

مقاله علمی-پژوهشی

بررسی پارامترهای تاثیرگذار در تخمین افت انرژی در آبروهای زیرزمینی شبیدار مخروطی شکل با استفاده از روش رگرسیون فرآیند گاوسی

رضا نجمی آزاد^{۱*}، فیروز محمدی^۲، سید مهدی ثاقبیان^۳

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۹/۱۴ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۱۲/۰۴

چکیده

افت انرژی موضعی یکی از پارامترهای اساسی طراحی آبروهای زیرزمینی یا کالورت‌ها است. تاکنون مطالعات بسیاری در این خصوص انجام شده و روابط متعددی برای تخمین ضریب افت انرژی موضعی ارائه گردیده است. مطالعات قبلی نشان داده است که ضریب افت انرژی یک پارامتر وابسته به متغیرهای هیدرولیکی جریان و هندسه کالورت است. با این حال، به دلیل وجود عدم قطعیت در پدیده روابط موجود منجر به نتایج جامع و دقیقی نشده است. در این تحقیق، چندین مدل با در نظر گرفتن ورودی‌های مختلف با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی جهت تخمین ضریب افت انرژی موضعی در آبروهای زیرزمینی مخروطی شبیدار تعریف شده و کارایی روش هوشمند رگرسیون فرآیند گاوسی (GPR) به عنوان یک رویکرد مبتنی بر کرنل مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج حاصله با روش برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) مقایسه گردید. همچنین، به منظور تعیین تاثیر پارامترهای ورودی آنالیز حساسیت انجام شد. نتایج حاصله کارایی بالای روش به کاررفته در تحقیق را در تخمین ضریب افت انرژی به اثبات رساند. نتایج مدل‌سازی با روش GPR نشان داد که مدل با پارامترهای ورودی عدد فرود (Fr)، نسبت عمق آب به قطر آبرو زیرزمینی (Hw/D) و طول کاهنده (Lr)، مدل برتر است. در این حالت مقادیر معیارهای ارزیابی برای سری داده‌های آزمون به صورت $CC=0.85$ ، $DC=0.799$ و $RMSE=0.2$ بدست آمد. همچنین، با انجام آنالیز حساسیت، مشاهده شد که عدد فرود بیشترین تاثیر را بر ضریب افت موضعی دارد و می‌تواند باعث افزایش قابل توجهی در کارایی مدل گردد. استفاده از عدد فرود باعث افزایش تقریباً ۴۰ درصدی دقت مدل‌سازی شد.

واژه‌های کلیدی: آبروی زیرزمینی شبیدار، ضریب افت انرژی، رویکرد مبتنی بر کرنل، GEP

مقدمه

می‌تواند عامل مهمی در صرفه‌جویی هزینه‌ها و زمان طراحی و اجرای سیستم‌های کالورت باشد. همچنین، آگاهی از میزان افت انرژی جریان در کالورت یکی از عوامل مهم تصمیم‌گیری در مورد اندازه، شکل و قطر کالورت می‌باشد. در سیستم‌های کالورت هرچه افت انرژی کمتر باشد تأثیر آن بر روی پروفیل سطح جریان بالادست کمتر است. در سازه‌های کالورت به دلیل طول کم سازه افت انرژی ناشی از اصطکاک ناچیز بوده و افت انرژی موضعی بیشتر به چشم می‌خورد. لذا ضروری است برای مقابله با مشکلات ایجادشده، مقدار افت انرژی موضعی ناشی از عوامل مختلف به‌طور دقیق محاسبه گردد تا در طراحی سیستم‌های کالورت مورد استفاده قرار گیرد. در مطالعات گذشته برخی رویکردها برای حل این مشکل مورد استفاده قرار گرفته است. گرازیانو و همکاران (Graziano et al, 2001a) آزمایشاتی به‌منظور محاسبه ضریب افت انرژی موضعی در کالورت‌های پیش ساخته مربعی شکل انجام دادند و در نمودارها و جداولی را به منظور راحتی کار مهندسان در آینده ارائه کردند. تولیس و رابینسون (Tullis

آبرو زیرزمینی یا کالورت سازه‌ای است که به‌منظور انتقال آب از یک سوی خاکریز به سوی دیگر ساخته می‌شود. این نوع سازه‌ها اگرچه از نظر سازه‌ای ساده هستند اما طرح هیدرولیکی آن‌ها تا حدودی پیچیده و تابعی از عوامل مختلف است که به سادگی قابل تعمیم به جریان‌های تحت فشار یا آزاد نیست، بلکه در مواردی ترکیبی از این دو حالت را دارا است. تخمین دقیق میزان افت انرژی موضعی

۱- مربی، گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی ساختمان و معماری، دانشگاه فنی و حرفه‌ای، تهران، ایران

۲- مربی، گروه مهندسی عمران، دانشکده مهندسی ساختمان و معماری، دانشگاه فنی و حرفه‌ای، تهران، ایران

۳- استادیار، گروه عمران، واحد اهر، دانشگاه آزاد اسلامی، اهر- ایران

*- نویسنده مسئول: (Email: rnajmi@tvu.ac.ir)

DOR: 20.1001.1.20087942.1402.17.3.9.7

سیواپراگسام و لیئونگ از مدل SVM برای پیش‌بینی بارش-رواناب حوضه Tryggevalde واقع در کشور هلند استفاده کردند (Siviapragasam and Liong, 2001). روش‌نگر و همکاران با استفاده از روش رگرسیون بردار پشتیبان مشخصات پرش هیدرولیکی را در کانال‌های واگرا پیش‌بینی کردند. نتایج حاصل با روابط تجربی مقایسه گردید که بهتر بودن عملکرد SVM نسبت به روابط تجربی مشخص گردید (Roushangar et al., 2017). آبروهای زیرزمینی راه حلی کارآمد برای انتقال آب از میان موانع متقاطع ساخته شده توسط انسان (مانند جاده‌ها) ارائه می‌کنند. در واقع این سازه‌ها از جمله سازه‌های زهکشی هستند که عملکرد مناسب و مطلوب در آن‌ها ضروری است. با توجه به اهمیت مساله افت انرژی در سیستم‌های آبروی زیرزمینی و استفاده از روش‌های هوش مصنوعی در تخمین برخی پارامترهای هیدرولیکی، در تحقیق کنونی کارایی روش رگرسیون فرآیند گاوسی (GRP) به عنوان یکی از روش‌های نوین داده کاوی در تخمین میزان افت انرژی در آبروهای مخروطی شیبدار مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به بررسی منابع انجام شده توسط نویسندگان، تحقیقات چندانی در مورد افت انرژی در آبروی مخروطی شیبدار انجام نگرفته است. بنابراین، در تحقیق کنونی این نوع کالورت مد نظر قرار گرفت. مدل‌های ورودی متفاوتی تعریف گردیده و با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی موردبررسی قرار گرفت.

