بین داده‌های مشاهداتی و نتایج محاسباتی مارس و مدل درخت در پیش‌بینی جریان اسلامپ بتن خودتراکم را نمایش داده است. همانطور که در شکل قابل مشاهده است مارس در پیش‌بینی بیشینه و کمینه‌های محلی هم در مرحله آموزش و هم آزمون موفق‌تر از روش مدل درختی بوده است. همچنین روش مدل درخت در شبیه‌سازی رفتاری جریان اسلامپ در بازه ۵۲۳ تا ۶۲۵ میلی‌متر اندکی دچار خطا بوده است که در مقایسه با مارس، این میزان خطا مشخص‌تر می‌باشد.



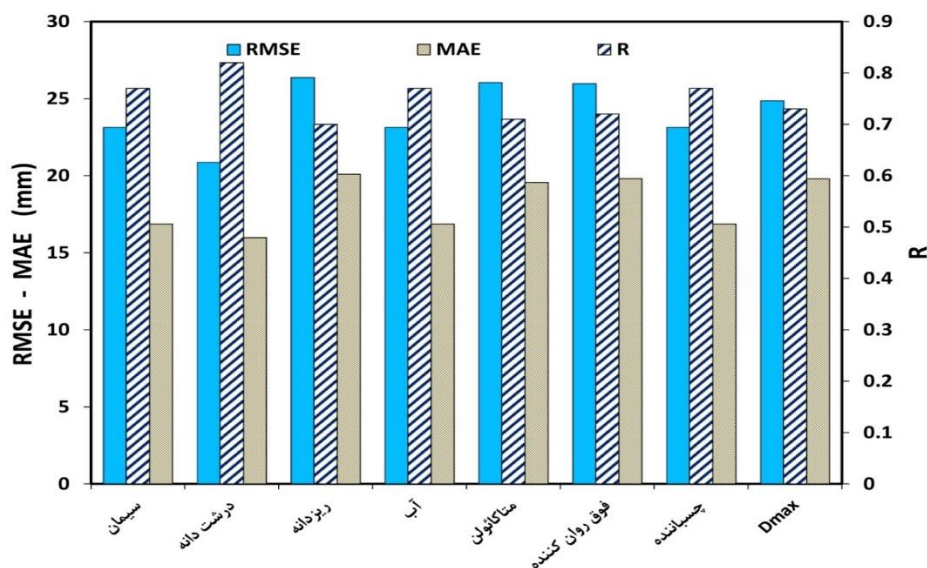
شکل ۴: مقایسه مقادیر مشاهداتی، مارس و مدل درخت

۶- آنالیز حساسیت پارامترهای مستقل

تأثیرپذیری متغیر وابسته بر متغیرهای مستقل و اثرگذاری هر یک از این پارامترها بر یکدیگر را آنالیز حساسیت می‌نامند [۳۸]. از این رو، در این پژوهش، به منظور تعیین میزان اثرگذاری هر پارامتر ورودی بر جریان اسلامپ بتن خودتراکم حاوی متاکائولن، مدل درخت برای انجام آنالیز حساسیت برگزیده شده است. برای این منظور، هر بار یکی از پارامترهای ورودی حذف و اثر آن بر خروجی مدل تحلیل و بررسی شده است. نتایج آنالیز حساسیت نشان داد، ریزدانه ($R=0.70$, $RMSE=26/37$, $MAE=20/10$) و متاکائولن ($R=0.71$, $RMSE=26/56$, $MAE=19/56$) موثرترین پارامترها در تعیین جریان اسلامپ بتن خودتراکم حاوی متاکائولن می‌باشند، همچنین درشت-دانه ($R=0.82$, $RMSE=20/87$, $MAE=15/98$) کمترین میزان تأثیر را در خروجی مدل از خود نشان داده‌اند. دیگر پارامترهای تأثیرگذار بر جریان اسلامپ به ترتیب فوق روان کننده، D_{max} ، سیمان، آب و چسباننده می‌باشند. تأثیر حذف پارامترهای ورودی و تأثیر آنها بر شاخص‌های آماری خطا در جدول شماره (۸) گزارش شده است. شکل شماره (۵) نیز تأثیر حذف هر پارامتر مستقل را بر شاخص‌های آماری خطا نمایش داده است.

