

بررسی مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید در بتن‌های حاوی متاکائولین با استفاده از روش‌های برداشت بیژین و GEP

مهدی کاماسی^{۱*}، سیدعلی حسن زاده^۲

۱. دانشیار گروه عمران دانشگاه آیت الله العظمی بروجردی (ره)

۲. دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مهندسی عمران-سازه، دانشگاه رازی

Komasi@abru.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۹۹/۵/۲۳

تاریخ دریافت: ۹۸/۱۱/۱۹

چکیده

مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید (RCPT) از جمله پارامترهای مهم هر نمونه بتن هستند که به ترتیب در بیان ویژگی‌های مکانیکی و دوام بتن آورده می‌شوند. با داشتن مقاومت فشاری هر نمونه می‌توان در مورد ویژگی‌های مکانیکی آن نمونه بتن بحث نمود اما باید دانست که بتن علاوه بر ویژگی‌های مکانیکی مناسب، باید دارای دوام مناسبی در برابر حملات یون‌های مخربی مانند کلریدها و سولفات‌ها باشد. یون کلرید از جمله یون‌های خطرناکی است که موجب خوردگی میلگردهای فولادی می‌شود. در این پژوهش برای پیش‌بینی مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید در بتن حاوی متاکائولین، تعداد ۱۰۰ داده آزمایشگاهی از بتن‌های حاوی متاکائولین گردآوری شده است. برای پیش‌بینی مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید از روش‌های برداشت بیژین و برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) استفاده شده است. برای این منظور ۷۵ داده به منظور واسنجی و ۲۵ داده نیز برای درستی‌آزمایی انتخاب شده است. در هر دو روش برای پیش‌بینی مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید از هفت پارامتر ورودی استفاده شده است که شامل سن نمونه بتن، سیمان، متاکائولین، میزان آب طرح اختلاط، درشت دانه، ریزدانه و مقاومت سطحی هستند. ضریب تبیین (R^2) برای داده‌های درستی‌آزمایی مقاومت فشاری در روش‌های بیژین و GEP برابر ۰/۹۶ شده است. ضریب R^2 برای داده‌های درستی‌آزمایی RCPT برای روش‌های بیژین و GEP به میزان ۰/۹۷ به دست آمد. اگرچه ضریب تبیین دو روش دریافت بیژین و GEP با هم برابر شده است اما مقدار خطای روش بیژین کمتر از خطای حاصل از GEP شده است. نتایج حاصل از دریافت بیژین و GEP نشان می‌دهند که هر دو روش برای پیش‌بینی مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید از دقت بالایی برخوردار هستند. همچنین بر اساس روش قابلیت اعتماد مرتبه اول (FORM) شاخص‌های قابلیت اعتماد بر اساس مقادیر میانگین نمونه‌ها برای چندین مقدار مرزی مختلف محاسبه شدند و مشخص شد که آستانه شکست برای بتن ۴۵ مگاپاسکال و آستانه نفوذ یون کلرید برابر ۲۰۰۰ کولمب است.

واژگان کلیدی: مقاومت فشاری، دریافت بیژین، برنامه ریزی بیان ژن، قابلیت اعتماد، RCPT، FORM.

۱- مقدمه

وجود آمده است [5-8]. بر این اساس مدل‌های مبتنی بر روش‌های داده‌کاوی برای پیش‌بینی خواص بتن به عنوان یکی از مسائل مهم در مهندسی عمران مورد توجه و علاقه محققین شاخه‌های گوناگون قرار گرفته است [9-11].

در این رابطه بای کاسوگلو و همکاران^۱ بهینه‌سازی چند منظوره‌ای را که اجزای آن پیش‌بینی خواص بتن با مقاومت بالا از طریق تجزیه و تحلیل رگرسیون شبکه عصبی مصنوعی^۲ (ANN) و برنامه ریزی بیان ژن^۳ (GEP) می‌باشند را ارائه کردند [12]. چو و همکاران^۴ اظهار داشتند که برخی از خواص بتن با عملکرد بالا (HPC) به طور کامل درک نشده است و رابطه بین خواص مواد تشکیل دهنده این بتن بسیار غیرخطی است؛ بنابراین، مدل مر سوم خواص بتن برای تجزیه و تحلیل مقاومت فشاری بتن با عملکرد بالا ناکافی است [13]. اردال و همکاران^۵ با ترکیب موجک گسسته مجزا^۶ (DWT) و شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتمی را برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن ارائه دادند. آنها همچنین مدل موجک گسسته مجزا را برای افزایش دقت و درستی شبکه عصبی مصنوعی پیشنهاد کردند [14]. چیترا و همکاران^۸ با استفاده از تجزیه و تحلیل رگرسیون^۹ (MRA) و شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن با عملکرد بالا حاوی نانوسیلیس و سرباره مس به ترتیب به عنوان جایگزین بخشی از سیمان و ماسه چندین مدل ساختند [15]. نادرپور و همکاران با استفاده از شبکه عصبی و برنامه‌ریزی بیان ژن به پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن‌های با مصالح بازیافتی پرداختند [16]. در مطالعه‌ای دیگر نیز نادرپور و همکاران به پیش‌بینی مقاومت فشاری ستون‌های دایره‌ای مقاوم شده با FRP با استفاده از شبکه عصبی^{۱۰} GMDH و برنامه‌ریزی بیان ژن پرداختند و اهمیت هر یک از پارامترها را به صورت جداگانه بررسی کردند [17]. جلال و رضانیانپور به پیش‌بینی مقاومت فشاری نمونه بتن‌های استوانه‌ای محصور شده با ورق FRP با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. در این مطالعه آن‌ها مدل ارائه شده را با دیگر مدل‌ها مقایسه کردند و دقت بالای آن را نشان دادند [18]. جلال و همکاران

بتن یکی از رایج‌ترین مصالح مورد استفاده در دنیا است که از موادی چون سیمان، آب، سنگدانه‌های درشت‌دانه، ریزدانه و مواد افزودنی تشکیل شده است [1]. بتن حاوی متاکائولن از جمله مصالح ساخت و ساز است که با توجه به ویژگی‌های خاص آن که شامل کارایی، استحکام و دوام بالا است، در دهه‌های گذشته محبوبیت خوبی به دست آورده است. بتن‌های با کیفیت مناسب از ترکیبات معدنی مانند خاکستر بادی، متاکائولن و میکروسیلیس و مواد افزودنی شیمیایی مانند فوق روان کننده تشکیل می‌شود که این مواد می‌توانند جایگزین مقداری از سیمان موجود در طرح اختلاط بتن شوند [2]. متاکائولین از مواد جایگزین سیمان است که علاوه بر افزایش مشخصات مکانیکی بتن مانند مقاومت فشاری، باعث افزایش دوام بتن در برابر نفوذ یون کلرید نیز می‌شود. یون کلرید از جمله یون‌های مخربی است که در دراز مدت موجب خوردگی میلگردهای فولادی می‌شود که این خود موجب مشکلات زیادی در سازه‌های بتن‌آرمه احداث شده در سواحل خلیج فارس شده است [3].

پیش‌بینی خواص بتن با استفاده از روش‌های تحلیلی و دقیق قابل بررسی نیست. بیشتر روش‌های استفاده شده در پیش‌بینی خواص بتن، بر اساس فرمول‌های تجربی، نمودارها، نمودارها و جداول بدست آمده و ترسیم می‌شوند. نکته قابل توجه در این گونه طراحی‌ها این است که هر یک از این مواد دارای ابعاد گوناگونی هستند برای نمونه، سیمان‌ها دارای مقاومت، نرمی و ترکیبات شیمیایی متفاوتی هستند. ریزدانه‌ها اندازه‌های مختلف و جنس‌های متفاوتی دارند. درشت‌دانه‌های مصرفی در بتن ممکن است از معادن متفاوتی به دست آمده باشند همچنین ممکن است شکسته یا طبیعی باشند [4]. تعیین مقاومت بتن به عنوان یکی از خواص مهم آن، با استفاده از روش‌های تحلیلی، بسیار دشوار و غیرقابل اعتماد است. در سال‌های اخیر پژوهش‌های مستمر از تحقیقات تنها نظری به سمت تحقیقات کاربردی به ویژه در پردازش اطلاعات برای مسائلی که یا برای آنها راه‌حلی موجود نیست و یا به راحتی قابل حل نیستند، به

6. Erdal et al.
7. Discrete Wavelet Transform
8. Chithra et al.
9. Multiple regression analysis
10. Group method data handling

1. Baykasoglu et al.
2. Artificial neural network
3. Gene expression programming
4. Chou et al.
5. High performance concrete

انجام شده است. در این داده‌ها از ۷ پارامتر مهم برای استفاده به عنوان پارامتر ورودی استفاده شده است. این پارامترها شامل سن نمونه بتن (D)، سیمان (C)، متاکائولن (MK)، آب (W)، سنگدانه‌های درشت (CA)، سنگدانه‌های ریز (FA) و مقاومت سطحی (SR) به‌عنوان ورودی برنامه و مقاومت فشاری (CS) و میزان نفوذ یون کلر (RCPT) به‌عنوان خروجی برنامه هستند. در جدول (۱) مقادیر میانگین، کمینه، بیشینه و انحراف معیار داده‌های استفاده شده برای این مطالعه به منظور بررسی مقاومت فشاری و میزان نفوذ یون کلر نمایش داده شده است.

