****

مجله علمی – پژوهشی

مهندسی عمران مدرس

دوره بیست و یکم، شماره 1، سال1400

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

**مهدی کماسی1\*، سیدعلی حسن زاده2**

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

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

**Komasi@abru.ac.ir**

**تاريخ دريافت: تاريخ پذيرش:**

**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 درمورد 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 متاکائولن، تعداد 100 داده آزمایشگاهی از بتن‌های حاوی متاکائولن گردآوری شده است. برای پیش­بینی مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید از روش­های برداشت بیژین و برنامه­ریزیِ بیان ژن (GEP) استفاده شده است. برای این منظور 75 داده به منظور واسنجی و 25 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، متاکائولن، میزان آب طرح اختلاط، درشت دانه، ریزدانه و مقاومت سطحی هستند. ضریب تبیین (R2) برای داده‌های درستی‌آزمایی مقاومت فشاری در روش‌های بیژین و GEP برابر 96/0 شده است. ضریب R2 برای داده‌های درستی‌آزمایی RCPT برای روش­های بیژین و GEP به میزان 97/0 به­دست 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 براساس مقادیر میانگین نمونه­ها برای چندین مقدار مرزی مختلف محاسبه شدند و مشخص شد که آستانه شکست برای بتن 45 مگاپاسکال و آستانه نفوذ یون کلرید برابر 2000 کولمب است.

**واژگان‌کلیدی:** مقاومت فشاری،دریافت بیژین، برنامه ریزی بیان ژن، قابلیت اعتماد،RCPT، FORM.

**1- مقدمه**

بتن يكي از رايج­ترين مصالح مورد استفاده در دنیا است که از موادي چون سيمان، آب، سنگدانه­های درشت‌دانه، ريزدانه و مواد افزودنی­ تشكيل 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].

پيش‌بيني خواص بتن با استفاده از روش‌هاي تحليلي و دقيق قابل بررسي نیست. بيشتر روش­هاي استفاده شده در پيش‌بيني خواص بتن، بر اساس فرمول‌هاي تجربي، نمودار‌ها، نموگرام‌ها و جداول بدست آمده و ترسيم مي­شوند. نكته قابل توجه در اين­گونه طراحي‌ها اين است كه هر يك از اين مواد داراي ابعاد گوناگوني هستند برای نمونه، سيمان‌ها داراي مقاومت، نرمي و تركيبات شيميايي متفاوتي هستند. ريزدانه‌ها اندازه‌هاي مختلف و جنس­هاي متفاوتي دارند. درشت دانه‌هاي مصرفي در بتن ممكن است از معادن متفاوتي به دست آمده باشند همچنين ممكن است شكسته يا طبيعي باشند .[4] تعيين مقاومت بتن به عنوان يكي از خواص مهم آن، با استفاده از روش‌هاي تحليلي، بسیار دشوار و غیرقابل اعتماد است. در سال‌هاي اخير پژوهش‌های مستمر از تحقيقات تنها نظري به سمت تحقيقات كاربردي به ويژه در پردازش اطلاعات براي مسائلي كه يا براي آنها راه‌حلي موجود نيست و يا به راحتي قابل‌حل نيستند، به وجود آمده است [5-8]. بر اين اساس مدل‌هاي مبتني بر روش­های داده­کاوی برای پیش­بینی خواص بتن به عنوان یکی از مسائل مهم در مهندسی عمران مورد توجه و علاقه محققين شاخه­هاي گوناگون قرار گرفته است[9-11] .

در این رابطه بای کاسوگلو و همکاران[[1]](#footnote-1) بهینه­سازی چند منظوره­ای را که اجزای آن پیش­بینی خواص بتن با مقاومت بالا از طریق تجزیه و تحلیل رگرسیون شبکه عصبی مصنوعی[[2]](#footnote-2) (ANN) وبرنامه ریزی بیان ژن[[3]](#footnote-3) (GEP) می­باشند را ارائه کردند[12] . چو و همکاران[[4]](#footnote-4) اظهار داشتند که برخی از خواص بتن با عملکرد بالا[[5]](#footnote-5) (HPC) به طور کامل درک نشده است و رابطه بین خواص مواد تشکیل دهنده این بتن بسیار غیرخطی است؛ بنابراین، مدل مرسوم خواص بتن برای تجزیه و تحلیل مقاومت فشاری بتن با عملکرد بالا ناکافی است[13] . اردال و همکاران[[6]](#footnote-6) با ترکیب موجک گسسته مجزا[[7]](#footnote-7) (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[[8]](#footnote-8) با استفاده از تجزیه و تحلیل رگرسیون[[9]](#footnote-9)(MRA) و شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن با عملکرد بالا حاوی نانوسیلیس و سرباره مس به­ترتیب به­عنوان 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،GMDH[[10]](#footnote-10) و برنامه‌ریزی بیان ژن پرداختند و اهمیت هر یک از پارامترها را به صورت جداگانه بررسی کردند [17]. جلال و رمضانیانپور 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 به پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن لاستیکی حاوی سیلیکا فوم و زئولیت پرداختند. برای این منظور ایشان از روش نروفازی تطبیقی[[11]](#footnote-11) (ANFIS) استفاده کردند که نتیجه نیز بسیار رضایت‌بخش بود[19] . در روش ANFIS‌برخلاف روش­های دیگر داده­کاوی مانند MRA، ANN‌ و GEP عدم­قطعیت درنظرگرفته می­شود و داده­ها فازی­سازی می­شوند. طاهری­امیری و همکاران به پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن خودتراکم حاوی خاکستر پوسته برنج با استفاده از روش GEP پرداختند. در این مطالعه برای مقایسه نتایج، از روش‌های ANN و رگرسیون خطی چندگانه[[12]](#footnote-12) (MLR) استفاده شد. نتایج حاصل، بیانگر دقت بالایِ روش GEP در پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن بود [20].