با توجه به ماهیت جعبه سیاه بودن مدل‌های هوشمند مانند GPR، رابطه آموخته شده بین پارامترهای ورودی و خروجی مشخص نمی‌باشد. بنابراین نیاز است تا کارایی مدل با استفاده از مدل هوشمند دیگر سنجیده شود و برای داده‌های خارج از محدوده داده‌هایی که برای آن آموزش داده شده دوباره ارزیابی شود. در این تحقیق نتایج مدل GRP با روش برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) مقایسه شد و فرمول صریحی جهت پیش‌بینی افت انرژی ارائه گردید. همچنین با استفاده از آنالیز حساسیت مؤثرترین پارامترها در تخمین افت انرژی موضعی تعیین شد. در نهایت نتایج حاصله برای آبروی مخروطی شیبدار با آبروهای زیرزمینی دایروی و مربعی شکل مقایسه شد.

مواد و روش‌ها

داده‌های مورد استفاده در تحقیق

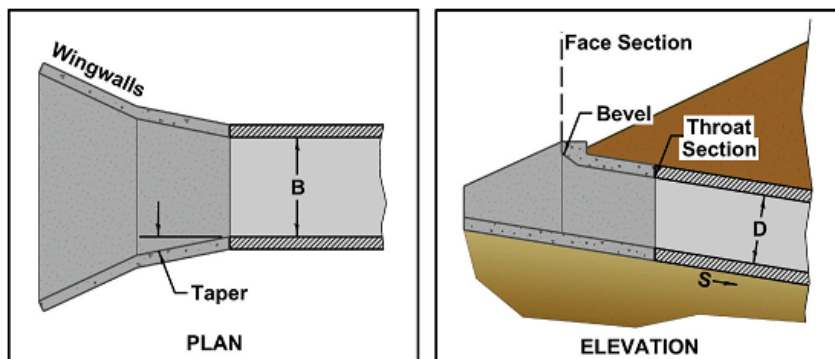
به منظور بررسی پارامترهای مؤثر بر ضریب افت موضعی در آبروهای با ورودی شیبدار، از داده‌های آزمایشگاهی گرازیانو و همکاران (Graziano et al, 2001b) استفاده شد. این آزمایش‌ها در مرکز تحقیقات بزرگراه Turner-Fairbank اداره فدرال بزرگراه واقع در ویرجینیا انجام گرفته و داده‌های آزمایشگاهی و ضرایب افت ورودی برای آبروهای دایره‌ای مخروطی شیبدار با طول‌های کاهنده مختلف محاسبه شده است. طرح آبرو مخروطی شیبدار در شکل (۱)

(and Robinson, 2008) آزمایشاتی در مورد افت انرژی موضعی در کالورت‌های بیضوی شکل با عمق دفن شدگی ۵۰٪ انجام دادند. در این آزمایشات از چهار نوع دهانه ورودی استفاده شد و روشی برای محاسبه افت موضعی در خروجی این کالورت‌ها ارائه گردید. جونز و همکاران (Jones et al., 2006) آزمایشاتی را در مورد تاثیرات انواع دهانه ورودی کالورت جعبه‌ای شکل بر روی ضریب افت انرژی انجام دادند. مالون و پار (Malon and Parr, 2008) آزمایشاتی در مورد افت موضعی ناشی از وجود خم در مسیر کالورت انجام دادند. تولیس (Tullis, 2012) آزمایشاتی را به منظور محاسبه افت انرژی موضعی ناشی از دهانه ورودی کالورت در کالورت‌های نیمه مدفون دایروی و بیضوی شکل با چهار نوع دهانه ورودی انجام داد تا مناسب‌ترین مقطع کالورت را از نقطه نظر کمترین اتلاف تعیین کند. آزمایشات تولیس شامل کالورت‌هایی با ۲۰٪، ۴۰٪ و ۵۰٪ عمق دفن شدگی بود و در آخر نتیجه گرفت که افت موضعی در کالورت‌های نیمه مدفون بزرگتر از کالورت‌های معمولی است. حبیب زاده و راجراتنام (Habibzadeh and Rajaratnam, 2016) افت انرژی در خروجی انواع مختلف کارلورت‌های بیضوی، دایره‌ای و مستطیلی را مورد بررسی قرار دارند. روش‌نگر و همکاران (Roushangar et al., 2019) به ارزیابی پارامترهای مؤثر بر تلفات انرژی در کالورت‌های نیمه مدفون با استفاده از روش‌های هوشمند پرداختند.

به دلیل تأثیر متفاوت پارامترهای مختلف بر افت انرژی موضعی، تعیین دقیق روابط حاکم بر این پدیده مشکل می‌باشد. به همین منظور استفاده از روش‌های دیگری که بتوانند افت انرژی موضعی را دقیق‌تر تخمین بزنند از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. از این روی استفاده از الگوریتم‌های هوشمند برای حل مسائل غیرخطی که حل آن‌ها با استفاده از روش‌های معمولی و تحلیلی ممکن نیست اجتناب‌ناپذیر است. در دهه‌های اخیر روش‌های نرم برای شبیه‌سازی رفتار سیستم‌ها در زمینه مهندسی آب مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این روش‌ها که اکثراً الهام گرفته از پدیده‌های موجود در طبیعت هستند به عنوان ابزاری توانمند در حل مسائل پیچیده به شمار می‌آیند و معمولاً دارای جواب بهتری نسبت به روش‌های کلاسیک می‌باشند (ASCE, 2000). به عنوان نمونه اسدی و همکاران (۱۳۹۵) در پژوهشی به بررسی تأثیر قطر متوسط ذرات در شرایط زبری طبیعی بستر بر نسبت عمق ثانویه به اولیه، استهلاک انرژی نسبی پرش هیدرولیکی و ضریب نیروی برشی پرداختند و روابطی را برای هر یک از موارد فوق ارائه نمودند. روش‌نگر و همکاران از روش‌های برنامه‌ریزی بیان ژن و سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی (GEP) و ANFIS) برای پیش‌بینی بار کل رسوبی استفاده کردند. در این مطالعه نتایج با روش‌های تجربی شناخته شده مقایسه گردید. بهتر بودن دقت و عملکرد روش‌های هوش مصنوعی نسبت به روش‌های تجربی از نتایج این تحقیق می‌باشد (Roushangar et al., 2014).

(Tullis, 2012) و گرازیانو و همکاران (Graziano et al, 2001a) استفاده گردید.

نشان داده شده است. همچنین جهت مقایسه نتایج این نوع آبرو با آبروهای دایروی با دهانه‌های برجسته و قائم بر خاک ریز و آبروی مربعی شکل به ترتیب از داده‌های مربوط به آزمایش‌های تولید



شکل ۱- شماتیک آبرو مخروطی شیبدار

که در آن $f(x)$ بیانگر تابع رگرسیون دلخواه و ε نیز مقدار نویز توزیع گاوسی با میانگین صفر و واریانس σ^2 می‌باشد، یعنی $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$. چنین فرض می‌گردد که $f = [f(x_1), f(x_2), \dots, f(x_n)]^T$ رفتار ی بر مبنای فرآیند گاوسی داشته به نحوی که $p(f|X) = N(0, K)$ که در آن K ماتریس کواریانس با درایه‌های $k_{i,j} = k(x_i, x_j)$ می‌باشد.

$$K(X, X) = \begin{pmatrix} k(x_1, x_1) & k(x_1, x_2) & \dots & k(x_1, x_n) \\ k(x_2, x_1) & k(x_2, x_2) & \dots & k(x_2, x_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k(x_n, x_1) & k(x_n, x_2) & \dots & k(x_n, x_n) \end{pmatrix} \quad (5)$$

کواریانس $k_{i,j}$ بین مقادیر توابع نهان $f(x_i)$ و $f(x_j)$ می‌باشد. رگرسیون فرآیند گاوسی به منظور محاسبه توزیع پیش‌بینی شده برای مقادیر تابع f^* در نقاط تست $X^* = [x_1^*, x_2^*, \dots, x_m^*]$ به کار می‌رود. مدل تصویری فرآیند گاوسی در شکل (۲) ارائه شده است. در این شکل f_i بیانگر $f(x_i)$ می‌باشد. مجموعه توابع نهان f_i که با شاخص x_i نشان داده شده‌اند، به طور کامل به یکدیگر مرتبط می‌باشند. هر اتصال نشان دهنده یک رابطه بین دو متغیر نهان بوده که توسط تابع کواریانس تعریف می‌شود.