جدول ۱. مقادیر آماری داده‌های مورد استفاده در این پژوهش

Parameters	Mean	Minimum	Maximum	Std. deviation
RCPT(Coulomb)	2830.3	770	6982	1612.06
CS(MPa)	49.3	19	82.5	13.64
D(day)	76.3	7	180	67.56
C(kg/m ³)	358.0	320	400	24.62
MK(kg/m ³)	42.1	0	80	24.62
W(kg/m ³)	173.6	140	200	18.61
CA(kg/m ³)	881.3	765	954	78.54
FA(kg/m ³)	884.7	796	1017.5	95.83
SR(KΩS)	22.4	4.9	91.8	16.32

Table 1. Statistical values of input and output data in this research

۲-۲- روش دریافت بیژین

در این پژوهش برای پیش‌بینی مقادیر مقاومت فشاری و RCPT از روش دریافت بیژین استفاده شده است. در ابتدا روش بیژین و کاربرد آن در آمار و احتمال توضیح داده می‌شود و سپس به کاربرد روش رگرسیون خطی بیژین پرداخته می‌شود. در علم آمار به صورت کلی احتمال رخداد هر پدیده با توجه به تعداد وقوع آن پدیده (nE) تقسیم بر تعداد کل مشاهدات (n) است که در رابطه (۱) بیان شده است:

$$P(E) = \frac{nE}{n} \quad (1)$$

در روش دریافت بیژین، $P(E)$ احتمالی است که به عنوان درجه باور به وقوع پدیده E محاسبه می‌شود. برای بیان وقوع پدیده E در روش احتمالاتی بیژین از رابطه (۲) استفاده می‌شود.

$$P(E_1|E_2) = \frac{P(E_2|E_1)}{P(E_2)} P(E_1) \quad (2)$$

در رابطه (۲)، $P(E_1)$ درجه باور به رخداد E_1 قبل از مشاهده رخداد E_2 است و احتمال پیشین خوانده می‌شود. $P(E_1|E_2)$

به پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن لاستیکی حاوی سیلیکا فوم و ژئولیت پرداختند. برای این منظور ایشان از روش نروفازی تطبیقی ۱ (ANFIS) استفاده کردند که نتیجه نیز بسیار رضایت‌بخش بود [19]. در روش ANFIS برخلاف روش‌های دیگر داده‌های آموزشی، ANN و GEP عدم قطعیت در نظر گرفته می‌شود و داده‌های فازی سازی می‌شوند. طاهری‌امیری و همکاران به پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن خودتراکم حاوی خاکستر پسته برنج با استفاده از روش GEP پرداختند. در این مطالعه برای مقایسه نتایج، از روش‌های ANN و رگرسیون خطی چندگانه ۲ (MLR) استفاده شد. نتایج حاصل، بیانگر دقت بالای روش GEP در پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن بود [20].

در این پژوهش برای پیش‌بینی مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید از روش دریافت بیژین ۳ استفاده شده است. روش دریافت بیژین یک روش خطی، احتمالاتی و دارای یک رابطه روشن برای پیش‌بینی پدیده‌ها براساس اصل برورسانی است این درحالی است که روش‌های ارائه شده در مطالعات قبلی اغلب غیرخطی، برجسته و بدون یک رابطه صریح هستند. در این پژوهش برای مقایسه نتایج حاصل از دریافت بیژین، از روش قدرتمند GEP نیز برای پیش‌بینی مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید استفاده شد. مقایسه نتایج نشان می‌دهد که روش دریافت بیژین از قدرت بالایی برای پیش‌بینی مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید برخوردار است. بنابراین روش دریافت بیژین می‌تواند برای پژوهش‌های آتی بسیار سودمند باشد. همچنین در این پژوهش با استفاده از نتایج روش دریافت بیژین که نتایجی احتمالاتی بودند، تحلیل قابلیت اعتماد مرتبه اول (FORM) انجام شده است که در آن به محاسبه شاخص قابلیت اعتماد و احتمال شکست نمونه‌های بتن در مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید پرداخته شده است.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- داده‌های مورد استفاده در پژوهش

در این از تعداد ۱۰۰ داده آزمایشگاهی که از پژوهش سفرزادگان و همکاران [21] گرفته شده است، استفاده می‌شود. هر یک از این داده‌ها معرف یک نمونه بتن حاوی متاکائولن است که روی آن به ترتیب آزمایش‌های مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید (RCPT)

4. First order reliability method (FORM)
5. Probability of failure (PF)
6. Prior probability

1. Adaptive neuro-fuzzy inference system
2. multiple linear regression
3. Bayesian inference

خطا به کمترین رسیده است. خطا (ε) دارای میانگین صفر و انحراف معیار σ است که توزیع آن در رابطه (۷) نشان داده شده است:

$$\varepsilon \sim (0, \sigma^2 I_n) \quad (7)$$

در رابطه (۷)، I_n ماتریس واحد یا همانی است که درآیه‌های روی قطر اصلی آن یک و سایر درآیه‌ها صفر هستند. اندیس n نیز تعداد مشاهده از وقوع پدیده است که براساس تعداد مشاهدات، اندازه این ماتریس تغییر می‌کند. پارامتر σ نیز انحراف معیار خطای مدل (ε) است که از رابطه (۸) تخمین زده می‌شود.

$$s^2 = \frac{1}{n-k} (y - X\hat{\theta})^T (y - X\hat{\theta}) \quad (8)$$

در رابطه (۸) مقدار s خطای استاندارد نامیده می‌شود و برای تخمین مقدار σ استفاده می‌شود. n تعداد مشاهدات از پدیده مورد نظر و k تعداد متغیرهای توصیفی مشاهده مورد نظر است. دقت شود که همواره باید تعداد مشاهدات از تعداد متغیرهای توصیفی بیشتر باشد ($n > k$). اگر به رابطه (۸) دقت نمود می‌توان دریافت که انحراف معیار خطای مدل از خطای مدل (ε) گرفته شده است.

روش دریافت بیشترین پارامترهای مدل (θ) و خطای مدل (ε) را به عنوان متغیر تصادفی در نظر می‌گیرد. بنابراین این روش توزیع احتمالاتی پارامترهای مدل (θ) و انحراف معیار خطای مدل (σ) را تعیین می‌کند. با فرض عدم شناخت پیشین از یک پدیده، توزیع پسین مشاهدات y که از رابطه (۴) مشخص شده است؛ از رابطه (۹) بدست می‌آید:

$$f(\theta) = \frac{\Gamma(\frac{1}{2}(v+k)) s^{-k} \sqrt{|X^T X|}}{\Gamma(\frac{1}{2})^k \Gamma(\frac{1}{2}v) v^{\frac{k}{2}}} \left(1 + \frac{(\theta - \hat{\theta})^T X^T X (\theta - \hat{\theta})}{v s^2}\right)^{-0.5(v-k)} \quad (9)$$

در رابطه (۹)، v برابر اختلاف تعداد مشاهدات و متغیرهای توصیفی است ($v = n - k$) و بیانگر تعداد درجات آزادی مدل است. برای مدلسازی دقیق‌تر باید مواردی از قبیل همبستگی خطی، پراکنش، همبستگی خطاها، غیرنرمال بودن و غیرخطی مدنظر قرار گیرد. بهترین و ساده‌ترین

درجه باور به‌هنگام شده است و احتمال پسین^۱ نام دارد. احتمال پسین برابر با حاصل ضرب احتمال پیشین و تابع درست‌نمایی^۲ $P(E_2/E_1)$ ، تقسیم بر ضریب نرمال‌سازی $P(E_2)$ است. تابع درست‌نمایی احتمال مشاهده آن‌چه مشاهده شده است می‌باشد. بنابراین در روش بیشترین ابزار به‌هنگام‌سازی درجه باور به رخداد پدیده‌ها با مشاهده اطلاعات بروز شده است [22]. به طور کلی توابع خطی که توسط روش بیشترین ایجاد می‌شوند از رابطه (۳) تبعیت می‌کنند:

$$y = \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2 + \dots + \theta_k x_k + \varepsilon \quad (3)$$

در رابطه (۳)، y در واقع مقدار خروجی یا مقدار پیش‌بینی شده است. θ_i پارامتر مدل یا ضریب رگرسیون نامیده می‌شود؛ x_i متغیرهای مستقل قابل اندازه‌گیری هستند که متغیرهای پیش‌بینی کننده یا عامل نامیده می‌شوند. ε نیز یک متغیر تصادفی است که خطای باقی‌مانده مدل را بیان می‌کند [23]. با توجه به رابطه (۳) می‌توان دریافت که هر خروجی به چند عامل وابسته است. بنابراین اگر y را برابر یک درآیه در نظر گرفت، x برابر یک ردیف در ماتریس در نظر گرفته می‌شود و رابطه (۳) به رابطه (۴) که یک رابطه ماتریسی است، تبدیل می‌شود [23]:

$$y = X\theta + \varepsilon \quad (4)$$

در رابطه (۴)، ε در واقع خطای مدل یا اختلاف بین مقدار واقعی و مقدار پیش‌بینی شده است. باید تا حد امکان خطای مدل کاهش یابد که برای این منظور باید مجموع مجذور خطاها به کمترین مقدار ممکن برسد. رابطه (۵-الف و ۵-ب) به بررسی چگونگی خطاها پرداخته است.

$$\|\varepsilon\|^2 = \varepsilon_1^2 + \varepsilon_2^2 + \dots + \varepsilon_n^2 \quad (5-الف)$$

$$\hat{\theta} = \arg \min (\|\varepsilon\|^2) = \arg \min (\|y - X\theta\|^2) \quad (5-ب)$$