در این پژوهش برای پیش‌بینی مقاومت فشاری و نفوذیون کلرید از روش‌ دریافت بیژین[[13]](#footnote-13) استفاده شده است. روش دریافت بیژین یک روش خطی، احتمالاتی و دارای یک رابطه روشن برای پیش‌بینی پدیده‌ها براساس اصل بروزرسانی است این درحالی‌است 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 نقوذیون 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[[14]](#footnote-14) (FORM) انجام شده است که در آن به محاسبه شاخص قابلیت اعتماد و احتمال شکست[[15]](#footnote-15) نمونه‌های بتن در مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید پرداخته شده است.

**2- مواد و روش‌ها**

**2-1- داده های مورد استفاده در پژوهش**

در این از تعداد 100 داده آزمایشگاهی که از پژوهش سفرزادگان و همکاران [21] گرفته شده است، استفاده می‌شود. هر یک از این داده‌ها معرف یک نمونه بتن حاویِ متاکائولن است که روی آن به ترتیب آزمایش‌های مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید (RCPT) انجام شده است. در این داده­ها از 7 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 (1) مقادیر میانگین، کمینه، بیشینه و انحراف معیار داده­های استفاده شده برای این مطالعه به منظور بررسی مقاومت فشاری و میزان نفوذ یون کلر نمایش داده‌شده است.

**جدول 1.** مقادیر آماری داده­های مورد استفاده در این پژوهش

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Std. deviation | Maximum | Minimum | Mean | Parameters |
| 1612.06 | 6982 | 770 | 2830.3 | RCPT(Coulomb) |
| 13.64 | 82.5 | 19 | 49.3 | CS(MPa) |
| 67.56 | 180 | 7 | 76.3 | D(day) |
| 24.62 | 400 | 320 | 358.0 | C(kg/m3) |
| 24.62 | 80 | 0 | 42.1 | MK(kg/m3) |
| 18.61 | 200 | 140 | 173.6 | W(kg/m3) |
| 78.54 | 954 | 765 | 881.3 | CA(kg/m3) |
| 95.83 | 1017.5 | 796 | 884.7 | FA(kg/m3) |
| 16.32 | 91.8 | 4.9 | 22.4 | SR(KΩS) |

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

**2-2- 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 (1) بیان شده است :

(1)

در روش دریافت بیژین، *P(E)* احتمالی است که به عنوان درجه باور به وقوع پدیدة *E* محاسبه می‌شود. برای بیان وقوع پدیده *E* در روش احتمالاتی بیژین از رابطه (2) استفاده می‌شود.

(2)

در رابطه (2)، *P(E1)* درجه باور به رخداد *E1* قبل از مشاهده رخداد *E2* است و احتمال پیشین[[16]](#footnote-16) خوانده می‌شود. *P (E1|E2)* درجه باور به‌هنگام شده است و احتمال پسین[[17]](#footnote-17) نام دارد. احتمال پسین برابر با حاصل‌ضرب احتمال پیشین و تابع درست‌نمایی[[18]](#footnote-18) *P(E2|E1)*، تقسیم بر ضریب نرمال‌سازی *P(E2)* است. تابع درست‌نمایی احتمال مشاهده آن‌چه مشاهده شده است می­باشد. بنابراین در روش بیژین ابزار به ‌هنگام‌سازی درجه باور به رخداد پدیده‌ها با مشاهده اطلاعات بروز شده است [22]. به طور کلی توابع خطی که توسط روش بیژین ایجاد می‌شوند از رابطه (3) تبعیت می‌کنند :