در شکل (۲) مربعات نشان دهنده متغیرهای مشاهداتی و دایره‌ها نمایانگر مجهولات می‌باشند. توزیع γ مشروط به مقادیر f بوده که با یک گاوسین ایزوتروپیک به شکل زیر ارائه می‌شود:

$$p(\gamma|f, X) = N(\gamma, \sigma_\gamma^2 I) \quad (6)$$

که در رابطه فوق، I ماتریس همانی می‌باشد. با توجه به ویژگی‌های تابع گاوسی، توزیع حاشیه‌ای γ به شکل زیر تعیین می‌شود:

$$p(\gamma|X) = \int p(\gamma|f, X)p(f|X)df = N(0, K + \sigma_\gamma^2 I) \quad (7)$$

توزیع ادغام شده مقادیر داده‌های مشاهداتی که خروجی مورد نظر می‌باشند و نیز مقادیر تابع در نقاط تست به صورت زیر نوشته می‌-

رگرسیون فرآیند گاوسی (GPR)

مجموعه داده S با n مشاهده را در نظر بگیرید $S = \{(x_i, y_i) | i = 1, \dots, n\}$ که در آن بردار ورودی با D بعد و y_i خروجی اسکالر یا هدف می‌باشد. این مجموعه متشکل از دو جز ورودی و خروجی به عنوان نقاط نمونه یا تجربی معرفی خواهند شد. به منظور سهولت کار، ورودی‌های مجموعه در ماتریس $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ و خروجی‌ها نیز در ماتریس $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ تجمع می‌گردند. وظیفه رگرسیون، ایجاد یک ورودی جدید x^* به منظور دستیابی به توزیع پیش‌بینی شده برای مقادیر متناظر داده‌های مشاهداتی y^* و بر مبنای مجموعه داده S می‌باشد. فرآیند گاوسی مجموعه‌ای از متغیرهای تصادفی است که تعداد محدودی از آنها با توزیع‌های گاوسی ادغام شده‌اند. فرآیند گاوسی تعمیمی از توزیع گاوسی می‌باشد. توزیع گاوسی در واقع توزیع بین متغیرهای تصادفی بوده در حالی که فرآیند گاوسی بیانگر توزیع بین توابع می‌باشد. فرآیند گاوسی $f(x)$ توسط توابع میانگین $m(x)$ و کواریانس به شکل زیر تعریف می‌شود:

$$m(x) = E(f(x)) \quad (1)$$

$$k(x, x') = E((f(x) - m(x))(f(x') - m(x')))) \quad (2)$$

که در روابط فوق، $k(x, x')$ تابع کواریانس (یا کرنل) بوده که در نقاط x و x' محاسبه می‌شود. فرآیند گاوسی $f(x)$ می‌تواند به صورت زیر بیان گردد:

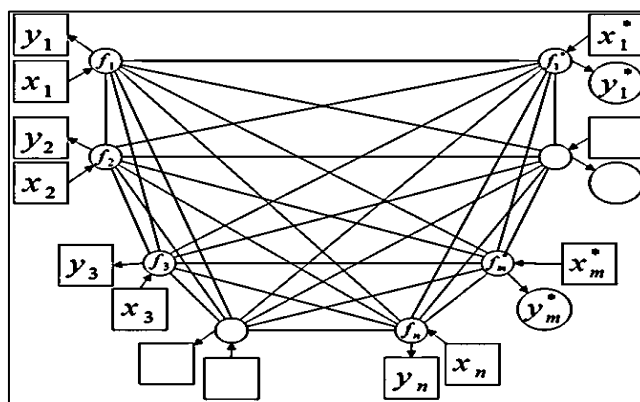
$$f(x) \sim GP(m(x), k(x, x')) \quad (3)$$

که معمولاً جهت ساده‌سازی، مقدار تابع میانگین برابر با صفر در نظر گرفته می‌شود. در فرآیند گاوسی، رابطه بین بردار ورودی و هدف به فرم زیر می‌باشد:

$$y_i = f(x_i) + \varepsilon \quad (4)$$

شوند:

$$\begin{bmatrix} y \\ f_* \end{bmatrix} \sim N \left(0, \begin{bmatrix} K(X, X) + \sigma^2 I & K(X, X_*) \\ K(X_*, X) & K(X_*, X_*) \end{bmatrix} \right) \quad (۸)$$



شکل ۲- مدل تصویری رگرسیون فرآیند گاوسی

مرحله هم مطابق با یک تابع برازش ارزیابی می‌گردد تا میزان مناسب بودن یک راه حل در حیطه مسئله تعیین گردد. اگر کیفیت رضایت بخش از یک راه حل پیدا شود و یا نسل‌ها به تعداد معینی برسد، تکامل متوقف می‌شود و بهترین راه‌حل یافت شده تا به حال، گزارش داده می‌شود. از طرف دیگر اگر شرایط توقف ایجاد نشود، بهترین راه حل از نسل حاضر نگه‌داشته می‌شود (به معنای نخیه‌گزینی است) و بقیه راه‌حل‌ها به فرآیند گزینشی واگذار می‌شوند. گزینش یا انتخاب، نقش بقا شایستگی را انجام می‌دهد و بر اساس آن بهترین افراد شانس بهتری برای تولید فرزندان دارند. کل این روند برای چندین نسل تکرار می‌شود و با پیش رفتن نسل به جلو، انتظار می‌رود که کیفیت جمعیت نیز به‌طور متوسط بهبود یابد (Ferreria, 2004). راه‌حل اصلی برنامه‌ریزی بیان ژن به‌طور شماتیک در شکل (۳) نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، فرآیند با تولید تصادفی کروموزوم‌ها از تعداد معینی از افراد (جمعیت اولیه) آغاز می‌شود. سپس این کروموزوم‌ها به‌صورت بیان درختی (ETS) اظهار می‌شوند و میزان برازندگی هر فرد در مقابل مجموعه‌ای از برازش‌ها، ارزیابی می‌گردد. سپس افراد بر اساس عملکردشان، انتخاب می‌شوند تا با اصلاحات و بهبودهایی دوباره ساخته شوند و در نتیجه فرزندان با ویژگی‌هایی جدید باقی می‌گذارند. این فرزندان جدید، در یک چرخه تحت همان فرآیند توسعه‌ای قرار می‌گیرند یعنی: بیان ژنوم، مواجهه با انتخاب محیط، انتخاب بر مبنای برازش، و تولیدمثل با بهبود. این فرآیند برای تعداد معینی از نسل‌ها تکرار می‌شود تا راه‌حل خوب و مناسبی پیدا شود. قسمت تولید مثل، شامل تکثیر و اصلاحات ژنتیکی و تکثیر عملیاتی است که چندین فرد مناسب از نسل حاضر را برای نسل بعد نگه می‌دارد. در طول تکثیر، ژنوم کپی شده و به نسل بعد انتقال داده می‌شود.