برای دست یافتن به کمترین خطای مدل باید از روابط (۵)

نسبت به پارامتر مدل مشتق گرفت. حاصل این مشتق در رابطه (۶-الف و ۶-ب) مشخص شده است.

$$\frac{\delta \|y - X\theta\|^2}{\delta \theta} = -2X^T y + 2X^T X \theta \quad (6-الف)$$

$$\hat{\theta} = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (6-ب)$$

با بدست آمدن پارامترهای مدل مطابق رابطه (۶-ب)، مقدار مجموع مربعات خطا (ε) به کمترین می‌رسد. در رابطه (۶-ب)، $\hat{\theta}$ بیانگر پارامتر مدل بهینه شده است که در آن مقدار

شکل ۱. شماتیک کلی روش GEP

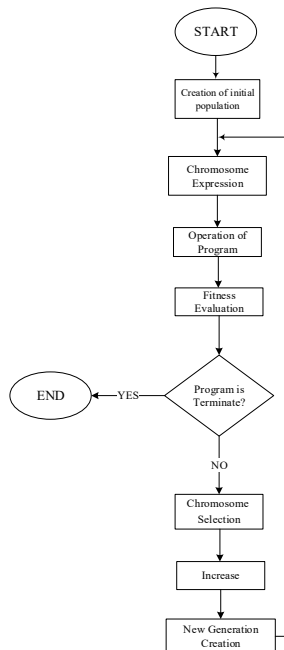


Fig. 1. Overall schematic of GEP method

از عملگر جهش؛ نیز برای بهسازی داخلی کروموزومها استفاده می شود. در شکل (۱) شماتیک کلی مربوط به عملکرد روش GEP نشان داده شده است. در جدول (۲) نیز پارامترهای مربوط به روش GEP برای مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید نشان داده شده است. در روش GEP برای هر ژن یک فنوتیپ یا اصطلاحاً یک درخت بیان ارائه شده است. با توجه به نوع تابع رابطه، روابط هر یک از این ژن ها می توانند جمع، تفریق، ضرب و یا تقسیم شوند. در این مطالعه تابع رابطه از نوع ضرب انتخاب شده است. لازم به یادآوری است که انتخاب نوع تابع رابطه با سعی و خطا انتخاب می شود. در شکل (۲) درخت بیان یک کروموزوم آورده شده است.

جدول ۲. پارامترهای GEP برای پیش بینی مقاومت فشاری و RCPT

Parameters	Values for RCPT	Values for CS
Head Size	8	12
Gene	3	3
Chromosomes	30	50
Mutation	0.044	0.00138
One-Point	0.3	0.00277
Recombination Ratio		
Two-Point	0.3	0.00277
Recombination Ratio		

روش برای تشخیص عیب یابی در مدلها استفاده از ضریب همبستگی (R)، نمودار باقیماندهها (اختلاف مقادیر مشاهده شده و محاسباتی) و نمودار توزیع احتمال است [23].

برای انتخاب بهترین رابطه برای پیش بینی هر پدیده، روش بیژین از رابطه (۳) استفاده می کند. برای این منظور برای پیدا کردن هر ضریب برای پارامتر مدل (θ) از روش به کمترین رساندن کوواریانس هر پارامتر مدل ($\delta_\theta = \frac{\sigma_\theta}{\mu_\theta}$) استفاده می شود. برای پیدا کردن ضریب هر پارامتر مدل تابعی مانند $h(x)$ در نظر گرفته می شود که در آن برای هر کدام از متغیرهای توصیفی یک توان به صورت عدد صحیح گرفته می شود. این رابطه در رابطه (۱۰) نشان داده شده است.

$$h(x) = x_1^{m_1} \cdot x_2^{m_2} \dots x_k^{m_k} \quad (10)$$

در رابطه (۱۰)، مقادیر مختلف m_i از مجموعه $\{-3, -2, -1, 0, 1, 2, 3\}$ انتخاب شده است که این امر برای جلوگیری از پیچیدگی تابع رگرسیون بیژین انتخاب شده است.

۲-۳ روش GEP

روش برنامه ریزی بیان ژن برای اولین بار توسط فریرا معرفی شد [24]. روش GEP که ترکیبی از برنامه نویسی ژنتیک (GP) و الگوریتم ژنتیک (GA) است، از کروموزومهای خطی، ساده و با طول ثابت استفاده می کند [25]. در روش GEP از عملگرهای حسابی مانند جمع، تفریق، ضرب و تقسیم و از توابع مختلف مانند مثلثاتی، لگاریتمی، نمایی و یا توابع تعریف شده توسط کاربر برای حل مسائل استفاده می شود. روش GEP بر خلاف روشهای برنامه GA و GP به طور همزمان از چند ژن برای تکثیر دادهها استفاده می کند و در هر مرحله دادههای مفید قبلی حفظ شده و به تولید دادههای جدید پرداخته می شود [26].

روش FORM روشی است که مشکل تغییرناپذیری روش MVFOSM را حل می‌کند [27]. برای این منظور تابع حالت حدی در سطح حالت حدی در نقطه‌ای که در آن مقدار تابع برابر صفر می‌شود ($g=0$) تقریب زده می‌شود و این در حالی است که در روش MVFOSM در برای حل مسئله فقط از مقدار میانگین استفاده می‌شود. در حالت کلی این روش یک روش خطی برای قابلیت اعتماد پدیده‌ها است که امروزه نسبت به سایر روش‌ها کاربرد بیشتری دارد. برای این منظور هر کدام از بردارها باید از فضای اصلی به فضای استاندارد ۲ نرمالیزه شده تبدیل شوند [20]. هدف از روش تحلیل FORM در واقع یافتن یک نقطه بهینه ۳ می‌باشد که در آن فاصله نقطه با بیش‌ترین چگالی احتمال تا مبدأ مختصات، کمترین مقدار را دارد. به عبارت دیگر مطابق رابطه (۱۲) می‌توان نوشت:

$$y^* = \operatorname{argmin} \{ \|y\|, G(y) \leq 0 \} \quad (12)$$

در رابطه (۱۲)، $G(y)$ تابع حالت حدی در فضای استاندارد نرمال است که از تبدیل تابع حالت حدی $g(x)$ در فضای اصلی حاصل شده است. به فاصله مبدأ مختصات تا نقطه بهینه شده یا نقطه β بیش‌ترین چگالی احتمال (y^*) شاخص قابلیت اعتماد (β) گفته می‌شود که مقدار آن با رابطه (۱۳) محاسبه می‌شود.

$$\beta = \|y^*\| \quad (13)$$

روش پیدا کردن نقطه y^* و الگوریتم‌های مربوط به آن در مطالعات دیگر به تفصیل بیان شده است [28]. از پارامترهای مهم دیگر قابلیت اعتماد احتمال وقوع شکست (P_f) است. احتمال وقوع شکست از رابطه (۱۴) قابل دستیابی است:

$$p_f = \varphi(-\beta) \quad (14)$$

برای محاسبه P_f ابتدا باید یک تابع حالت حدی $g(x)$ ، تعریف کرد که در آن حد شکست نیز مشخص شده باشد. در حالت کلی این تابع در رابطه (۱۵) آورده شده است.

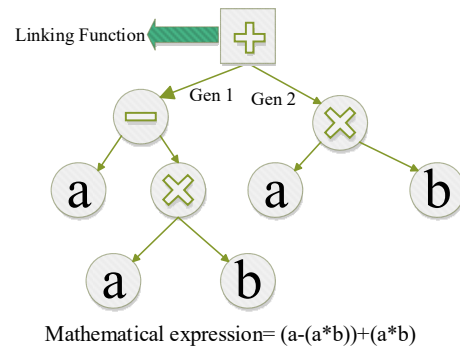
$$g(x) = u_0 - u(x) \quad (15)$$

در رابطه (۱۵)، $u(x)$ تابع حالت حدی در فضای اصلی و u_0 حد شکست نمونه یا سازه است. در بخش ۵، مقادیر مختلف u_0 برای مقاومت فشاری و RCPT در جدول (۸) آورده شده است. سایر اطلاعات مربوط به روش FORM در مرجع [27] آمده است.

