



پیش‌بینی دبی ورودی روزانه سد سفیدرود با الگوریتم‌های فراابتکاری ترکیبی با سیستم استنتاج عصبی فازی

حسین حکیمی خانسرا^۱، جواد پارسا^{۲*}، عمران مؤمنی کلشتری^۱، نوربخش کریمی^۱، معین خوشدل سنگده^۳

۱- شرکت سهامی آب منطقه‌ای گیلان، ایران.

۲- گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران.

۳- گروه مهندسی عمران-ژئوتکنیک، دانشگاه گیلان، گیلان، ایران.

تاریخچه داوری:

دریافت: ۱۴۰۱/۰۵/۰۵

بازنگری: ۱۴۰۲/۰۵/۳۰

پذیرش: ۱۴۰۲/۰۶/۰۱

ارائه آنلاین: ۱۴۰۲/۱۲/۱۰

کلمات کلیدی:

الگوریتم فرا ابتکاری

الگوریتم چرخه آب

سد سفیدرود

دبی ورودی

سیستم استنتاج فازی-عصبی- تطبیقی

خلاصه: تخمین مقادیر دبی ورودی به سیستم منابع آبی یکی از اقدامات اساسی برای آگاهی از برنامه‌ریزی و تخصیص بهینه منابع آب به بخش‌های مختلف مصرف، در آینده است. در این مطالعه، از ترکیب الگوریتم‌های فراابتکاری شامل الگوریتم‌های فراابتکاری چرخه‌ای آب (WCA)، گرگ خاکستری (GOW)، وال (WOA)، الگوریتم شبکه عصبی (NNA) و ملخ (GOA) برای آموزش سیستم عصبی-فازی و به‌روزرسانی پارامترهای آن استفاده گردید و در نهایت بهترین مدل‌ها برای پیش‌بینی دبی ورودی روزانه سد مخزنی سفیدرود، توسعه داده شد. در مرحله آزمون، مدل ANFIS-WCA کمترین مقادیر MAE، SI و NRMSE به ترتیب برابر ۰/۰۷۳۶، ۰/۵۰۴۸ و ۰/۰۷۳۶ و بیش‌ترین مقدار برابر ۱۰/۹۸۴۰ را ارائه می‌کند که نشان‌دهنده برتری آن نسبت به سایر مدل‌ها است. بر اساس شاخص عملکرد جهانی (GPI)، مدل ANFIS-WCA به عنوان بهترین مدل و پس از آن مدل‌های ANFIS-NNA و ANFIS-GOA، و ANFIS-WOA رتبه‌بندی شدند درحالی‌که بدترین دقت از طریق مدل ANFIS-GOA به دست آمد. نتایج نشان داد که مدل ANFIS-WCA با توجه به شاخص SI، ۱/۳٪ در مقایسه با ANFIS-NNA و ۱/۶٪ در مقایسه با ANFIS-GOA کاهش را نشان می‌دهد. علاوه بر این، بر اساس GPI، مدل ANFIS-WCA تا ۱۱ درصد در مقایسه با مدل ANFIS-ANN و ۲۰ درصد در مقایسه با مدل ANFIS-GOA بهبود را نشان می‌دهد. دقت بالای مدل ANFIS-WCA در مقایسه با سایر مدل‌های هیبریدی نشان‌دهنده عملکرد الگوریتم چرخه آب برای فرار از بهینه محلی در ترکیب با مدل ANFIS و پیچیدگی دبی ورودی است، که قادر کرده این الگوریتم به ابزاری قدرتمند برای تخمین دبی ورودی سد سفیدرود تبدیل شود.

۱- مقدمه

توسط مدل‌های هیدرولیکی و هیدرولوژیکی را سخت و غیرممکن می‌کند. مدل‌های مختلف هوشمند با توانایی بالا در مدل‌سازی پدیده‌های پیچیده و غیرخطی کاربرد فراوانی دارند و می‌توانند با ارائه الگوی مناسب به عنوان گزینه‌ی مناسب برای حل مشکل ذکر شده، به پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها بپردازند.

پیش‌بینی‌های جریان ورودی به مخازن سدها در بازه‌های زمانی کوتاه مدت و بلندمدت، برای بهینه‌سازی مصرف آب و برنامه‌ریزی در توسعه منابع آب انجام می‌شود [۲]. اکثر مدل‌های استفاده‌شده برای پیش‌بینی سری‌های زمانی در زمینه منابع آب، بر اساس وجود رابطه خطی بین متغیرها مانند مدل‌های خود همبسته و خود همبسته میانگین متحرک توسعه یافته است. به دلیل پیچیده و غیرخطی بودن جریان ورودی از طریق رودخانه‌های منتهی به آن‌ها، مدل‌های خطی کارایی چندانی نداشته و به کارگیری مدل‌های غیرخطی در این زمینه بسیار مفیدتر خواهد بود. در سال‌های اخیر پیشرفت‌های