با توجه به رابطه (۳) و استفاده از قواعد استاندارد برای مقید نمودن گاوسین، می‌توان توزیع شرطی را بدست آورد:

$$p(f_* | X, y, X_*) \sim N(\bar{f}_*, cov(f_*)) \quad (۹)$$

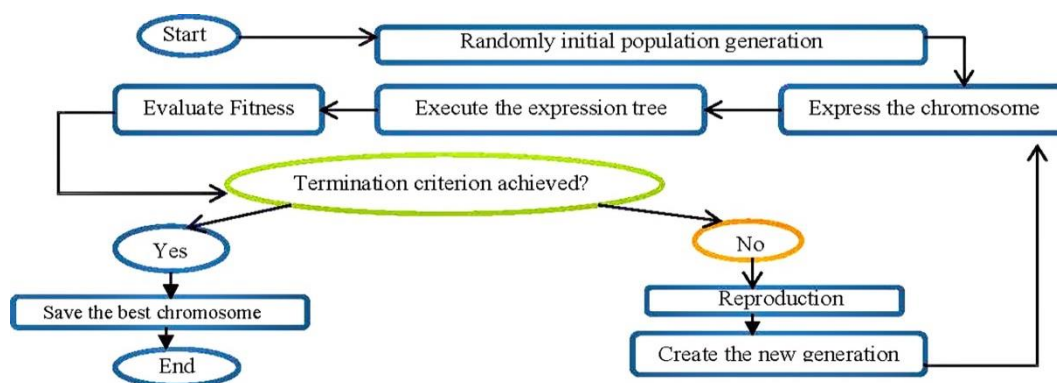
$$\bar{f}_* = K(X_*, X)[K(X, X) + \sigma^2 I]^{-1} y \quad (۱۰)$$

$$cov(f_*) = K(X_*, X_*) - K(X_*, X)[K(X, X) + \sigma^2 I]^{-1} K(X, X_*) \quad (۱۱)$$

یکی از روشهای متداول برای حل مسائل غیرخطی استفاده از توابع کرنل است؛ این توابع بر اساس ضرب داخلی داده‌های مفروض تعریف می‌شود. طراحی روشهای رگرسیون مبتنی بر فرآیند گاوسی نیز شامل استفاده از مفهوم تابع کرنل است. در واقع، با یک تبدیل غیرخطی از فضای ورودی به فضای خصیصه با ابعاد بیشتر (حتی نامتناهی) می‌توان مسائل را به صورت خطی تفکیک‌پذیر ساخت. با تبدیل نمونه‌ها از فضای ورودی به فضای ویژگی، تفکیک‌کننده غیرخطی به حالت خطی تبدیل خواهد شد. از مهمترین توابع کرنل می‌توان به کرنل چند جمله‌ای ساده، چند جمله‌ای نرمال‌شده، تابع شعاع محور و تابع کرنل پیرسون اشاره کرد.

برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)

برنامه‌ریزی بیان ژن که شکل توسعه یافته برنامه‌ریزی ژنتیک است توسط فریرا در سال ۱۹۹۹ ابداع شد (Ferreria, 2001). GEP روشی مناسب برای مدلسازی فرآیندهای غیرخطی و پیچیده است. این نوع الگوریتم افرادی کدگذاری شده به شکل کروموزوم‌های خطی با طول ثابت هستند. ساختار خطی کروموزوم‌ها موجب می‌شود استفاده از عملگرهای ژنتیکی نظیر جهش و ترکیب همیشه ساختارهای صحیح و معتبری تولید کند. در برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) اولین مرحله، تولید جمعیت اولیه از راه‌حل‌ها است. سپس کروموزوم‌ها به‌صورت بیان درختی (ETS) نشان داده شده، که این



شکل ۳- شماتیک برنامه‌ریزی بیان ژن

۵-۲- انتخاب مدل‌های ورودی جهت مدل‌سازی افت انرژی

انتخاب مدل‌های ورودی در سیستم‌های هوشمند تاثیر بسیاری بر روی دقت جواب‌های حاصل از تحلیل دارد، لذا در مدل‌سازی سعی گردید تا پارامترهای مناسب و مؤثر در تعیین پارامتر مورد نظر انتخاب گردد. بر اساس مطالعه گرازیانو و همکاران (Graziano et al, 2001b) مهمترین پارامترها در پیش‌بینی ضریب اتلاف انرژی (Ke) آبرو شبیدار شامل سرعت بالادست (V)، قطر آبرو (D)، شتاب گرانش (g)، عمق جریان (Hw) و طول کاهنده (Lr) می‌باشند. بنابراین، پارامترهای ورودی زیر در مدل‌سازی استفاده شدند:

$$Fr, \frac{H_w}{D}, L_r \quad (16)$$

Fr=V[(g×Hw)]^{0.5} عدد فرود، Hw/D نسبت عمق آب به قطر آبرو و Lr طول کاهنده است. به منظور توسعه مدل‌های افت موضعی در آبرو شبیدار، هفت مدل با متغیرهای ورودی متفاوت در نظر گرفته شد (جدول ۱). لازم به توضیح است که در این تحقیق برای تمامی حالات از ۷۵٪ داده‌ها برای آموزش و ۲۵٪ دیگر برای آزمون مدل‌ها استفاده گردیده است.

جدول ۱- مدل‌های تعریف شده در تحقیق

مدل	پارامترهای ورودی
M(I)	Fr, H _w /D, L _r
M(II)	Fr, H _w /D
M(III)	Fr, L _r
M(IV)	H _w /D, L _r
M(V)	Fr
M(VI)	H _w /D
M(VII)	L _r

نتایج و بحث

تعیین تابع کرنل مناسب برای رگرسیون فرآیند گاوسی و انتخاب بهینه پارامترهای روش برنامه‌ریزی بیان ژن طراحی رویکرد رگرسیون مبتنی بر GP شامل استفاده از مفهوم

معیارهای ارزیابی

جهت ارزیابی دقت مدل‌ها پارامترهای آماری بسیاری وجود دارد. در این تحقیق جهت تعیین دقت مدل‌ها از سه معیار ارزیابی استفاده گردیده است که عبارت‌اند از: ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی، (DC) ضریب تبیین و (RMSE) ریشه میانگین مربعات خطاها. هر چه مقدار CC و DC به یک نزدیک تر و مقدار RMSE برای یک مدل کوچک تر باشد به معنی مطلوب بودن آن مدل می‌باشد. روابط این پارامترهای آماری به صورت زیر می‌باشند:

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^N (l_{mi} - \bar{l}_{mi}) \times (l_{pi} - \bar{l}_{pi})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (l_{mi} - \bar{l}_{mi})^2 \times (l_{pi} - \bar{l}_{pi})^2}} \quad (12)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (l_{mi} - l_{pi})^2}{N}} \quad (13)$$

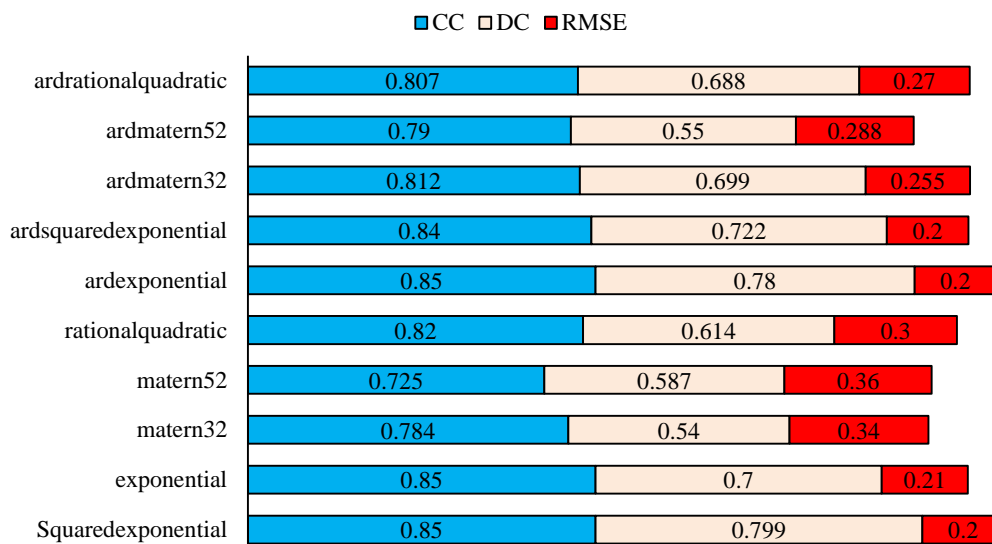
$$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (l_{mi} - l_{pi})^2}{\sum_{i=1}^N (l_{mi} - \bar{l}_{mi})^2} \quad (14)$$

l_{mi} : مقدار اندازه‌گیری شده، \bar{l}_{mi} : متوسط مقدار اندازه‌گیری شده، l_{pi} : مقدار پیش‌بینی شده، \bar{l}_{pi} : متوسط مقدار پیش‌بینی شده، N: تعداد داده‌ها. از آنجا که وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود لذا نرمالیزه کردن داده‌ها کمک شایانی به آموزش بهتر و سریع‌تر مدل می‌کند. در تحقیق کنونی داده‌ها مطابق رابطه (۱۵) نرمالیزه شدند که در آن x_{min} ، x_{max} به ترتیب حداقل و حداکثر مقدار داده‌های مشاهده شده و x_n داده نرمال شده می‌باشد.

$$x_n = 0.05 + 0.95 \left(\frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \right) \quad (15)$$

شده. شکل (۴) نتایج پارامترهای آماری کرنل‌های مختلف را برای مدل M(I) نشان می‌دهد.

توابع کرنل است. به منظور انتخاب بهترین تابع کرنل، مدل M(I) با استفاده از کرنل‌های مختلف مدل‌سازی شد. با توجه به پارامترهای آماری، استفاده از تابع کرنل مربع-نمایی منجر به پیش‌بینی دقیق‌تری



شکل ۴- پارامترهای آماری مدل GPR با توابع کرنل متفاوت

شده. بر این اساس، مدل با ۳۰ کروموزوم، اندازه سر ۸ و ۳ عدد ژن به نتایج بهتری منجر شد. علاوه بر این، یکی از مراحل مهم در توسعه مدل GEP، انتخاب مجموعه مناسب از عملگرهای ژنتیکی است، بنابراین ترکیبی از تمامی عملگرهای ژنتیکی نیز مورد آزمایش قرار گرفت. مشخصات مدل بهینه شده GEP در جدول (۲) نشان داده شده است.

روش GEP برای پیش‌بینی ضریب افت انرژی موضعی با عملگرهای محاسباتی پایه (+, -, ×, /) و چندین تابع ریاضی (exp, x^2 , x^3 , $\sqrt{\quad}$) برای مدل M(I) آموزش داده شد. ترکیبات مختلف ساختار کروموزوم که در جدول (۲) ارائه شده است مورد آزمایش قرار گرفت. سپس مدل برای چند نسل اجرا شد و زمانی که تغییر معنی‌داری در مقدار تابع برازش و ضریب همبستگی ایجاد نشد متوقف

جدول ۲- پارامترهای بهینه شده مدل GEP

توصیف پارامتر	تنظیمات
Function set	+ , - , × , / , x^2 , x^3 , $\sqrt{\quad}$
Chromosomes	25, 30, 35
Head size	7, 8
Linking function	addition
Fitness function	Root mean square error
Mutation rate	0.044
Inversion, IS and RIS transposition rate	0.1
One and Two-point recombination rate	0.3
Gene recombination and transposition rate	0.1

همه مدل‌های تعریف شده با استفاده از روش‌های GPR و GEP اجرا شده و نتایج مقایسه گردید. نتایج به‌دست آمده در جدول (۳) و شکل (۵) نشان داده شده است. با توجه به مقادیر به‌دست آمده برای معیارهای ارزیابی CC، DC، RMSE (بیشترین مقدار برای CC و DC و کمترین مقدار برای RMSE)، می‌توان نتیجه گرفت که از بین

نتایج مربوط به مدل‌های توسعه یافته مبتنی بر روش GEP و GPR

به‌منظور ارزیابی تأثیر پارامترهای مختلف بر ضریب افت ورودی آبرو شیب‌دار، مدل‌های متعددی بر اساس ویژگی‌های جریان (عدد فرود) و پارامترهای هندسی (نسبت طول و عمق کاهنده) ایجاد شد.

در نهایت فرمول بهینه‌ای که کمترین خطا را دارا باشد ارائه شود. فرمول به‌دست آمده در این پژوهش به‌صورت زیر است:

نتایج مربوط به آنالیز حساسیت

جهت بررسی تأثیر پارامترهای مختلف در پیش‌بینی ضریب افت موضعی از آنالیز حساسیت استفاده گردید. در این تحقیق از روش حذفی برای آنالیز حساسیت استفاده شد. بدین‌صورت که پارامترهای ورودی مدل برتر به نوبت از مدل حذف شد و هر بار مدل دوباره اجرا گردید. با حذف تک تک پارامترها از سری پارامترهای ورودی مدل برتر GPR، و اجرای دوباره مدل میزان تأثیر حذف پارامتر در دقت مدل برتر با استفاده از پارامترهای آماری RMSE مورد بررسی قرار گرفت و نتایج شکل (۶) حاصل گردید. همان‌طور که از نتایج این شکل مشخص است با حذف پارامترهای L_r ، Hw/D و Fr به ترتیب مقادیر CC و DC به $(0/74, 0/82)$ ، $(0/115, 0/69)$ و $(0/43, 0/45)$ کاهش یافته و مقدار $RMSE$ به $0/194$ ، $0/224$ و $0/36$ افزایش یافته است. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که این پارامترها همگی تأثیر مثبت بر افزایش دقت مدل داشته و در بین آن‌ها متغیر Fr بیشترین تأثیر را در مدل‌سازی داراست.