(3)

در رابطه (3)، y در واقع مقدار خروجی یا مقدار پیش­بینی‌شده است. پارامتر مدل یا ضریب رگرسیون نامیده می­شود؛ متغیرهای مستقل قابل اندازه­گیری هستند که متغیرهای پیش­بینی کننده یا عامل نامیده می­شوند. نیز یک متغیر تصادفی است که خطای باقی­مانده مدل را بیان می­کند [23]. با توجه به رابطه (3) می­توان دریافت که هر خروجی به چند عامل وابسته است. بنابراین اگر *y* را برابر یک درآیه درنظر گرفت، *x* برابر یک ردیف در ماتریس درنظر گرفته می­شود و رابطه (3) به رابطه (4) که یک رابطه ماتریسی است، تبدیل می­شود [23]:

(4)

در رابطه (4)، 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 (5-الف و 5-ب)به بررسی چگونگی خطاها پرداخته است.

(5-الف)

(5-ب)

برای دست یافتن به کمترین خطای مدل باید از روابط (5) نسبت به پارامتر مدل مشتق گرفت. حاصل این مشتق در رابطه (6-الف و 6-ب) مشخص شده است.

(6-الف)

(6-ب)

با بدست آمدن پارامترهای مدل مطابق رابطه (6-ب)، مقدار مجموع مربعات خطا () به کمترین می­رسد. در رابطه (6-ب)، بیانگر پارامتر مدل بهینه شده است که در آن مقدار خطا به کمترین رسیده است. خطا () دارای میانگین صفر و انحراف معیار است که توزیع آن در رابطة (7) نشان داده شده است:

(7)

در رابطه (7)، 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 نیز انحراف معیار خطای مدل () است که از رابطة (8) تخمین زده می‌شود.

(8)

در رابطه (8) مقدار *s* خطای استاندارد نامیده می­شود و برای تخمین مقدار استفاده می­شود. *n* تعداد مشاهدات از پدیده مورد نظر و *k* تعداد متغیرهای توصیفی مشاهده موردنظر است. دقت شود که همواره باید تعداد مشاهدات از تعداد متغیرهای توصیفی بیشتر باشد (*n>k*). اگر به رابطه (8) دقت نمود می‌توان دریافت که انحراف معیار خطای مدل از خطای مدل () گرفته شده است.

روش دریافت بیژین، پارامترهای مدل () و خطای مدل () را به عنوان متغیر تصادفی درنظر می‌گیرد. بنابراین این روش توزیع احتمالاتی پارامترهای مدل () و انحراف معیار خطای مدل () را تعیین می‌کند. با فرض عدم شناخت پیشین از یک پدیده، توزیع پسین مشاهدات y که از رابطة (4) مشخص شده است؛ از رابطه (9) بدست می آید:

(9)

در رابطه (9)، برابر اختلاف تعداد مشاهدات و متغیرهای توصیفی است () 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 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 پیش‌بینی هر پدیده، روش بیژین از رابطه (3) استفاده می‌کند. برای این منظور برای پیدا کردن هر ضریب برای پارمتر مدل () از روش به کمترین رساندن کوواریانس هر پارامتر مدل () استفاده می‌شود. برای پیدا کردن ضریب هر پارامتر مدل تابعی مانند در نظرگرفته می­شود که در آن برای هر کدام از متغیرهای توصیفی یک توان به­صورت عدد صحیح گرفته می­شود. این رابطه در رابطه (10) نشان داده شده است.

(10)

در رابطه (10)، مقادیر مختلف *mi*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.

**2-3- روش GEP**

روش برنامه­ریزی بیان ژن برای اولین بار توسط فریرا[[19]](#footnote-19) معرفی شد [24]. روش GEP که ترکیبی از برنامه­نویسی ژنتیک[[20]](#footnote-20) (GP) و الگوریتم ژنتیک[[21]](#footnote-21) (GA) است، از کروموزوم­های خطی، ساده و با طول ثابت استفاده می­کند [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 می­شود. روش GEP‌ بر خلاف روش­های برنامة GA‌ و GP به طور همزمان از چند ژن برای تکثیر داده­ها استفاده می­کند و در هر مرحله داده­های مفید قبلی حفظ شده و به تولید داده­های جدید پرداخته می­شود [26].

**شکل 1.** شماتیک کلی روش GEP



**Fig. 1.** Overall schematic of GEP method

از عملگر جهش[[22]](#footnote-22) نیز برای بهسازی داخلی کروموزوم­ها استفاده می­شود. در شکل (1) شماتیک کلی مربوط به عملکرد روش GEP‌نشان داده شده است. در جدول (2) نیز پارامترهای مربوط 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[[23]](#footnote-23) ارائه شده است. با توجه به نوع تابع رابط[[24]](#footnote-24)، روابط هر یک از این ژن­ها می­توانند جمع، تفریق، ضرب و یا تقسیم شوند. در این مطالعه تابع رابط از نوع ضرب انتخاب شده است. لازم به یادآوری است که انتخاب نوع تابع رابط با سعی و خطا انتخاب می­شود. در شکل (2) درخت بیان یک کروموزوم آورده شده است.