Gene Recombination Ratio	0.1	0.1
Is Transposition Ratio	0.1	0.00546
Gene Transposition Ratio	0.1	0.1
RIS Transposition Rate	0.1	0.00546
Fitness Function Error Type	RMSE	RMSE
Linking Function	Multiplication	Multiplication

Table 2. GEP parameters for prediction of CS and RCPT

شکل ۲. کدگذاری با رشته خطی و کدبرداری به صورت بیان درختی یک کروموزوم با دو ژن در روش GEP



Expression tree (ET)

Fig. 2. Encoding using linear string and decoding using tree expression in one Chromosome with two gen by GEP

۲-۴-تحلیل قابلیت اعتماد مرتبه اول

به طور کلی هر مسئله قابلیت اعتماد شامل دو جزء است که شامل تابع حالت حدی و متغیرهای تصادفی مسئله می‌باشد. در این پژوهش برای بررسی احتمال شکست و قابلیت اعتماد نمونه‌ها از روش آنالیز FORM استفاده شده است. روش FORM یک روش تقریبی برای حل معادله (۱۱) است.

$$p_f = P(\Omega_f) = \int \dots \int f(x) dx \quad (11)$$

در معادله (۱۱)، $f(x)$ تابع چگالی احتمال هست که تعداد این انتگرال با توجه به تعداد متغیرهای تصادفی تعیین می‌شود [23]. همچنین مقدار Ω_f در واقع بیانگر احتمال شکست تابع حالت حدی است ($\Omega_f = \{g \leq 0\}$). حل انتگرال رابطه (۱۱) در صورتی که تعداد متغیرهای تصادفی از دو بیشتر باشد تقریباً غیرممکن می‌شود [27]. برای حل انتگرال رابطه (۱۱) باید از روش‌های تقریبی استفاده نمود. تاکنون روش‌های خطی متعددی مانند روش‌های FORM^۱ و MVFOSM^۱ برای حل این انتگرال پیشنهاد شده‌اند. در روش MVFOSM مشکل تغییرناپذیری وجود دارد اما

3 Design point

1 Mean value first order second-moment method
2 Standard normal space

۲-۵- شاخص‌های ارزیابی مدل‌ها

به منظور ارزیابی نتایج مربوط به تحلیل هر مدل از سه شاخص استفاده شده است. این شاخص‌ها به ترتیب شامل ضریب تبیین (R^2)، جذر میانگین مربعات خطا ($RMSE$) و میانگین خطای مطلق (MAE) است. ضریب R نیز ضریب همبستگی می‌باشد. در صورتی که R بزرگ‌تر $0/8$ باشد، نشان دهنده نزدیک بودن داده‌های مشاهداتی و محاسباتی در تحلیل‌های آماری دارد [29-30]. استفاده از روابط MAE و $RMSE$ برای ارزیابی خطاهای مدل در بسیاری از پژوهش‌ها انجام شده است [16, 17, 31]. فرمول‌های موارد مذکور به ترتیب در روابط (۱۶ تا ۱۸) مشخص شده است.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_{obs} - x_{com})^2}{\sum_{i=1}^n (x_{obs} - \bar{x}_{obs})^2} \quad (16)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{obs} - x_{com})^2} \quad (17)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_{obs} - x_{com}| \quad (18)$$

در روابط (۱۶ تا ۱۸)، x_{obs} بیانگر نمونه مشاهداتی و x_{com} نیز نشان‌دهنده نمونه محاسباتی است که در این پژوهش توسط روش‌های دریافت بیژین و GEP مشخص می‌شود. در رابطه (۱۶)، \bar{x}_{obs} برابر مقدار میانگین نمونه‌های مشاهداتی و n برابر تعداد کل نمونه‌های بتن است.

شکل ۳. رابطه بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی مقاومت فشاری با استفاده از روش دریافت بیژین (الف) نمونه‌های واسنجی (ب) نمونه‌های درستی آزمایشی

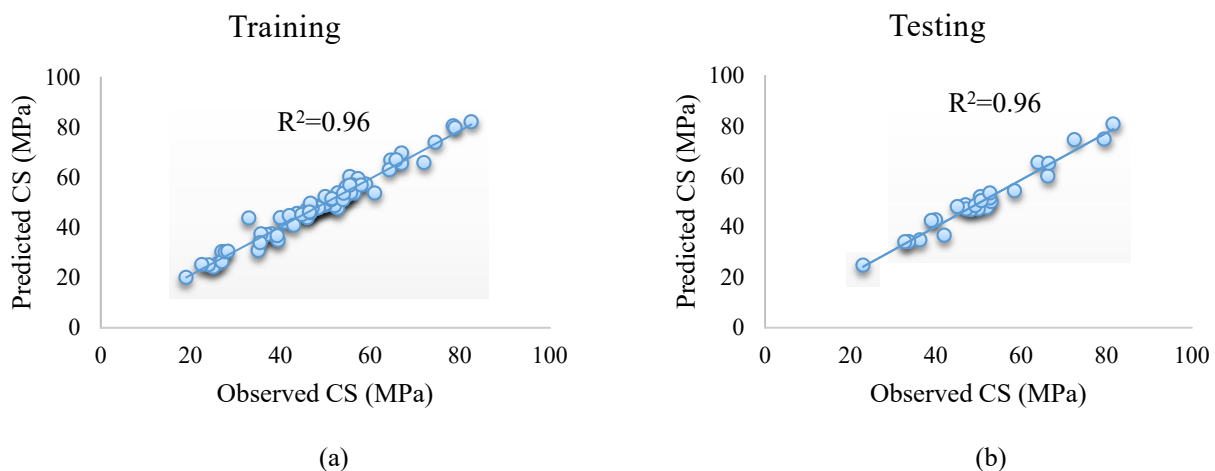


Fig. 3. Correlation between of observations and predictions of compression strength using Bayesian inference (a) train data (b) test data

۳- نتایج و بحث

۳-۱- نتایج روش دریافت بیژین

در این پژوهش از ۱۰۰ داده موجود، به صورت تصادفی تعداد ۷۵ داده به عنوان واسنجی و ۲۵ داده به عنوان درستی آزمایشی استفاده شد. هر کدام از ۱۰۰ داده موجود برای پیش بینی دو پارامتر خروجی مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید استفاده شدند. برای این منظور نتایج مربوط به مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید (RCPT) به طور جداگانه انجام گرفتند و نتایج هر یک نیز جداگانه ارائه شد. همانگونه که در شکل (۳ و ۴) مشاهده می‌شود، همبستگی و دقت مناسبی بین داده‌های مشاهداتی و مدل‌های محاسباتی وجود دارد. در شکل (۳) مقدار ضریب تبیین (R^2) در داده‌های واسنجی و درستی آزمایشی برای مقاومت فشاری بتن برابر $0/96$ و در شکل (۴) نیز برای نفوذ یون کلرید این مقادیر به ترتیب $0/98$ و $0/97$ شده است که این نشان از برازش بالای بین داده‌های مشاهداتی و مدل محاسباتی با روش دریافت بیژین را نشان می‌دهد.

شکل ۴. رابطه بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی RCPT با استفاده از روش دریافت بیژین (الف) نمونه‌های واسنجی (ب) نمونه‌های درستی آزمایشی

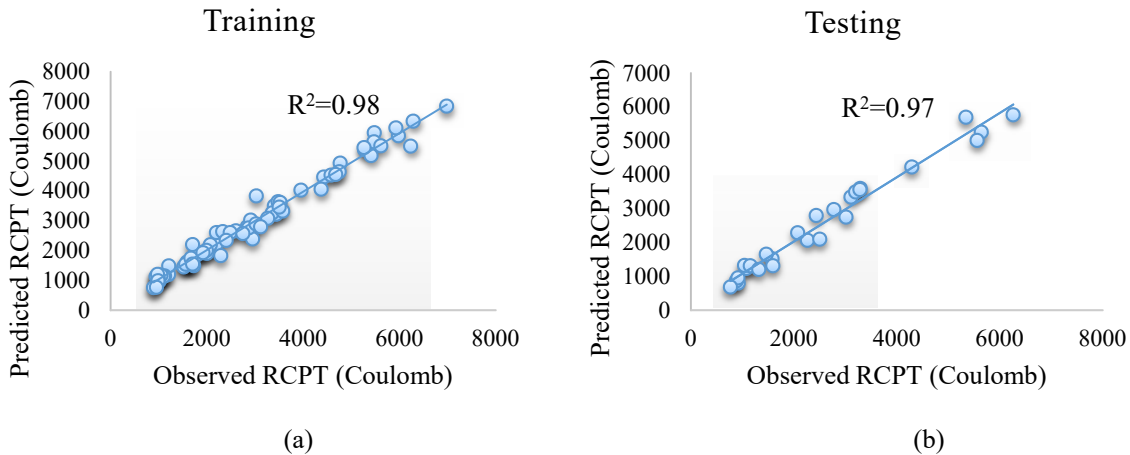


Fig. 4. Correlation between of observations and predictions of RCPT using Bayesian inference (a) train data (b) test data comparison of RCPT

همان‌گونه که در شکل (۵) مشاهده می‌شود، روش دریافت بیژین از دقت کافی برای پیش‌بینی مقاومت فشاری و RCPT نمونه‌ها برخوردار است.

رابطه ارائه شده توسط روش رگرسیون خطی بیژین برای پیش‌بینی مقاومت فشاری و RCPT نمونه‌های بتن حاوی متاکائولن در روابط (۱۹ و ۲۰) آورده شده است.

$$CS = \theta_1 * (1/D * C^2 * MK * W^3 * CA^3 / FA^3 * SR^2) + \theta_2 * (D * C^2 / W^2 / CA) + \theta_3 * (1 * C^3 / W^3 / FA^2) + \theta_4 * (1 * C^2 * W^3 / CA^2 / FA) + \theta_5 * (1 * MK / W / CA * FA) + \theta_6 * (1/D^3 / C^3 * W * FA) + \theta_7 * (D^2 * C / W^3 / CA / FA^2) + \text{Epsilon-Response} \quad (19)$$

$$RCPT = \theta_1 * (1 * C / W^2 / CA^3 / FA / SR) + \theta_2 * (D * C^3 / W^2 / CA^3 / FA^3) + \theta_3 * (1 / C^3 / W^2 / CA^3 / FA^3 / SR^3) + \theta_4 * (1/D * C^3 * MK^3 * W^2 * CA * FA^3) + \theta_5 * (1 / W^2 / CA^3 / FA / SR) + \theta_6 * (D / C^3 * MK / W^3 / CA^3 / FA^3 / SR) + \theta_7 * (1 / C^2 * W^3 / CA^3 / FA^3 / SR^2) + \text{Epsilon-Response} \quad (20)$$

در روابط (۱۹ و ۲۰)، مقادیر θ_1 تا θ_7 پارامترهای مدل هستند که به صورت متغیر تصادفی می‌باشند و در جداول (۳ و ۴) آورده شده‌اند. هر کدام از پارامترهای این جدول دارای توزیع نرمال هستند که مقادیر میانگین و انحراف معیار هر پارامتر مشخص شده‌اند. تمام پارامترهای مدل در جداول (۳ و ۴) به صورت نرمال توزیع شده‌اند و به همین دلیل برای نشان دادن توزیع هر پارامتر مدل از علامت N به معنای توزیع نرمال استفاده شده است. در توزیع نرمال عدد اول بیانگر میانگین و عدد دوم بیانگر انحراف معیار است. Epsilon-Response نیز خطای مدل است. مقدار میانگین خطای مدل در فضای استاندارد نرمال برابر صفر و انحراف معیار آن برابر واحد هست [31].