جدول ۸: نتایج شاخص‌های خطا پس از حذف پارامترهای پیش‌بین توسعه دهنده مدل

پارامترهای ورودی	R	RMSE	MAE
$SF=f(C,A,F,A,W,MK,SP,B,D_{max})$	۰ / ۷۷	۲۳ / ۱۵	۱۶ / ۸۶
$SF=f(C,F,A,W,MK,SP,B,D_{max})$	۰ / ۸۲	۲۰ / ۸۷	۱۵ / ۹۸
$SF=f(C,C,A,W,MK,SP,B,D_{max})$	۰ / ۷۰	۲۶ / ۳۷	۲۰ / ۱۰
$SF=f(C,C,A,F,A,MK,SP,B,D_{max})$	۰ / ۷۷	۲۳ / ۱۵	۱۶ / ۸۶
$SF=f(C,C,A,F,A,W,SP,B,D_{max})$	۰ / ۷۱	۲۶ / ۰۵	۱۹ / ۵۶
$SF=f(C,C,A,F,A,W,MK,B,D_{max})$	۰ / ۷۲	۲۵ / ۹۸	۱۹ / ۸۱
$SF=f(C,C,A,F,A,W,MK,SP,D_{max})$	۰ / ۷۷	۲۳ / ۱۵	۱۶ / ۸۶
$SF=f(C,C,A,F,A,W,MK,SP,B)$	۰ / ۷۳	۲۴ / ۸۸	۱۹ / ۸۰



شکل ۵: نتیجه آنالیز حساسیت انجام شده با استفاده از مدل درخت

۷- نتیجه گیری

در این مطالعه، پیش‌بینی مقادیر جریان اسلامپ بتن خودتراکم حاوی متاکائولن با استفاده از روش مارس و مدل درختی مورد ارزیابی قرار گرفت. همچنین مدل‌های پیشنهادی با استفاده از ۸ متغیر ورودی تحلیل شد. با توجه به بررسی‌های انجام شده نتایج زیر از این مطالعه حاصل گردیده است.

- ارزیابی و توسعه مدل مارس در مرحله آزمون ($MAE=9/183$, $RMSE=14/807$, $R=0/916$) و مقایسه آن با روش مدل درخت ($MAE=11/662$, $RMSE=15/913$, $R=0/904$)، عملکرد مناسب این دو مدل را در تخمین مقادیر جریان اسلامپ بتن خودتراکم نشان داده است. از این رو روابط بهینه ارائه شده (رابطه ۱۴ مارس و روابط شرطی ۹ تا ۱۳ مدل درخت) در این مطالعه با دقت مناسبی توانسته شبیه‌سازی رفتار جریان اسلامپ در این نوع بتن خاص را فراهم نمایند.
- نتایج مدل مارس و مدل درخت بصورت کمی و کیفی در مرحله آموزش نیز مقایسه گردید. ارزیابی عملکرد مدل مارس در شاخص ضریب همبستگی، آموزش بهتر مدل مارس ($R=0/933$) نسبت به مدل درخت ($R=0/906$) را نشان می‌دهد. در این پژوهش، روش مارس و مدل درخت به عنوان دو روش با دقت بالا به عنوان ابزاری مورد اطمینان برای پیش‌بینی و ارائه روابط بهینه برای مدلسازی و پیش‌بینی خواص بتن مورد ارزیابی قرار گرفت.
- آنالیز واریانس انجام شده با استفاده از روش مارس نشان داد تاثیر توامان دو متغیر پیش‌بین سیمان و پودر چسباننده ($GCV=1548/23$) در مدل توسعه داده شده از سهم بیشتری در پیش‌بینی برخوردار بوده است.
- براساس نتایج آنالیز حساسیت انجام شده، حذف متغیرهای ورودی ریزدانه و متاکائولن به ترتیب با ۲۰ و ۱۹ درصد کاهش همبستگی در پیش‌بینی خروجی مدل درخت، تاثیر بیشتری نسبت به متغیرهای ورودی دیگر بر جریان اسلامپ داشته‌اند.