**جدول 2.** پارامترهای GEP برای پیش بینی مقاومت فشاری و RCPT

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Values for CS | Values for RCPT | Parameters |
| 12 | 8 | Head Size |
| 3 | 3 | Gene |
| 50 | 30 | Chromosomes |
| 0.00138 | 0.044 | Mutation |
| 0.00277 | 0.3 | One-Point Recombination Ratio |
| 0.00277 | 0.3 | Two-Point Recombination Ratio |
| 0.1 | 0.1 | Gene Recombination Ratio |
| 0.00546 | 0.1 | Is Transposition Ratio |
| 0.1 | 0.1 | Gene Transposition Ratio |
| 0.00546 | 0.1 | RIS Transposition Rate |
| RMSE | RMSE | Fitness Function Error Type |
| Multiplication | Multiplication | Linking Function |

**Table 2.** GEP parameters for prediction of CS and RCPT

**شکل 2.** کدگذاری با رشته خطی و کدبرداری به صورت بیان درختی یک کروموزوم با دو ژن در روش GEP



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

**2-4-تحلیل قابلیت اعتماد مرتبه اول**

به طور کلی هر مسئلة قابلیت اعتماد شامل دو جزء است که شامل تابع حالت حدی و متغیرهای تصادفی مسأله 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 (11) است.

(11)

در معادله (11)، *f(x)* تابع چگالی احتمال هست که تعداد این انتگرال با توجه به تعداد متغیرهای تصادفی تعیین می­شود [23]. همچنین مقدار در واقع بیانگر احتمال شکست تابع حالت حدی است (). حل انتگرال رابطه (11) در صورتی که تعداد متغیرهای تصادفی از دو بیشتر باشد تقریباً غیرممکن می­شود [27]. برای حل انتگرال رابطه (11) باید از روش­های تقریبی استفاده نمود. تاکنون روش­های خطی متعددی مانند روش‌های FORM و [[25]](#footnote-25)MVFOSM برای حل این انتگرال پیشنهاد شده­اند. در روش MVFOSM مشکل تغییرناپذیری وجود دارد اما 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 می­شد. 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[[26]](#footnote-26) نرمالیزه شده تبدیل شوند [20]. هدف از روش تحلیل FORM در واقع یافتن یک نقطه بهینه[[27]](#footnote-27) می‌باشد که در آن فاصله نقطه با بیش­ترین چگالی احتمال تا مبدأ مختصات، کمترین مقدار را دارد. به عبارت دیگر مطابق رابطه (12) می‌توان نوشت :

(12)

در رابطه (12)، 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 نقطة با بیش­ترین چگالی احتمال () شاخص قابلیت اعتماد () گفته می‌شود که مقدار آن با رابطة (13) محاسبه می‌شود.

(13)

روش پیدا کردن نقطه و الگوریتم­های مربوط به آن در مطالعات دیگر به تفصیل بیان شده است [28]. از پارامترهای مهم دیگر قابلیت اعتماد احتمال وقوع شکست (*Pf*) است. احتمال وقوع شکست از رابطه (14) قابل دستیابی است:

(14)

برای محاسبه 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 (15) آورده شده است.

(15)

در رابطه (15)، تابع حالت حدی در فضای اصلی و حد شکست نمونه یا سازه است. در بخش 5، مقادیر مختلف برای مقاومت فشاری و RCPT در جدول (8) آورده شده است. سایر اطلاعات مربوط به روش FORM در مرجع [27] آمده است.

**2-5-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 (*R2*)، جذر میانگین مربعات خطا (*RMSE*) و میانگین خطای مطلق (*MAE*) است. ضریب *R* نیزضریب همبستگی می‌باشد. در صورتی که *R* بزرگ­تر 8/0 باشد، نشان دهنده نزدیک بودن داده­های مشاهداتی و محاسباتی در تحلیل­های آماری دارد [29-30]. استفاده از روابط *RMSE* و *MAE* برای ارزیابی خطاهای مدل در بسیاری از پژوهش‌ها انجام شده است [16, 17, 31]. فرمول­های موارد مذکور به ترتیب در روابط (16 تا 18) مشخص شده است.