شکل (۵) نمودار مربوط به مدل محاسباتی ارائه شده توسط روش دریافت بیژین برای داده‌های واسنجی و درستی آزمایشی را نشان می‌دهد.

شکل ۵. مقایسه مقادیر مشاهداتی و مقادیر محاسباتی با روش دریافت بیژین (الف) مقایسه مقاومت فشاری (ب) مقایسه RCPT

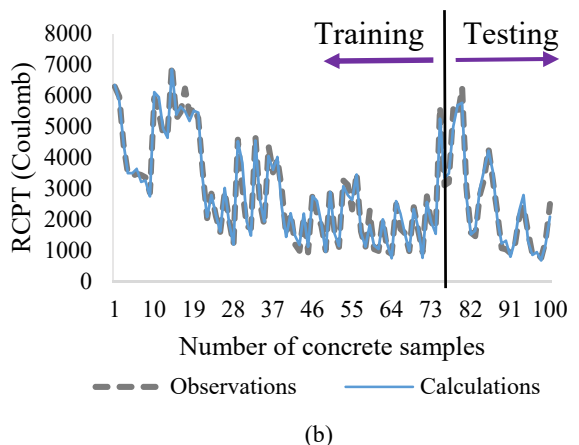
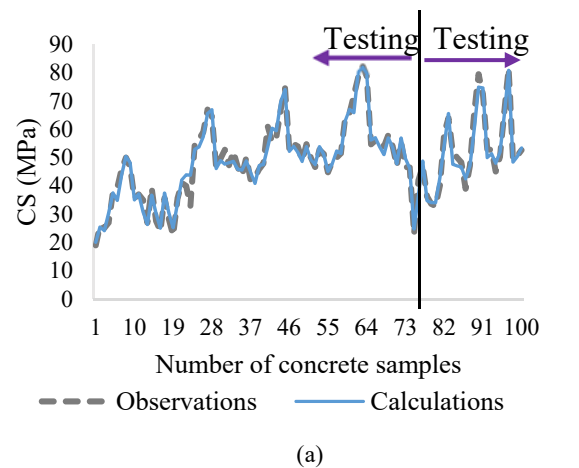


Fig. 5. Comparison of observed and computed data using Bayesian inference (a) comparison of compression strength (b)

جدول ۴. پارامترهای مدل برای پیش‌بینی RCPT

Model parameters	Normal dist. (mean, std. dev.)
θ_1	N(-3.5611e+36, 9.6887e+35)
θ_2	N(-1.2221e+36, 2.1878e+35)
θ_3	N(-14.0326, 1.5085)
θ_4	N(9.2349, 0.5782)
θ_5	N(2.5560e+30, 5.1469e+29)
θ_6	N(1.5366e+18, 4.4241e+17)
θ_7	N(2.5168e+39, 6.5901e+38)

Table 4. Model parameters in RCPT prediction

جدول ۳. پارامترهای مدل برای پیش‌بینی مقاومت فشاری

Model parameters	Normal dist. (mean, std. dev.)
θ_1	N(4.04e-14, 1.22e-14)
θ_2	N(26.23, 2.68)
θ_3	N(2.12e+6, 5.62e+4)
θ_4	N(4.70e-3, 4.94e-4)
θ_5	N(389.61, 19.64)
θ_6	N(-1.32e+6, 8.52e+4)
θ_7	N(-2.99e+9, 6.62e+8)

Table 3. Model parameters in compression strength prediction

شکل ۶. رابطه بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی مقاومت فشاری با استفاده از روش GEP (الف) نمونه‌های واسنجی (ب) نمونه‌های درستی آزمایشی

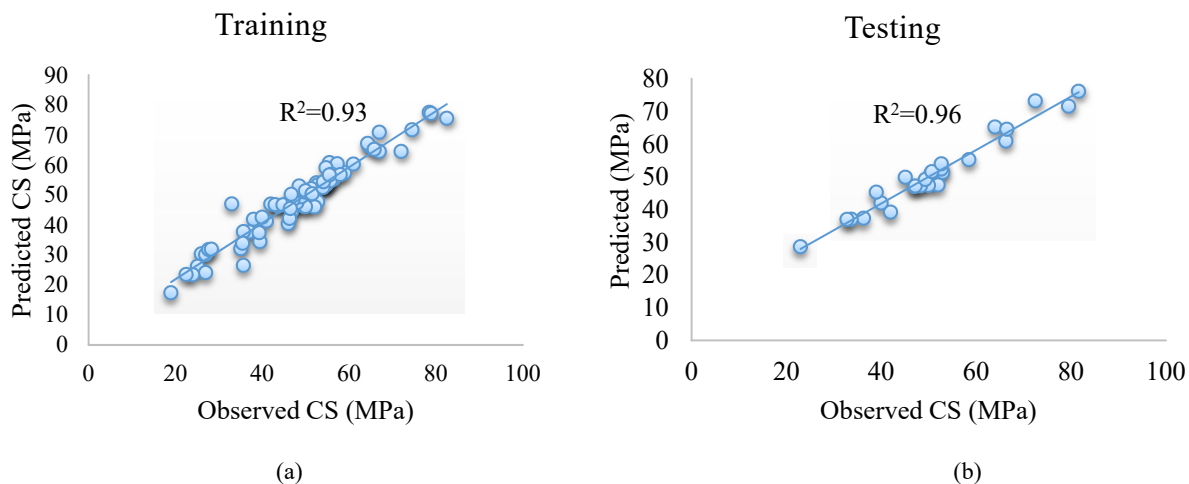


Fig. 6. Correlation between of observations and predictions of compression strength using GEP (a) train data (b) test data

شکل ۷. رابطه بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی RCPT با روش GEP (الف) نمونه‌های واسنجی (ب) نمونه‌های درستی آزمایشی

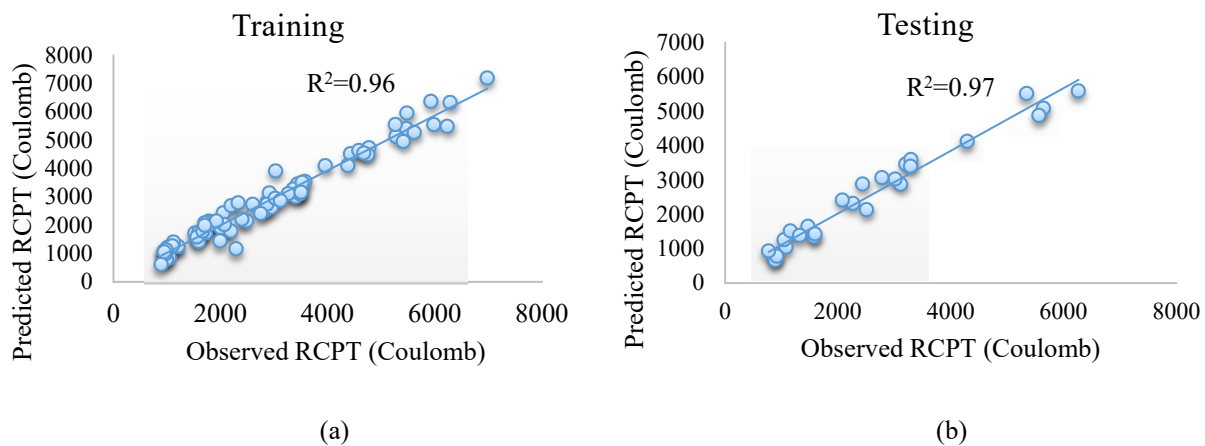


Fig. 7. Correlation between of observations and predictions of RCPT using GEP (a) train data (b) test data

درستی‌آزمایی در مدل مقاومت فشاری بتن به ترتیب ۰/۹۳ و ۰/۹۶ شده است. همین مقادیر برای مدل نفوذ یون کلرید به ترتیب برابر ۰/۹۶ و ۰/۹۷ شده است. بنابراین روش GEP با دقت بسیار بالا توانسته است بین نمونه‌های مشاهداتی و مدل‌های محاسباتی ارتباط برقرار نماید.