مراجع

- [1] Sabir, B. B., S. Wild, and J. Bai. (2001) "Metakaolin and calcined clays as pozzolans for concrete: a review." *Cement and Concrete Composites* 23.6: 441-454.
- [2] Khatib, J. M. "Performance of self-compacting concrete containing fly ash. (2008)" *Construction and Building Materials* 22.9: 1963-1971.
- [3] Alabi, S. A., L. M. Olanitori, and J. O. Afolayan. (2012) "Optimum mix design for minimum concrete strength requirement using akure pit-sand as fine aggregate." *Journal of Emerging Trends in Engineering and Applied Sciences (JETEAS)* 3.4: 718-724.
- [4] Aggarwal, Paratibha, et al. (2008) "Self-compacting concrete-procedure for mix design." *Leonardo electronic journal of practices and technologies* 12: 15-24.
- [5] Mehta, Povinder K. "Siliceous ashes and hydraulic cements prepared therefrom. (1978)." U.S. Patent No. 4,105,459. 8 Aug.
- [6] Poon, Chi-Sun, S. C. Kou, and L. Lam. (2006) "Compressive strength, chloride diffusivity and pore structure of high performance metakaolin and silica fume concrete." *Construction and building materials* 20.10: 858-865.
- [7] Wild, S., J. M. Khatib, and A. Jones. (1996) "Relative strength, pozzolanic activity and cement hydration in superplasticised metakaolin concrete." *Cement and concrete research* 26.10: 1537-1544.
- [8] Coleman, N. J., and C. L. Page. (1997) "Aspects of the pore solution chemistry of hydrated cement pastes containing metakaolin." *Cement and concrete research* 27.1: 147-154.
- [9] Frías, Moisés, and Joseph Cabrera. (2000) "Pore size distribution and degree of hydration of metakaolin-cement pastes." *Cement and Concrete Research* 30.4: 561-569.
- [10] Ramezani-pour, A. A., and H. Bahrami Jovein. (2012) "Influence of metakaolin as supplementary cementing material on strength and durability of concretes." *Construction and Building materials* 30: 470-479.
- [11] Madandoust, Rahmat, and S. Yasin Mousavi. (2012) "Fresh and hardened properties of self-compacting concrete containing metakaolin." *Construction and Building Materials* 35: 752-760.
- [12] Hassan, Assem AA, Mohamed Lachemi, and Khandaker MA Hossain. (2012) "Effect of metakaolin and silica fume on the durability of self-consolidating concrete." *Cement and concrete composites* 34.6: 801-807.
- [13] Gilan, Siamak Safarzadegan, Hamed Bahrami Jovein, and Ali Akbar Ramezani-pour. (2012) "Hybrid support vector regression-Particle swarm optimization for prediction of compressive strength and RCPT of concretes containing metakaolin." *Construction and Building Materials* 34: 321-329.
- [14] Sonebi, Mohammed, et al. "Modelling the fresh properties of self-compacting concrete using support vector machine approach." *Construction and Building Materials* 106 (2016): 55-64.
- [15] Chandwani, Vinay, Vinay Agrawal, and Ravindra Nagar. "Modeling slump of ready mix concrete using genetic algorithms assisted training of Artificial Neural Networks." *Expert Systems with Applications* 42.2 (2015): 885-893.
- [16] Mansouri, Iman, et al. "Prediction of Ultimate Strain and Strength of FRP-Confined Concrete Cylinders Using Soft Computing Methods." *Applied Sciences* 7.8 (2017): 751.
- [17] Heidari, Ali, Masoumeh Hashempour, and Davoud Tavakoli. "Using of Backpropagation Neural Network in Estimating of Compressive Strength of Waste Concrete." *Soft Computing in Civil Engineering* 1.1 (2017): 54-64.
- [18] Saridemir, Mustafa. (2009) "Predicting the compressive strength of mortars containing metakaolin by artificial neural networks and fuzzy logic." *Advances in Engineering Software* 40.9: 920-927.
- [19] Etemad-Shahidi, Amir, and Milad Taghipour. "Predicting longitudinal dispersion coefficient in natural streams using M5' model tree." *Journal of hydraulic engineering* 138.6 (2012): 542-554.
- [20] Quinlan, John R. "Learning with continuous classes." *5th Australian joint conference on artificial intelligence*. Vol. 92. 1992.
- [21] Solomatine, Dimitri P., and Khada N. Dulal. "Model trees as an alternative to neural networks in rainfall-runoff modelling." *Hydrological Sciences Journal* 48.3 (2003): 399-411.
- [22] D.P. Solomatine, in: A. Abraham, M. Koppen, K. Franke (Eds.), (2003) "Design and application of hybrid intelligent systems", IOS Press, Amsterdam, The Netherlands, , pp. 76-85.
- [23] Y. Wang, I.H. Witten, Induction of model trees for predicting continuous classes, (1997) in: Proc of the poster papers of the European conference on machine learning, University of Economics, Faculty of Informatics and Statistics, Prague,.
- [24] Friedman, Jerome H. "Multivariate adaptive regression splines." (1991) *The annals of statistics*: 1-67.
- [25] Jekabsons G. VariReg: (2010) a software tool for regression modelling using various modeling methods. Riga Technical University, <<http://www.cs.rtu.lv/jekabsons/>>
- [26] Hastie T, Tibshirani R, Friedman J. (2009) "The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction". 2nd ed. Springer; 1991;19:1-141.
- [27] Friedman JH. (1991) "Multivariate adaptive regression splines". *Ann Stat*;19:1-141