(16*)*

*(17)*

(18)

در روابط (16 تا 18)، بیانگر نمونه مشاهداتی و نیز نشان­دهنده نمونه محاسباتی است که در این پژوهش توسط روش­های دریافت بیژین و GEP مشخص می­شود. در رابطه (16)، برابر مقدار میانگین نمونه­های مشاهداتی و *n* برابر تعداد کل نمونه‌های بتن است.

**3- نتایج و بحث**

**3-1-نتایج روش دریافت بیژین**

در این پژوهش از 100 داده موجود، به صورت تصادفی تعداد 75 داده به عنوان واسنجی و 25 داده به عنوان درستی‌آزمایی استفاده شد. هر کدام از 100 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) به­طور جداگانه انجام گرفتند و نتایج هر یک نیز جداگانه ارائه شد. همانگونه که در شکل (3 و 4) مشاهده می­شود، همبستگی و دقت مناسبی بین داده­های مشاهداتی و مدل­های محاسباتی وجود دارد. در شکل (3) مقدار ضریب تبیین (*R2*) در داده­های واسنجی و درستی آزمایی برای مقاومت فشاری بتن برابر 96/0 و در شکل (4) نیز برای نفوذ یون کلرید این مقادیر به ترتیب 98/0 و 97/0 شده است که این نشان از برازش بالای بین داده­های مشاهداتی و مدل محاسباتی با روش دریافت بیژین را نشان می­دهد.

**شکل 3.** رابطه بین مقادیرمشاهداتی و محاسباتی مقاومت فشاری با استفاده از روش دریافت بیژین (الف) نمونه­های واسنجی (ب) نمونه­های درستی آزمایی

(a) (b)

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

**شکل 4.** رابطه بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی RCPT با استفاده از روش دریافت بیژین (الف) نمونه­های واسنجی (ب) نمونه­های درستی آزمایی

(a) (b)

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

شکل (5) نمودار مربوط به مدل محاسباتی ارائه شده توسط روش دریافت بیژین برای داده‌های واسنجی و درستی‌آزمایی را نشان می‌دهد.

**شکل 5.** مقایسه مقادیر مشاهداتی و مقادیر محاسباتی با روش دریافت بیژین (الف) مقایسه مقاومت فشاری (ب) مقایسه RCPT

(a)

(b)

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

همان‌گونه که در شکل (5) 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 (19 و 20) آورده شده است.

*CS= \* (1/D \* C^2 \* MK \* W^3 \* CA^3 / FA^3 \* SR^2) + \* (D \* C^2 / W^2 / CA) + \* (1 \* C^3 / W^3 / FA^2) + \* (1 \* C^2 \* W^3 / CA^2 / FA) + \* (1 \* MK / W / CA \* FA) + \* (1/D^3 / C^3 \* W \* FA) + \* (D^2 \* C / W^3 / CA / FA^2) + Epsilon-Response* (19)

*RCPT= \* (1 \* C / W^2 / CA^3 / FA / SR) + \* (D \* C^3 / W^2 / CA^3 / FA^3) + \* (1 / C^3 / W^2 / CA^3 / FA^3 / SR^3) + \* (1/D / C^3 \* MK^3 \* W^2 \* CA \* FA^3) + \* (1 / W^2 / CA^3 / FA / SR) + \* (D / C^3 \* MK / W^3 / CA^3 / FA^3 / SR) + \* (1 / C^2 \* W^3 / CA^3 / FA^3 / SR^2) +Epsilon-Response*  (20)

در روابط (19 و 20)، مقادیر تا پارامترهای مدل هستند که به­صورت متغیر تصادفی می­باشند و در جداول (3 و 4) 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 (3 و 4) 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].

**جدول 3.** پارامترهای مدل برای پیش­بینی مقاومت فشاری

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

**Table 3.** Model parameters in compression strength prediction

**جدول 4.** پارامترهای مدل برای پیش­بینی RCPT

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

**Table 4.** Model parameters in RCPT prediction

**3-2-نتایج روش GEP**

**شکل 6.** رابطه بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی مقاومت فشاری با استفاده از روش GEP(الف) نمونه­های واسنجی (ب) نمونه­های درستی آزمایی

(a) (b)

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

**شکل 7.** رابطه بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی RCPT با روش GEP (الف) نمونه­های واسنجی (ب) نمونه­های درستی آزمایی

(a) (b)

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

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 (6 و 7) مشخص شده است. ضریب تبیین *R2* برای داده­های واسنجی و درستی‌آزمایی در مدل مقاومت فشاری بتن به ترتیب 93/0 و 96/0 شده است. همین مقادیر برای مدل نفوذ یون کلرید به ترتیب برابر 96/0 و 97/0 شده است. بنابراین روش GEP با دقت بسیار بالا توانسته است بین نمونه های مشاهداتی و مدل‌های محاسباتی ارتباط برقرار نماید.