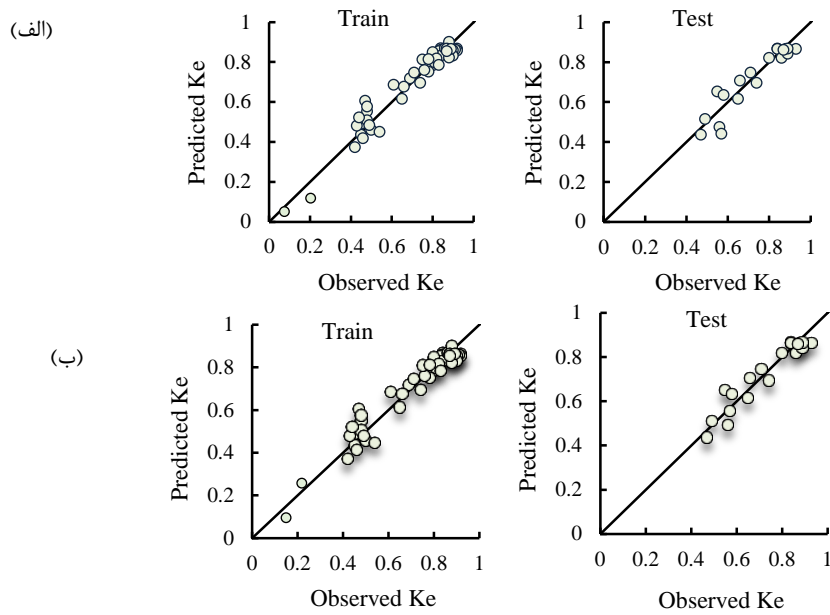
$$K_e = \left[\frac{Fr}{Fr^2 + 4Fr + 2.85 \frac{Hw}{D}} \right] + \left[\frac{L_r}{\sqrt{L_r \times (L_r - Fr)^2}} \right]^2 + \left[\frac{1}{Fr - \sqrt{\frac{L_r}{Fr}}} \right] \quad (17)$$

مدل‌های هفتگانه، مدل با پارامترهای ورودی Fr ، Hw/D و L_r نتایج دقیق‌تری ارائه داده است و به همین دلیل به‌عنوان بهترین مدل انتخاب شد. باین‌حال، می‌توان مشاهده کرد که مدل‌های $M(II)$ و $M(III)$ نیز به ترتیب با داشتن مقادیر $RMSE=0.194$ و $RMSE=0.201$ برای سری داده‌های آزمون با روش GPR نتایج قابل‌قبولی ارائه داده‌اند.

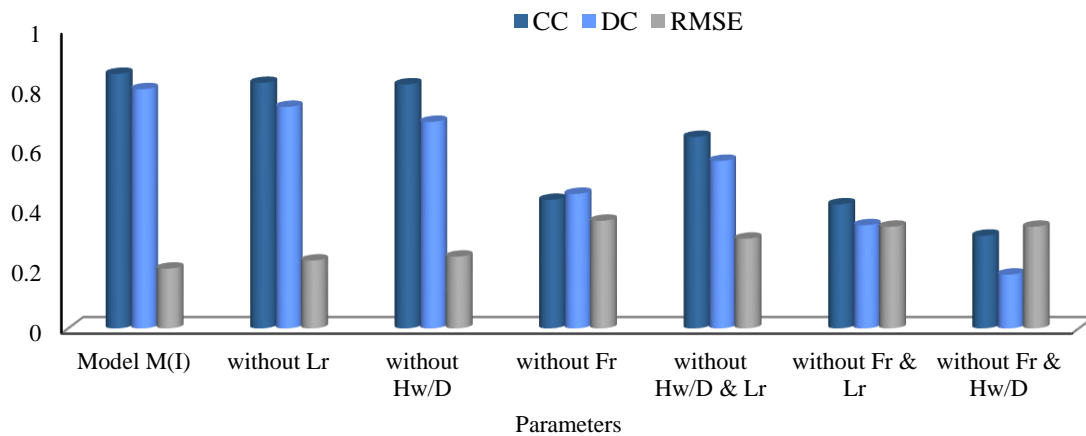
مشاهده شد که افزودن پارامترهای هندسی L_r و Hw/D به ترکیب ورودی‌های مدل باعث افزایش کارایی مدل‌ها می‌شود. همچنین، معیارهای عملکرد برای مدل‌های $M(IV)$ ، $M(VI)$ و $M(VII)$ کارایی مطلوبی را در پیش‌بینی افت موضعی آبرو شیبدار نشان ندادند. این موضوع نشان داد که مدل‌سازی تک متغیره جهت پیش‌بینی افت موضعی انرژی مشاهده‌ای و پیش‌بینی‌شده مدل‌های GEP و GPR در شکل (۵) ارائه شده است. نکته مهم در مورد روش برنامه‌ریزی بیان ژن ارائه فرمول صریح در مورد پدیده بررسی شده است. با توجه به ماهیت روش GEP که در هر بار اجرا فرمول جدید ارائه می‌دهد برای استخراج فرمول بهینه، مدل‌های تعریف‌شده هر کدام باید چندین بار اجرا شده و در هر اجرا دقت مدل ارزیابی شود و

جدول ۳- نتایج پارامترهای آماری به‌دست آمده برای روش GEP و GPR

Models		Evaluation criteria					
		Train			Test		
		CC	DC	RMSE	CC	DC	RMS E
M(I)	GEP	0.906	0.899	0.081	0.802	0.793	0.916
	GPR	0.942	0.912	0.075	0.850	0.803	0.909
M(II)	GEP	0.827	0.827	0.087	0.760	0.533	0.214
	GPR	0.928	0.887	0.083	0.827	0.741	0.194
M(III)	GEP	0.830	0.750	0.257	0.520	0.430	0.162
	GPR	0.924	0.880	0.098	0.815	0.691	0.224
M(IV)	GEP	0.672	0.490	0.132	0.328	0.251	0.375
	GPR	0.444	0.420	0.390	0.430	0.450	0.360
M(V)	GEP	0.820	0.710	0.143	0.520	0.390	0.160
	GPR	0.843	0.770	0.224	0.642	0.560	0.303
M(VI)	GEP	0.527	0.46	0.159	0.508	0.330	0.321
	GPR	0.421	0.38	0.155	0.415	0.345	0.243
M(VII)	GEP	0.398	0.340	0.360	0.340	0.223	0.354
	GPR	0.320	0.286	0.167	0.310	0.180	0.340