۲-۳- نتایج روش GEP

نمودار پراکنش بین نمونه‌های مشاهداتی و محاسباتی برای مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید در نمونه‌های بتن حاوی متاکائولن با روش GEP، به ترتیب در شکل‌های (۶ و ۷) مشخص شده است. ضریب تبیین R^2 برای داده‌های واسنجی و

حاصل ضرب روابط هر کدام از سه ژن است که در رابطه (۲۳-الف) آمده است.

$$F(G_1) = (\text{atan}(\cos(\frac{((G_1 C_0 * CA) + (FA + G_1 C_0)) * ((G_1 C_0 + SR) + W))}{(G_1 C_1 - MK)})))^2$$

$$F(G_2) = ((FA - ((MK - ((G_2 C_1 * (G_2 C_0 + CA)) + (FA + FA))) - W))^{(1.0/3.0)})$$

(۲۱)

$$F(G_3) = ((\cos(\frac{(G_3 C_0 - C)}{(G_3 C_1^2)})) - (\sin(G_3 C_0 - \sin(SR)))) + \log(\frac{(MK + CA)^2}{2})$$

رابطه ارائه شده برای پیش‌بینی RCPT نیز در رابطه (۲۲) آورده شده است. در این رابطه مانند رابطه (۲۱) از سه ژن استفاده شده است و ضرائب رابطه (۲۲) در جدول (۵) و رابطه کلی آن در رابطه (۲۳-ب) آورده شده است.

$$F(G_1) = \text{atan}(\frac{((W - CA) - CA) * (G_1 C_1 / MK) - G_1 C_1}{1}) \quad (۲۲)$$

$$F(G_2) = (\text{atan}(FA) * ((W + FA) + (CA + FA)) * (G_2 C_0 / FA))$$

$$F(G_3) = \log(\sqrt{\exp(\frac{(D * (\cos(SR) - G_3 C_1))^{(1.0/3.0)}}{1}))})$$

جدول ۵. ضرائب روابط (۲۱ و ۲۲) برای پیش‌بینی مقاومت فشاری و RCPT در روش GEP

Coefficients	CS	RCPT
G ₁ C ₀	-9.76	0.85
G ₁ C ₁	-4.54	1.14
G ₂ C ₀	9.98	5.17
G ₂ C ₁	-4.80	-3.18
G ₃ C ₀	-8.63	-7.98
G ₃ C ₁	-4.38	-1.81

Table 5. Coefficients of Eq. (19) and Eq. (20) for prediction of CS and RCPT using GEP

$$CS = F(G_1) * F(G_2) * F(G_3) \quad (۲۳-الف)$$

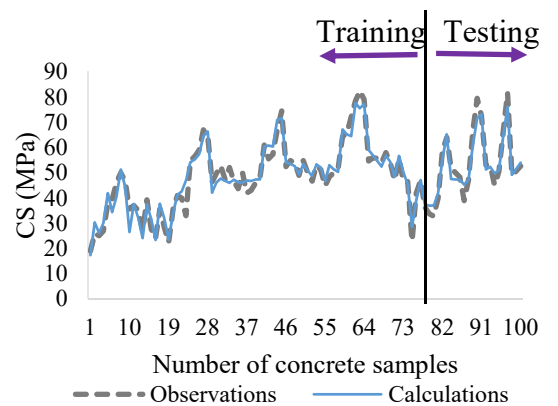
$$RCPT = F(G_1) * F(G_2) * F(G_3) \quad (۲۳-ب)$$

روابط (۲۳-الف و ۲۳-ب) در واقع همان تابع رابطی است که در بخش ۲-۳ بیان شده است. بنابراین روابط بدست آمده برای هر ژن باید در هم ضرب شوند.

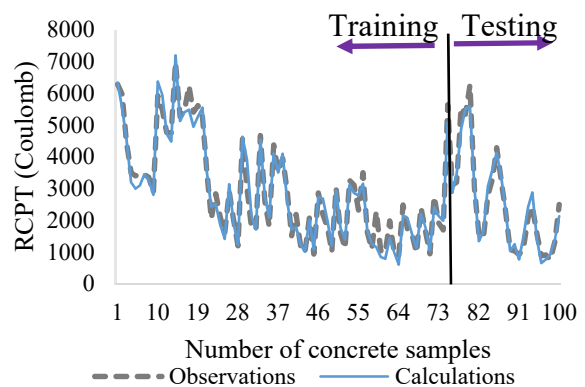
اگر به روابط (۲۳-الف و ۲۳-ب) توجه شود، این روابط طولانی به نظر می‌رسند. دلیل طولانی شدن این روابط، از یک طرف به کسب دقت بالای نتایج و از طرف دیگر به نوع توابع مورد استفاده برمی‌گردد. درواقع اگر در تحلیل به نتایج با دقت کمتر بسنده کرد و از توابع مختلف ریاضی استفاده نمود می‌توان حجم روابط را تا حد زیادی کاهش داد اما در این پژوهش برای بالا بردن دقت نهایی نتایج و همچنین یکنواخت کردن توابع مورد

شکل‌های (۸-الف و ۸-ب) نمودار مربوط به مدل ارائه شده توسط روش GEP را برای داده‌های واسنجی و درستی‌آزمایی مربوط به مقاومت فشاری بتن و RCPT نشان می‌دهد. همانگونه که در شکل‌های (۸-الف و ۸-ب) مشاهده می‌شود، روش GEP از دقت کافی برای پیش‌بینی مقاومت فشاری نمونه‌ها برخوردار بوده است. مقادیر *RMSE* و *MAE* مربوط به روش GEP در جداول (۶ و ۷) آورده شده است. در جداول (۶ و ۷) مقادیر خطاهای محاسباتی بیش‌تر از روش دریافت بیژین است.

شکل ۸. مقایسه مقادیر مشاهداتی و مقادیر محاسباتی با روش GEP (الف) مقایسه مقاومت فشاری (ب) مقایسه RCPT



(a)



(b)

Fig. 8. Comparison of observed and computed data using GEP (a) comparison of compression strength (b) comparison of RCPT

رابطه ارائه شده توسط روش GEP برای تخمین مقاومت فشاری بتن حاوی متاکائولن در رابطه (۲۱) آمده است. هر یک از بخش‌های رابطه (۲۱) بیانگر هر کدام از سه ژنی هستند که برای پیش‌بینی مقاومت فشاری استفاده شده‌اند. ضرائب رابطه (۲۱) در جدول (۵) آورده شده است. رابطه نهایی مقاومت فشاری برابر

پدیده‌ها دارد. این را باید یادآوری نمود که روش دریافت بیشترین از یک طرف یک روش خطی است و هزینه محاسباتی پایینی دارد و از طرف دیگر یک روش احتمالاتی است و می‌تواند در محاسبه تحلیل قابلیت اعتماد کاربرد داشته باشد. بنابراین روش بیشترین می‌تواند در پژوهش‌های آتی کاربرد بسیار زیادی داشته باشد.

۴- نتایج تحلیل قابلیت اعتماد با روش FORM

در این قسمت با توجه به نتایج استخراج شده از روش دریافت بیشترین به تحلیل قابلیت اعتماد نمونه‌های بتنی در مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید پرداخته می‌شود. همان‌گونه که در بخش ۲-۴ توضیح داده شد؛ برای انجام تحلیل قابلیت اعتماد به تابع حالت حدی و متغیرهای تصادفی نیاز است. در این پژوهش تابع حالت حدی استفاده شده همان تابع حالت حدی معرفی شده در روابط (۱۹ و ۲۰) است که از روش دریافت بیشترین استخراج شده است. در روابط (۱۹ و ۲۰)، پارامترهای مدل (θ_i) به عنوان متغیر تصادفی در نظر گرفته شده‌اند و هر کدام از هفت پارامتر ورودی به عنوان مقداری ثابت وارد مدل شده‌اند زیرا عدم قطعیت هر یک در پارامتر مدل لحاظ شده است. در این قسمت برای پارامترهای ورودی، فقط مقادیر میانگین مربوط به ۱۰۰ نمونه وارد شده است که مقادیر مربوط به آن در جدول (۱) آورده شده است.

در شکل (۹-الف و ۹-ب) نیز نتایج قابلیت اعتماد برای مقاومت فشاری ۴۰ مگاپاسکال و نفوذ یون کلرید ۲۰۰۰ کولمب آورده شده است. همان‌گونه که در شکل‌های (۹-الف و ۹-ب) مشاهده می‌شود؛ روش تحلیل FORM پس از چند گام به همگرایی می‌رسد. در این شکل‌ها محور افقی نشان‌دهنده تعداد گام‌ها برای همگرایی و محور عمودی بیانگر فاصله نقطه طراحی یا نقطه با بیش‌ترین چگالی احتمال از فضای اورژینال است که شاخص بتا نام دارد. در شکل‌های (۹-الف و ۹-ب) مقادیر ضریب بتا به ترتیب برابر ۱/۹۳ و ۰/۱۷ شده است. همان‌گونه که در بخش ۲-۴ بیان شد، از روی ضریب بتا، احتمال شکست (P_f) محاسبه می‌شود.

استفاده، روابط مقداری طولانی شده‌اند. در جداول (۶ و ۷) به مقایسه عملکرد دو روش دریافت بیشترین و GEP پرداخته شده است. برای این منظور از ضریب تبیین (R^2)، $RMSE$ و MAE استفاده شده است. معیارهای $RMSE$ و MAE نیز که پیشتر معرفی شدند برای ارزیابی خطای مدل استفاده شدند که می‌توانند یک برآورد صحیح از دقت مدل را داشته باشند.