شکل­های (8-الف و 8-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 (8-الف و 8-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 (6 و 7) آورده شده است. در جداول (6 و 7) مقادیر خطاهای محاسباتی بیش­تر از روش دریافت بیژین است.

**شکل 8.** 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 رابطة (21) آمده است. هر یک از بخش‌های رابطه (21) بیانگر هر کدام از سه ژنی هستند که برای پیش‌بینی مقاومت فشاری استفاده شده­اند. ضرائب رابطه (21) در جدول (5) آورده شده است. رابطه نهایی مقاومت فشاری برابر حاصل­ضرب روابط هر کدام از سه ژن است که در رابطه (23-الف) آمده است.

F(G1)=(atan(cos(((((G1C0\*CA)+(FA+G1C0))\*((G1C0+SR)+W))\*exp((G1C1-MK)))))^2)

F(G2)=((FA-((MK-((G2C1\*(G2C0+CA))+(FA+FA)))-W))^(1.0/3.0))

(21)

F(G3)= ((cos(((G3C0-C)/(G3C1^2)))-(sin(G3C0)-sin(SR)))+log(((MK+CA)^2)) )

رابطه ارائه شده برای پیش­بینی RCPT نیز در رابطه (22) آورده شده است. در این رابطه مانند رابطه (21) از سه ژن استفاده شده است و ضرائب رابطه (22) در جدول (5) و رابطة کلی آن در رابطه (23-ب) آورده شده است.

F(G1) = atan(((((W-CA)-CA)\*(G1C1/MK))-G1C1))(22)

F(G2)= (atan(FA)\*(((W+FA)+(CA+FA))\*(G2C0/FA)))

F(G3)=log(sqrt(exp(((D\*(cos(SR)-G3C1))^(1.0/3.0))))*)*

**جدول 5.** ضرائب روابط (21 و 22) برای پیش­بینی مقاومت فشاری و RCPT در روش GEP

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Coefficients | CS | RCPT |
| G1C0 | -9.76 | 0.85 |
| G1C1 | -4.54 | 1.14 |
| G2C0 | 9.98 | 5.17 |
| G2C1 | -4.80 | -3.18 |
| G3C0 | -8.63 | -7.98 |
| G3C1 | -4.38 | -1.81 |

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

CS=F(G1)\*F(G2)\*F(G3) (23-الف)

RCPT= F(G1)\*F(G2)\*F(G3) (23-ب)

روابط (23-الف و 23-ب) در واقع همان تابع رابطی است که در بخش 2-3 بیان شده است. بنابراین روابط بدست آمده برای هر ژن باید در هم ضرب شوند.

اگر به روابط (23-الف و 23-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 استفاده، روابط مقداری طولانی شده‌اند. در جداول (6 و 7) به مقایسه عملکرد دو روش دریافت بیژین و GEP پرداخته شده است. برای این منظور از ضریب تبیین (*R2*)، *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 6.** مقایسه نتایج روش­های بیژین و GEP برای پیش­بینی مقاومت فشاری بتن

|  |  |
| --- | --- |
| GEP | Bayesian |
| 0.93 | 0.96 | Train | R2 |
| 0.96 | 0.96 | Test |
| 3.46 | 2.55 | Train | RMSE |
| 3.43 | 2.75 | Test |
| 2.60 | 1.84 | Train | MAE |
| 2.65 | 2.25 | Test |

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

**جدول 7.** مقایسه نتایج روش های بیژین و GEP برای پیش­بینی RCPT

|  |  |
| --- | --- |
| GEP | Bayesian |
| 0.96 | 0.98 | Train | R2 |
| 0.97 | 0.97 | Test |
| 311.73 | 223.14 | Train | RMSE |
| 306.92 | 269.56 | Test |
| 239.34 | 161.58 | Train | MAE |
| 252.67 | 233.25 | Test |