شکل ۵- نتایج مرحله آزمون و تست مدل برتر تعریف شده برای روش (الف) GEP، (ب) GPR



شکل ۶- نتایج آنالیز حساسیت مدل برتر GPR

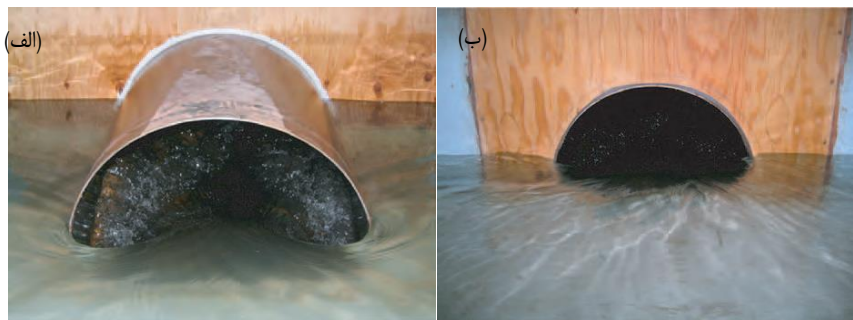
جدول ۴- نتایج مربوط به کالورت‌های با مقاطع دایروی و مربعی شکل

مدل	معیارهای ارزیابی					
	Train			Test		
	CC	DC	RMSE	CC	DC	RMSE
کالورت دایروی با دهانه برجسته						
Ke=f (Fr)	۰.۴۸۸	۰.۴۳۷	۰.۱۰۶	۰.۴۷۷	۰.۳۹۳	۰.۰۹۶
Ke=f (Fr, Hw/D)	۰.۸۷۱	۰.۷۵۳	۰.۰۶۷	۰.۸۵۲	۰.۶۷۸	۰.۰۶۱
کالورت دایروی با دهانه قائم بر خاکریز						
Ke=f (Fr)	۰.۵۵۱	۰.۵۶۲	۰.۰۴۰	۰.۵۴۸	۰.۵۴۳	۰.۰۵۱
Ke=f (Fr, Hw/D)	۰.۹۳۸	۰.۸۷۹	۰.۰۲۵	۰.۹۲۶	۰.۶۹۲	۰.۰۳۸
کالورت مربعی شکل						
Ke=f (Fr)	۰.۳۵۹	۰.۲۵۴	۰.۲۲۳	۰.۳۳۰	۰.۱۰۵	۰.۳۸۲
Ke=f (Fr, Hw/D)	۰.۹۴۷	۰.۸۶۳	۰.۰۷۴	۰.۸۳۴	۰.۶۲۵	۰.۱۱۵

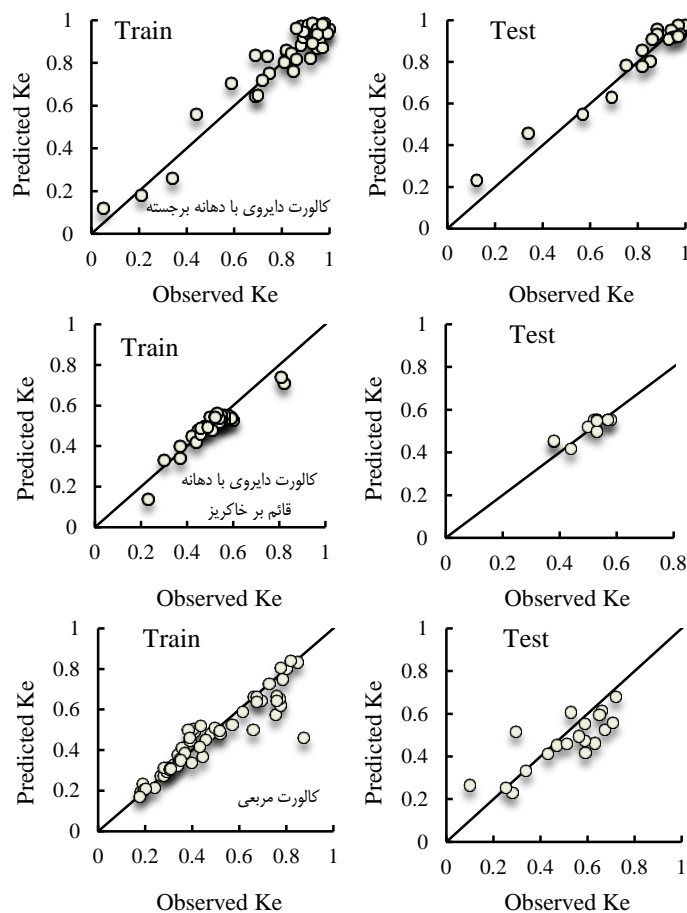
تعریف گردید و مورد ارزیابی قرار گرفت. مطابق با شکل (۷)، آبرو دایروی در دو حالت با دهانه برجسته و با دهانه قائم بر خاکریز بررسی شد. نتایج مدل‌های تعریف‌شده در جدول (۴) و شکل (۸) آورده شده است.

مقایسه نتایج حاصل برای آبرو مخروطی شیب‌دار با آبروهای مربعی و دایروی شکل با روش GPR

در این بخش کارایی روش هوشمند GPR در تخمین ضریب افت انرژی موضعی در آبروهای با مقاطع دایروی و مربعی شکل بررسی شد. در این راستا، مدل‌هایی بر اساس مشخصه جریان (Fr) و مشخصه هندسی آبرو (Hw/D یا Hw/B ، عرض آبرو مربعی است)



شکل ۷- کالورت دایروی شکل با دهانه (الف) برجسته و (ب) قائم بر خاکریز



شکل ۸- مقایسه نتایج مشاهداتی و پیش‌بینی شده کالورت دایروی و مربعی شکل

مدل‌های انتخاب شده مدل‌های داده محور هستند. از این رو، برای آشکار کردن مزیت مدل‌های انتخابی برای تخمین ضریب افت ورودی در شرایط واقعی جریان، مطالعات بیشتر در آینده با استفاده از محدوده داده‌ها خارج از محدوده این مقاله پیشنهاد می‌شود. همچنین پیشنهاد می‌گردد با استفاده از روش‌های هوشمند دیگر و انتخاب پارامترهای هیدرولیکی و هندسی متفاوت میزان افت انرژی موضعی در کالورت‌های دارای اشکال مختلف بررسی شود.

منابع

اسدی، ف.، فضل‌اولی، ر. و عمادی، ع. ۱۳۹۵. مطالعه آزمایشگاهی استهلاک انرژی و طول پرش هیدرولیکی در شرایط بستر زبر با بلوک‌های مکعبی در پایین دست دریاچه کشویی. نشریه آبیاری و زهکشی ایران. ۱۱(۴): ۵۹۷-۶۰۸.

ASCE, Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology. 2000. Artificial Neural Networks in hydrology. I: Preliminary concepts. Hydrologic Engineering, ASCE. 5(2): 115-123.

Ferreira, C. 2004. Gene expression programming and the evolution of computer programs. Recent Developments in Biologically Inspired Computing. 82-103.

Ferreria, C. 2001. Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems. Complex Systems. 13(2):87-129.

Graziano, F., Martin, B., Stein, S. and Umbrell, E. 2001a. South Dakota culvert inlet design coefficients (No. FHWA-RD-01-076). Turner-Fairbank Highway Research Center.

Graziano, F., Martin, B., Stein, S. and Umbrell, E. 2001b. Hydraulics of Iowa DOT slope-tapered pipe culverts (No. FHWA-RD-01-077). Turner-Fairbank Highway Research Center.

Habibzadeh, A., Rajaratnam, N. 2016. Turbulent Jet Approach to Predict Expansion Head Loss at Submerged Outlets. Journal of Hydraulic Engineering. 142(10): 601-611.