جدول ۶. مقایسه نتایج روش‌های بیشترین و GEP برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن

R ²	Bayesian		GEP
	Train	0.96	0.93
	Test	0.96	0.96
RMSE	Train	2.55	3.46
	Test	2.75	3.43
MAE	Train	1.84	2.60
	Test	2.25	2.65

Table 6. Comparison of results for prediction of CS by Bayesian and GEP methods

جدول ۷. مقایسه نتایج روش‌های بیشترین و GEP برای پیش‌بینی RCPT

R ²	Bayesian		GEP
	Train	0.98	0.96
	Test	0.97	0.97
RMSE	Train	223.14	311.73
	Test	269.56	306.92
MAE	Train	161.58	239.34
	Test	233.25	252.67

Table 7. Comparison of results for prediction of RCPT by Bayesian and GEP methods

همانطور که در جداول (۶ و ۷) مشاهده می‌شود، روش‌های دریافت بیشترین و GEP دقت بسیار بالایی دارند اما در مجموع دقت روش دریافت بیشترین بالاتر از روش GEP است. مقادیر $RMSE$ و MAE برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن برای داده‌های درستی‌آزمایی در روش بیشترین به ترتیب برابر ۲/۷۵ و ۲/۲۵ مگاپاسکال شده است؛ همین مقادیر برای روش GEP به ترتیب برابر ۳/۴۳ و ۲/۶۵ مگاپاسکال شده است. بنابراین مقدار خطای روش بیشترین از روش GEP کمتر است. برای پیش‌بینی نفوذ یون کلرید، مقادیر $RMSE$ برای داده‌های درستی‌آزمایی در روش دریافت بیشترین به ترتیب ۲۶۹/۵۶ و ۲۳۳/۲۵ کولمب شده است. همین مقادیر برای روش GEP به ترتیب برابر ۳۰۶/۹۲ و ۲۵۲/۶۷ کولمب شده است. بنابراین مقدار خطای روش دریافت بیشترین در این حالت نیز کمتر از خطای روش قدرتمند GEP شده است و این نشان از توانایی بالای روش دریافت بیشترین برای پیش‌بینی

همانطور که در جدول (۸) مشاهده می‌شود؛ هنگامی که مقادیر میانگین نمونه‌ها در تحلیل قابلیت اعتماد قرار داده شده است؛ احتمال شکست بر اثر نیروی فشاری بعد از ۵۰ مگاپاسکال محتمل تر می‌شود. بنابراین استفاده از بتن حاوی متاکائولین، تا حدود ۴۵ مگاپاسکال از حاشیه امنیت مناسبی برخوردار است. در مورد نفوذ یون کلرید نیز باید گفت که با در نظر گرفتن مقادیر کمتر نفوذ یون کلرید، احتمال نفوذ یون کلرید افزایش می‌یابد. همانگونه که در جدول (۸) نشان داده شده است؛ احتمال نفوذ یون کلرید برای مقادیر کمتر از ۲۰۰۰ کولمب افزایش یافته است و این در حالی است که برای مقادیر بیش از ۳۰۰۰ کولمب از حاشیه امنیت بالایی برخوردار است.

۵- خلاصه و نتیجه‌گیری

در این پژوهش به کاربرد استفاده از روش دریافت بیژین برای پیش‌بینی مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید در نمونه‌های بتن پرداخته شد. روش دریافت بیژین یک روش خطی و نسبت به سایر روش‌های غیرخطی مانند ANN، ANFIS و GEP هزینه محاسباتی پایینی دارد و یک رابطه صریح و خطی را ارائه می‌دهد. علاوه بر خطی بودن روش دریافت بیژین، این روش یک روش احتمالاتی است و برخلاف بسیاری از روش‌های فراکوشی عدم قطعیت مدل را در نظر می‌گیرد. در این پژوهش برای مقایسه توانایی روش بیژین از روش قدرتمند GEP نیز استفاده شد و نتایج این دو روش با هم مقایسه شدند. از آنجایی که ضریب R^2 درستی آزمایی داده‌های تمامی روش‌ها بزرگتر یا مساوی ۰/۹۶ شد و مقادیر مربوط به $RMSE$ و MAE روش دریافت بیژین کمتر از GEP بودند این روش یک روش قدرتمند برای پیش‌بینی خواص بتن تلقی می‌شود.

در ادامه با توجه به نتایج روش دریافت بیژین، تحلیل قابلیت اعتماد مرتبه اول یا FORM برای محاسبه شاخص‌های قابلیت اعتماد صورت گرفت. برای این منظور از رابطه‌ای که توسط روش بیژین برای تخمین مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید نمونه‌های بتن ساخته شده بود؛ به عنوان تابع حالت حدی استفاده شود و از مقادیر میانگین نمونه‌ها نیز به عنوان پارامترهای ورودی استفاده شد. پس از محاسبه شاخص قابلیت

شکل ۹. روند انجام تحلیل قابلیت اعتماد به روش FORM براساس میانگین ورودی نمونه‌های بتن (الف) تحلیل برای مقاومت فشاری با آستانه ۴۰ مگاپاسکال (ب) تحلیل RCPT برای آستانه ۲۰۰۰ کولمب

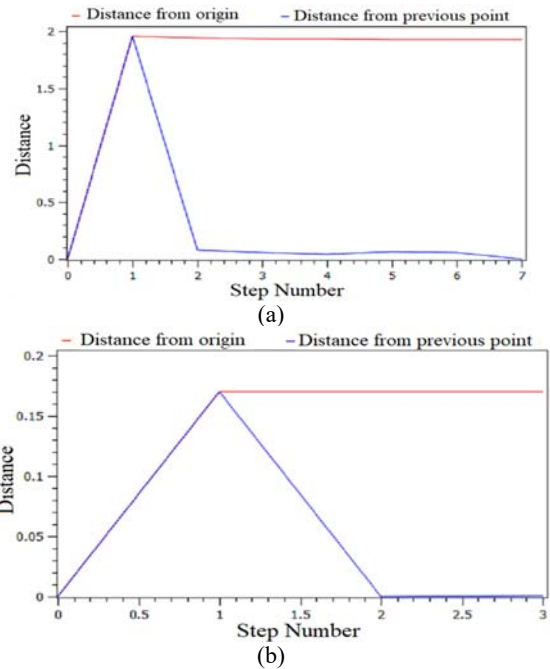


Fig. 9. Reliability analysis of mean values of input parameters using FORM (a) CS reliability analysis for 40 MPa as threshold value (b) RCPT reliability analysis for 2000 Coulomb as threshold value

مقادیر مختلف β و P_f برای میانگین طرح اختلاط ۱۰۰ نمونه بتن حاوی متاکائولن برای مقاومت فشاری ۳۵، ۴۰، ۴۵، ۵۰، ۵۵ و ۶۰ مگاپاسکال و نفوذ یون کلرید ۵۰۰، ۱۰۰۰، ۲۰۰۰، ۳۰۰۰ و ۴۰۰۰ و ۵۰۰۰ کولمب در جدول (۸) آورده شده است.

جدول ۸. تحلیل قابلیت اعتماد مقاومت فشاری و RCPT برای مقادیر میانگین نمونه‌های بتن با استفاده از روش FORM

Type of test	Threshold values	Beta index	P_f (%)
CS (MPa)	35	2.7	0.34
	40	1.93	2.69
	45	1.13	12.80
	50	0.33	37.19
	55	-0.486	68.65
	60	-1.29	90.18
RCPT(Coulomb)	500	-0.97	83.46
	1000	-0.59	72.31
	2000	0.17	43.25
	3000	0.93	17.59
	4000	1.68	4.56
	5000	2.44	0.73

Table 8. Reliability analysis of CS and RCPT for the mean values of concrete samples using FORM

- systems in determining light weight concrete strength. *Journal of Central South University*, 26(10), 2906-14.
- [8] Feng D.C., Liu Z.T., Wang X.D., Chen Y., Chang J.Q., Wei D.F. & Jiang Z.M. 2020 Machine learning-based compressive strength prediction for concrete: An adaptive boosting approach. *Construction and Building Materials*, 230, 117000.
- [9] Castelli M., Vanneschi L. & Silva S. 2013 Prediction of high performance concrete strength using genetic programming with geometric semantic genetic operators. *Expert Systems with Applications*, 40(1), 6856-62.
- [10] Alavi S.A., Naderpour H., Fakharian P. & Noghani S. 2018 An approach for estimating the rotation capacity of wide flange beams using Bayesian regularized artificial neural network (BRANN). *Modares Civil Engineering journal*, 18(4), 157-169. (In Persian)
- [11] Sarıdemir M. 2010 Genetic programming approach for prediction of compressive strength of concretes containing rice husk ash. *Construction and Building Materials*, 24(10), 1911-19.
- [12] Baykasoğlu A., Öztaş A. & Özbay E. 2009 Prediction and multi-objective optimization of high-strength concrete parameters via soft computing approaches. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 6145-55.
- [13] Chou J. S., & Tsai C. F. 2012 Concrete compressive strength analysis using a combined classification and regression technique. *Automation in Construction*, 24, 52-60.
- [14] Erdal H. I., Karakurt O. & Namli E. 2013 High performance concrete compressive strength forecasting using ensemble models based on discrete wavelet transform. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26(4), 1246-54.
- [15] Chithra S., Kumar S. S., Chinnaraju K. & Ashmita F. A. 2016 A comparative study on the compressive strength prediction models for High Performance Concrete containing nano silica and copper slag using regression analysis and Artificial Neural Networks. *Construction and Building Materials*, 114, 528-35.
- [16] Naderpour H., Rafiean A.H. & Fakharian P. 2018 Compressive strength prediction of environmentally friendly concrete using artificial neural networks. *Journal of Building Engineering*, 16, 213-19.
- اعتماد مشخص شد که بتن حاوی متاکائولن برای بتن‌های تا مقاومت ۴۵ مگاپاسکال می‌تواند از حاشیه اطمینان مناسبی برخوردار باشد (با احتمال شکست ۱۲/۸ درصد). این درحالی است که برای مقاومت بیش از ۵۰ مگاپاسکال احتمال شکست بصورت تصاعدی افزایش یافته است. برای مقادیر نفوذ یون کلرید بیش از ۳۰۰۰ کولمب حاشیه اطمینان بالایی وجود دارد و این درحالی است که احتمال نفوذ یون کلرید برای مقادیر کمتر از ۲۰۰۰ کولمب به صورت چشمگیری افزایش می‌یابد. نتایج RCPT بیانگر این واقعیت است که احتمال بالا رفتن نفوذ یون کلرید از ۳۰۰۰ کولمب پایین است (۱۷/۵۹ درصد) اما از سوی دیگر احتمال کمتر شدن نفوذ یون کلرید برای ۲۰۰۰ و ۱۰۰۰ کولمب به ترتیب ۴۳/۲۵ درصد و ۷۲/۳۱ درصد است. بنابراین ۲۰۰۰ کولمب باید به عنوان یک حد مرزی در طراحی RCPT محاسبه شود.