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

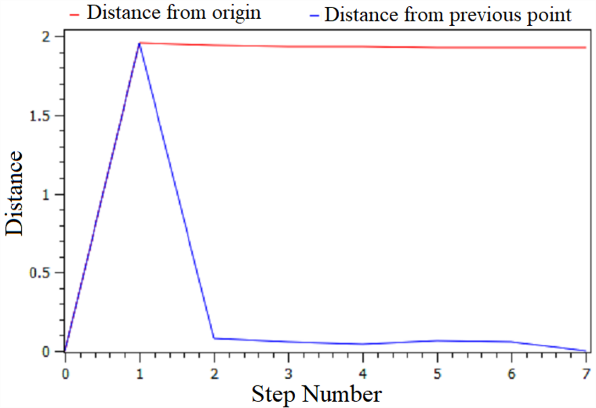
همانطور که در جداول (6 و 7) مشاهده می­شود، روش­های دریافت بیژین و GEP دقت بسیار بالایی دارند اما در مجموع دقت روش دریافت بیژین ‌بالاتر از روش GEP است. مقادیر *RMSE* و *MAE* برای پیش­بینی مقاومت فشاری بتن برای داده­های درستی‌آزمایی در روش بیژین به ترتیب برابر 75/2 و 25/2 مگاپاسکال شده است؛ همین مقادیر برای روش GEP به ترتیب برابر 43/3 و 65/2 مگاپاسکال شده است. بنابراین مقدار خطای روش بیژین از روش GEP کمتر است. برای پیش­بینی نفوذ یون کلرید، مقادیر *RMSE* برای داده­های درستی آزمایی در روش دریافت بیژین به ترتیب 56/269 و 25/233 کولمب شده است. همین مقادیر برای روش GEP‌ به ترتیب برابر 92/306 و 67/252 کولمب شده است. بنابراین مقدار خطای روش دریافت بیژین در این حالت نیز کمتر از خطای روش قدرتمند GEP شده است و این نشان از توانایی بالای روش دریافت بیژین برای پیش­بینی پدیده­ها دارد. این را باید یادآوری نمود که روش دریافت بیژین 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 بیژین می­تواند در پژوهش‌های آتی کاربرد بسیار زیادی داشته باشد.

**4-نتایج تحلیل قابلیت اعتماد با روش FORM**

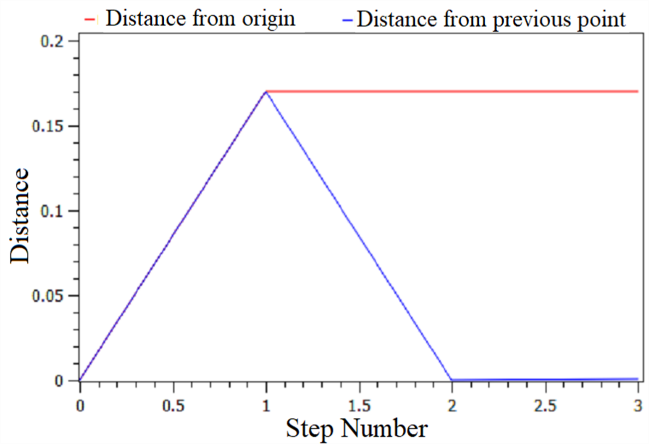
در این قسمت با توجه به نتایج استخراج شده از روش دریافت بیژین به تحلیل قابلیت اعتماد نمونه­های بتنی در مقاومت فشاری و نفوذ یون کلرید پرداخته می­شود. همان‌گونه که در بخش 2-4 توضیح داده شد؛ برای انجام تحلیل قابلیت اعتماد به تابع حالت حدی و متغیرهای تصادفی نیاز است. در این پژوهش تابع حالت حدی استفاده شده همان تابع حالت حدی معرفی شده در روابط (19 و 20) است که از روش دریافت بیژین استخراج شده است. در روابط (19 و 20)، پارامترهای مدل () 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 100 نمونه وارد شده است که مقادیر مربوط به آن در جدول (1) آورده شده است.

در شکل (9-الف و 9-ب) نیز نتایج قابلیت اعتماد برای مقاومت فشاری 40 مگاپاسکال و نفوذ یون کلرید 2000 کولمب آورده شده است. همان‌گونه که در شکل­های (9-الف و 9-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 فاصلة نقطة طراحی یا نقطه با بیش­ترین چگالی احتمال از فضای اورژینال است که شاخص بتا نام دارد. در شکل­های (9-الف و 9-ب) مقادیر ضریب بتا به ترتیب برابر 93/1 و 17/0 شده است. همانگونه که در بخش 2-4 بیان شد، از روی ضریب بتا، احتمال شکست (*Pf*) محاسبه می­شود.

**شکل 9.** روند انجام تحلیل قابلیت اعتماد به روش FORM براساس میانگین ورودی­ نمونه­های بتن (الف) تحلیل برای مقاومت فشاری با آستانة‌40 مگاپاسکال (ب) تحلیل RCPT‌ برای آستانة 2000 کولمب



(a)



(b)

**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 *Pf* برای میانگین طرح اختلاط 100 نمونه بتن حاوی متاکائولن برای مقاومت فشاری 35، 40، 45، 50، 55 و 60 مگاپاسکال و نفوذ یون کلرید 1000،500، 2000، 3000، 4000 و 5000 کولمب در جدول (8) آورده شده است.