- [28] Madandoust, Rahmat, and S. Yasin Mousavi. (2012)"Fresh and hardened properties of self-compacting concrete containing metakaolin." *Construction and Building Materials* 35: 752-760.
- [29] Abouhussien, Ahmed A., and Assem AA Hassan. (2015)"Optimizing the durability and service life of self-consolidating concrete containing metakaolin using statistical analysis." *Construction and Building Materials* 76: 297-306.
- [30] Dinakar, P., and S. N. Manu. (2014)"Concrete mix design for high strength self-compacting concrete using metakaolin." *Materials & Design* 60: 661-668.
- [31] Hassan, Assem AA, Mohamed Lachemi, and Khandaker MA Hossain. (2012)"Effect of metakaolin and silica fume on the durability of self-consolidating concrete." *Cement and concrete composites* 34.6: 801-807.
- [32] Güneysi, Erhan, Mehmet Gesoglu, and Erdoğan Özbay. (2009)"Evaluating and forecasting the initial and final setting times of self-compacting concretes containing mineral admixtures by neural network." *Materials and structures* 42.4: 469-484.
- [33] Hassan, Assem AA, Mohamed K. Ismail, and Justin Mayo. (2015) "Mechanical properties of self-consolidating concrete containing lightweight recycled aggregate in different mixture compositions." *Journal of Building Engineering* 4: 113-126.
- [34] Kavitha, O. R., et al. "Fresh, micro-and macrolevel studies of metakaolin blended self-compacting concrete. (2015)" *Applied Clay Science* 114: 370-374.
- [35] Kannan, V., and K. Ganesan. "Effect of Tricalcium Aluminate on Durability Properties of Self-Compacting Concrete Incorporating Rice Husk Ash and Metakaolin. (2015)" *Journal of Materials in Civil Engineering* 28.1: 04015063.
- [36] Abouhussien, Ahmed A., Assem AA Hassan, and Mohamed K. Ismail. (2015)"Properties of semi-lightweight self-consolidating concrete containing lightweight slag aggregate." *Construction and Building Materials* 75: 63-73.
- [37] Ahmed, Syed. "Fresh and Mechanical Properties of Self-Consolidating Concrete Incorporating Silica Fume and Metakaolin. (2007)" Project Report of Batcholer of Civil Engineering, NDE University.
- [38] Najafzadeh, M., Balf, M. R., & Rashedi, E. (2016). "Prediction of maximum scour depth around piers with debris accumulation using EPR, MT, and GEP models". *Journal of Hydroinformatics*, jh2016212.