Jones, J. S., Kerenyi, K. and Stein, S. 2006. Effects of inlet geometry on hydraulic performance of box culverts (No. FHWA-HRT-06-138). United States. Federal Highway Administration. Office of Infrastructure Research and Development.

Malone, T. R., Parr, A. D. 2008. Bend losses in rectangular culverts (No. K-TRAN: KU-05-5). Kansas. Dept. of Transportation

Roushangar, K., Matin, G. N., Ghasempour, R., and

مطابق با نتایج به دست آمده برای هر دو نوع کالورت دایروی و مربعی شکل مدل با ورودی‌های عدد فرود و نسبت عمق جریان به قطر یا عرض آبرو با توجه به سه معیار ارزیابی (CC, DC, RMSE) برای سری داده‌های آموزش و آزمون دقت بالاتری داشته و مدل برتر می‌باشد. با توجه به نتایج حاصله، تخمین ضریب افت انرژی تنها بر اساس پارامتر Fr منجر به نتایج دقیقی نمی‌شود و لحاظ کردن پارامتر نسبت عمق جریان به قطر یا عرض آبرو، در مدل‌های تخمین افت انرژی موضعی در آبرو دایروی و مربعی شکل موجب افزایش دقت پیش‌بینی می‌گردد. همچنین، نتایج نشان داد که تغییر هندسه دهانه ورودی آبرو تأثیر به‌سزایی در تخمین افت انرژی موضعی در مدل‌ها دارد و آبرو دایروی با دهانه قائم بر خاکریز نتایج دقیق‌تری را ارائه می‌دهد. با مقایسه جداول (۲) و (۳) مشاهده می‌شود که روش هوشمند استفاده شده در پیش‌بینی ضریب افت انرژی در آبروی شیب‌دار منجر به نتایج دقیق‌تری شده است.

نتیجه‌گیری

اتلاف انرژی موضعی از جمله پارامترهای مهم در طراحی آبروها است. به دلیل تأثیر عوامل مختلف بر این پارامتر، تعیین دقیق روابط حاکم بر آن مشکل می‌باشد. به همین منظور استفاده از روش‌های هوشمندی که بتوانند افت انرژی موضعی را دقیق‌تر تخمین بزنند از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در این تحقیق به مدل‌سازی ضریب افت انرژی در آبرو زیرزمینی مخروطی شیب‌دار با استفاده از روش GPR و GEP پرداخته شد و نتایج با آبروهای زیرزمینی دایروی و مربعی شکل مقایسه شد. با توجه به نتایج مشاهده شد که مدل با متغیرهای ورودی Fr، Hw/D و Lr نتایج بهتری را نسبت به مدل‌های دیگر ارائه داده و مدل برتر است. افزودن پارامترهای هندسی Lr و Hw/D به ترکیب ورودی‌ها سبب افزایش دقت مدل‌سازی شد. باین‌حال، کاربرد تک متغیره این پارامترها کارایی مطلوبی را در پیش‌بینی ضریب افت موضعی آبرو شیب‌دار نشان نداد. همچنین کارایی روش GPR در تخمین ضریب افت انرژی موضعی در کالورت‌های با مقاطع دایروی و مربعی شکل بررسی شد. در این نوع کالورت‌ها نیز مدل با ورودی‌های عدد فرود و نسبت عمق جریان به قطر یا عرض آبرو دقت بالاتری نشان داد. مشاهده شد که لحاظ کردن پارامتر Hw/D یا Hw/B در مدل‌سازی ضریب افت انرژی تا حدودی موجب افزایش دقت مدل‌سازی می‌شود. بر اساس نتایج حاصله، هندسه کالورت تأثیر به‌سزایی در تخمین ضریب افت انرژی داشته و روش استفاده شده در پیش‌بینی ضریب افت انرژی در آبروی مخروطی شیب‌دار منجر به نتایج دقیق‌تری گردید. نتایج آنالیز حساسیت نشان داد که متغیر Fr بیشترین تأثیر را در مدل‌سازی داراست. لازم به توضیح است که

- of channels with sudden diverging side walls via SVM. *Water Science and Technology*. 76(7): 1614-1628.
- Siviapragasam, C., Liong, S. 2001. Rainfall and runoff forecasting with SSA-SVM approach. *Journal of Hydroinformatics*. 3: 141-152.
- Tullis, B. P. 2012. Hydraulic loss coefficients for culverts (Vol. 734). Transportation Research Board.
- Tullis, B. P. and Robinson, S. C. 2008. Quantifying culvert exit loss. *Journal of irrigation and drainage engineering*. 134(2): 263-266.
- Saghebain, S. M. 2019. Evaluation of the effective parameters on energy losses of rectangular and circular culverts via kernel-based approaches. *Journal of Hydroinformatics*. 21(6):1014-1029.
- Roushangar, K., Mehrabani, F.V. and Shiri, J. 2014. Modeling river total bed material load discharge using artificial intelligence approaches (based on conceptual inputs). *Journal of Hydrology*. 514: 114-122.
- Roushangar, K., Valizadeh, R. and Ghasempour, R. 2017. Estimation of hydraulic jump characteristics

Investigating the Effective Parameters in Predicting the Energy Loss of Slope-Tapered Culverts via GPR Approach

R Najmi Azad^{1*}, F Mohammadi², SM Saghebian³

Received: Dec.05, 2022

Accepted: Feb.23, 2023

Abstract

Local energy loss is one of the basic design parameters of underground aqueducts or culverts. So far, numerous studies have been performed in this regard, and several formulas have been developed to predict the local energy loss coefficient. Previous studies have shown that the energy loss coefficient is a parameter dependent on the hydraulic variables of the flow and culvert geometry. However, due to the uncertainty in the phenomenon, the existing relationships have not led to comprehensive and accurate results. In this study, several models were developed by considering different input parameters by using experimental data to predict the local energy loss coefficient in slope-tapered culverts and the efficiency of the intelligent method of Gaussian Process Regression (GPR) as a kernel-based approach was evaluated. The results were compared with Gene Expression Programming (GEP) method. Also, for determining the effect of input variables, sensitivity analysis was performed. The results proved the high efficiency of the method used in the research in estimating the energy loss coefficient. The results of GPR modeling showed that the model with input parameters of Froude number (Fr), ratio of water depth to culvert diameter (Hw/D), and reducer length (Lr) is the superior model. In this case, the evaluation criteria values for the test data series were obtained as $CC=0.85$, $DC=0.799$ and $RMSE=0.2$. Also, by performing sensitivity analysis, it was observed that Froude number has the most impact on the local loss coefficient and could cause a significant increment in model efficiency. The use of the Froude number increased the accuracy of modeling by almost 40%.

Keywords: Energy loss coefficient, GEP, Kernel-based approach, Sloped culvert

1 Lecture, Department of Civil Engineering, Faculty of Civil Engineering and Architecture, Technical and Vocational University, Tehran, Iran

2 Lecture, Department of Civil Engineering, Faculty of Civil Engineering and Architecture, Technical and Vocational University, Tehran, Iran

3 Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Ahar Branch, Islamic Azad University, Ahar-Iran

(*- Corresponding Author Email: rnajmi@tvu.ac.ir)