**جدول 8.** تحلیل قابلیت اعتماد مقاومت فشاری و RCPT برای مقادیر میانگین نمونه­های بتن با استفاده از روش FORM

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| Type of test | Threshold values | Beta index | Pf (%) |
| 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

همانطور که در جدول (8) مشاهده می­شود؛ هنگامی­که مقادیر میانگین نمونه­ها در تحلیل قابلیت اعتماد قرار داده شده است؛ احتمال شکست بر اثر نیروی فشاری بعد از 50 مگاپاسکال محتمل­تر می­شود. بنابراین استفاده از بتن حاوی متاکائولین، تا حدود 45 مگاپاسکال از حاشیه امنیت مناسبی برخوردار است. در مورد نفوذ یون کلرید نیز باید گفت که با درنظر گرفتن مقادیر کمتر نفوذ یون کلرید، احتمال نفوذ یون کلرید افزایش می­یابد. همانگونه که در جدول (8) نشان داده شده است؛ احتمال نفوذ یون کلرید برای مقادیر کمتر از 2000 کولمب افزایش یافته است و این درحالی است که برای مقادیر بیش از 3000 کولمب از حاشیه ‌امنیت بالایی برخوردار است.

**5- 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 فراکاوشی عدم قطعیت مدل را درنظر 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 آنجایی­که ضریب *R2*درستی آزمایی داده­های تمامی روش­ها بزرگتر یا مساوی 96/0 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 محاسبة شاخص قابلیت اعتماد مشخص شد که بتن حاوی متاکائولن برای بتن­های تا مقاومت 45 مگاپاسکال می­تواند از حاشیه اطمینان مناسبی برخوردار باشد (با احتمال شکست 8/12درصد(. این درحالی است که برای مقاومت بیش از 50 مگاپاسکال احتمال شکست بصورت تصاعدی افزایش یافته است. برای مقادیر نفوذ یون کلرید بیش از 3000 کولمب حاشیه اطمینان بالایی وجود دارد و این درحالی است که احتمال نفوذ یون کلرید برای مقادیر کمتر از 2000 کولمب به صورت چشمگیری افزایش می­یابد. نتایج RCPT بیانگر این واقعیت است که احتمال بالا رفتن نفوذ یون کلرید از 3000 کولمب پایین است (59/17 درصد) اما از سوی دیگر احتمال کمتر شدن نفوذ یون کلرید برای 2000 و 1000 کولمب به ترتیب 25/43 درصد و 31/72 درصد است. بنابراین 2000 کولمب باید به عنوان یک حد مرزی در طراحی RCPT محاسبه شود.

**6- منابع و مراجع**

[1] Aghili Lotf M. & Ramezanianpour 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. & Ramezanianpour 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 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.

[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. & Ramezanianpour 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., Haghighi 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. & Ramezanianpour 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 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-Ordó˜nezc 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.

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

**M. Komasi1\*, 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/m3), water (kg/m3), metakaolin (kg/m3), fine aggregate (kg/m3), coarse aggregate (kg/m3) and surface resistance (KΩS). 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 R2 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. R2, RMSE, and MAE) showed that Bayesian inference and GEP have excellent accuracy. In Bayesian inference, R2 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 (*Pf*) 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.

1. . Baykasoglu et al. [↑](#footnote-ref-1)
2. . Artificial neural network [↑](#footnote-ref-2)
3. .Gene expression programming [↑](#footnote-ref-3)
4. . Chou et al. [↑](#footnote-ref-4)
5. .High performance concrete [↑](#footnote-ref-5)
6. . Erdal et al. [↑](#footnote-ref-6)
7. . Discrete Wavelet Transform [↑](#footnote-ref-7)
8. . Chithra et al. [↑](#footnote-ref-8)
9. . Multiple regression analysis [↑](#footnote-ref-9)
10. . Group method data handling [↑](#footnote-ref-10)
11. .Adaptive neuro-fuzzy inference system [↑](#footnote-ref-11)
12. . multiple linear regression [↑](#footnote-ref-12)
13. . Bayesian inference [↑](#footnote-ref-13)
14. . First order reliability method (FORM) [↑](#footnote-ref-14)
15. . Probability of failure (Pf) [↑](#footnote-ref-15)
16. . Prior probability [↑](#footnote-ref-16)
17. . Posterior probability [↑](#footnote-ref-17)
18. . Likelihood function [↑](#footnote-ref-18)
19. Ferreira [↑](#footnote-ref-19)
20. Genetic programming [↑](#footnote-ref-20)
21. Genetic algorithm [↑](#footnote-ref-21)
22. Mutation [↑](#footnote-ref-22)
23. Expression tree [↑](#footnote-ref-23)
24. Linking Function [↑](#footnote-ref-24)
25. Mean value first order second-moment method [↑](#footnote-ref-25)
26. Standard normal space [↑](#footnote-ref-26)
27. Design point [↑](#footnote-ref-27)