۶- مراجع

- [1] Aghili Lotf M. & Ramezaniapour A.M. 2018 Investigation on the correlations between different physical and mechanical properties of concrete made with recycled concrete aggregate. *Modares Civil Engineering journal*, 18(3), 153-167. (In Persian)
- [2] Abdollahzadeh G.R., Jahani E. & Kashir Z. 2017 Genetic programming based formulation to predict compressive strength of high strength concrete. *Civil Engineering Infrastructures Journal*, 50(2), 207-219.
- [3] Ashrafi H.R. & Ramezaniapour A.A. 2007 Life service prediction of silica fume concrete. *International Journal of Civil Engineering*, 5(3), 182-197.
- [4] Joshaghani A., Moeini M.A. & Balapour M. 2017 Evaluation of incorporating metakaolin to evaluate durability and mechanical properties of concrete. *Advances in concrete construction*, 5(3), 241.
- [5] Mousavi S. M., Aminian P., Gandomi A. H., Alavi A. H., & Bolandi H. 2012 A new predictive model for compressive strength of HPC using gene expression programming. *Advances in Engineering Software*, 45(1), 105-114.
- [6] Abd A.M. & Abd S.M. 2017 Modelling the strength of lightweight foamed concrete using support vector machine (SVM). *Case Studies in Construction Materials*, 6, 8-15.
- [7] Tosee S.V. & Nikoo M. 2019 Neuro-fuzzy

- in problem solving. *In Soft computing and industry*, Springer, London.
- [25] Ghorbani M., Singh V.P., Daneshfaraz R. & Kashani M.H. 2012 Modelling Pan Evaporation Using Genetic Programming. *Journal of Statistics: Advances in Theory and Applications*, 8, 15–36.
- [26] Khatibi R., Naghipour L., Ghorbani M. & Aalami M.T. 2013 Predictability of relative humidity by two artificial intelligence techniques using noisy data from two Californian gauging stations. *Neural Computing and Applications*, 23, 2241–52.
- [27] Nikolaidis E., Ghiocel D.M. & Singhal S, editors. 2004, *Engineering design reliability handbook*. CRC Press.
- [28] Haukaas, T. & Kiureghian A.D. 2006 Strategies for finding the design point in nonlinear finite element reliability analysis. *Probabilistic Engineering Mechanics*, 21(2), 133-147.
- [29] Gandomi A.H., Mohammadzadeh S., Pérez-Ordóñez J.L. & Alavi A.H. 2014 Linear genetic programming for shear strength prediction of reinforced concrete beams without stirrups. *Applied Soft Computing*, 19, 112–120.
- [30] Sharifi Y. & Hosseinpour M. 2019 Adaptive neuro-fuzzy inference system and stepwise regression for compressive strength assessment of concrete containing metakaolin. *International Journal of Optimization in Civil Engineering*, 9(2), 251-72.
- [31] Asghshahr M.S., Rahai A. & Ashrafi H. 2016 Prediction of chloride content in concrete using ANN and CART. *Magazine of Concrete Research*, 68(21),1085-98.
- [17] Naderpour H., Nagai K., Fakharian P. & Haji M. 2019 Innovative models for prediction of compressive strength of FRP-confined circular reinforced concrete columns using soft computing methods. *Composite Structures*, 215, 69-84.
- [18] Jalal M. & Ramezani pour A.A. 2012 Strength enhancement modeling of concrete cylinders confined with CFRP composites using artificial neural networks. *Composites Part B: Engineering*, 43(8), 2990-3000.
- [19] Jalal M., Arabali P., Grasley Z., Bullard J.W. 2019 Application of adaptive neuro-fuzzy inference system for strength prediction of rubberized concrete containing silica fume and zeolite. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part L: Journal of Materials: Design and Applications*, 1464420719890370.
- [20] Taheri-Amiri M.J., Ashrafian A., Haghghi F.R. & Javaheri-barforooshi M. 2018 Prediction of the compressive strength of self-compacting concrete containing rice husk ash using data driven models. *Modares Civil Engineering journal*, 19(1), 209-221. (In Persian)
- [21] Gilan S.S., Jovein H.B. & Ramezani pour A.A. 2012 Hybrid support vector regression–Particle swarm optimization for prediction of compressive strength and RCPT of concretes containing metakaolin. *Construction and Building Materials*, 34, 321-29.
- [22] Naderi M. & Mahsuli M. 2019 Uncertainty quantification in modeling of steel structures using timoshenko beam. *Journal of Structural and Construction Engineering*, 6(1), 27-42. (In Persian).
- [23] Haukaas, T. 2018 Civil 518: Reliability and structure safety, Univ. of British Columbia, Vancouver, BC.
- [24] Ferreira C. 2002 Gene expression programming

Evaluation of compressive strength and rapid chloride permeability test of concretes containing metakaolin using Bayesian inference and GEP methods

M. Komasi^{1*}, S.A. Hassanzadeh²

1. Associate Professor, Department of Civil Engineering, University of Ayatollah Ozma Borujerdi, Borujerd, Iran.

2. M.Sc. of Civil Engineering, Razi University, Kermanshah, Iran.

*Komasi@abru.ac.ir

Abstract:

Compressive strength (CS) and rapid chloride permeability test (RCPT) are the most important tests in the concrete industry. CS is the most significant characteristic of concrete mechanical properties that can show other mechanical properties like the module of elasticity. Chloride penetration could degradation of concrete durability. In the Persian Gulf, chloride penetration is the most dangerous effect on steel rebar corrosion. Therefore, CS and RCPT are related to mechanical and durability properties and should be studied more carefully. In this research, CS and RCPT are predicted using soft computing. For this purpose, Bayesian inference is used for prediction of them. Bayesian inference is a subset of linear regression but unlike conventional regressions that are deterministic, this type of regression is probabilistic. So, in this research is used of probabilistic analysis replaced deterministic analysis. Gene expression programming (GEP) is used for comparison of their results versus Bayesian inference. For research performing, 100 concrete samples containing metakaolin are considered that 75 samples are selected as training, and 25 samples are selected as testing data. seven input data are considered for prediction of CS and RCPT that contains the age of concrete (day), cement (kg/m^3), water (kg/m^3), metakaolin (kg/m^3), fine aggregate (kg/m^3), coarse aggregate (kg/m^3) and surface resistance ($\text{K}\Omega\text{S}$). Output parameters are CS (MPa) and RCPT (Coulomb) that for predicting them, independent analysis should be performed. Results show that Bayesian inference in CS prediction has an excellent ability that the R^2 coefficient for training and testing is 0.96. These values for GEP were 0.93 and 0.96 respectively. Values of root mean square error (RMSE) and mean absolute error (MAE) in Bayesian inference for training are 2.55 and 1.84 MPa respectively. These values for testing are 2.75 and 2.25 MPa. The values of RMSE and MAE for GEP training are 3.46 and 2.60 MPa and for testing these values are 3.43 and 2.65 MPa respectively. A comparison between evaluation parameters (i.e. R^2 , RMSE, and MAE) showed that Bayesian inference and GEP have excellent accuracy. In Bayesian inference, R^2 coefficients for RCPT training and testing are 0.98 and 0.97 respectively. These values for GEP are 0.96 and 0.97 respectively. RMSE and MAE values in Bayesian inference for training are 223.14 and 161.58 Coulomb and these values for testing are 269.56 and 233.25 Coulomb respectively. RMSE and MAE values for GEP in training are 311.73 and 239.34 Coulomb respectively and these values for testing are 306.92 and 252.67 respectively. Results of CS and RCPT are showed that Bayesian inference is a good method for the prediction of concrete properties. On the other side, Bayesian is linear and has a little time consuming compared to nonlinear methods like GEP. In the next part of this study, first-order reliability method (FORM) is used for reliability analysis of CS and RCPT. Reliability index or beta and probability of failure (P_f) are the most important component in FORM analysis that are calculated in each analysis. For this purpose, mean values of input data are selected as inputs in reliability analysis. Results of reliability analysis indicated that when the CS is considered less than 45 MPa, the probability of failure is not considerable. Reliability analysis of RCPT in concrete samples is indicated that the value of 2000 Coulomb is a threshold value for the probability of failure. Therefore, if the RCPT of concrete samples is less than 2000 Coulomb, the probability of permeability is increased.

Keywords: CS, RCPT, Bayesian inference, gene expression programming, reliability analysis, FORM.