مخازن و سدهای ذخیره آب نقشی کلیدی در توسعه اقتصاد و برطرف نمودن نیازهای آبی در کشور دارند [۱]. در برنامه‌ریزی‌های مدیریتی منابع آبی، پیش‌بینی شرایط آینده به منظور تخصیص بهینه منابع آب به بخش‌های مختلف از قبیل شرب، کشاورزی و غیره ضروری است. معمولاً در سیستم منابع آب نیاز بخش‌های مختلف از قبیل کشاورزی، شرب و غیره تغییرات عمده‌ای ندارند و به آسانی قابل پیش‌بینی است ولی پیش‌بینی مقادیر جریان ورودی به سیستم منابع آب در روزهای آینده بسیار مهم است. جریان رودخانه به متغیرهای مختلف هواشناسی، هیدرولیکی، خاک‌شناسی و مؤلفه‌های توسعه جوامع انسانی بستگی دارد و در موارد گوناگون اساساً تعریف دقیق و کاملی از آورد و فیزیک جریان یک رودخانه وجود ندارد، بنابراین با وجود عدم قطعیت‌های فراوان و نیاز به اطلاعات وسیع، تخمین آورد یک رودخانه

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات: jparsa@tabrizu.ac.ir



فراوانی در زمینه مدل‌های هوشمند و محاسبات نرم انجام گرفته است. از میان روش‌های هوش مصنوعی به شبکه عصبی و سیستم‌های فازی توجه بیشتری شده است. با توجه به گسترش کاربرد الگوریتم‌های فرا ابتکاری و داده کاوی استفاده از این دو مدل به تنهایی مناسب نخواهد بود. همچنین در موارد متعدد ترکیب سیستم استنتاج عصبی-فازی با الگوریتم‌های داده کاوی جواب‌های دقیق‌تری نسبت به مدل آموزش کلاسیک آن داده است [۳]. الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری در کاربردهای مهندسی و بهینه‌سازی در حال فراگیر و عمومی شدن هستند زیرا مفاهیم نسبتاً ساده‌ای داشته و پیاده‌سازی آن‌ها راحت بوده و نیازی به اطلاعات مشتق تابع هدف ندارند و می‌توانند بهینه‌های محلی را پشت سر گذاشته و در طیف گسترده‌ای از مسائل گوناگون استفاده شوند. الگوریتم‌های تکاملی زیرمجموعه‌ای از محاسبات تکاملی بوده و در شاخه هوش مصنوعی قرار می‌گیرند. الگوریتم‌های تکاملی شامل الگوریتم‌هایی برای جستجو هستند که در آن‌ها عمل جستجو از چندین نقطه در فضای جواب صورت می‌گیرد. الگوریتم‌های فرا ابتکاری الهام گرفته شده از طبیعت مسائل بهینه‌سازی را با تقلید از پدیده‌های زیستی یا فیزیکی حل می‌کنند.

در مورد پیش‌بینی دبی رودخانه‌ها مطالعاتی صورت گرفته است از جمله می‌توان موارد ذیل را نام برد. امری و همکاران [۴] به قابلیت توسعه مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی دبی جریان رودخانه پرداختند و به این نتیجه رسیدند که طول دوره آماری داده‌ها عامل موثری بر عملکرد مدل است. فائی و همکاران [۵] برای مدل‌سازی هوشمند سری زمانی آورد ماهانه ورودی به سد وحدت سندانج از مدل شبکه عصبی استاتیکی و دینامیکی، استفاده کردند. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی دینامیکی سری زمانی با دقت بالاتری نسبت به مدل استاتیکی، مقدار آورد ماهانه را پیش‌بینی می‌کند. کیسی و سیکیزوگلو [۶] عملکرد انواع مختلف از شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل شبکه‌های پیش‌خور با الگوریتم پس‌انتشار خطا، شبکه‌های پایه شعاعی و شبکه‌های رگرسیونی تعمیم‌یافته را در پیش‌بینی جریان رودخانه مختلف از ترکیب بررسی کردند. نتایج نشان از عملکرد بهتر مدل پایه شعاعی در مقایسه با سایر مدل‌ها بود.

سامانه استنتاج فازی عصبی تطبیقی نیز از جمله روش‌هایی است که در تحلیل پدیده‌های غیرخطی و بررسی رابطه بین ورودی و خروجی از جمله مباحث مشابه با این تحقیق به کار برده شده است. چنگ و چن [۷] از مدل فازی عصبی و از داده‌های بارش و جریان به منظور پیش‌بینی جریان رودخانه داچا در مرکز تایلند استفاده کردند. نتایج از عملکرد بهتر روش

فازی عصبی در مقایسه با مدل‌های سری زمانی حکایت داشت. نیاک و همکاران [۸] از سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی در مدل‌سازی سری زمانی هیدرولوژیکی برای پیش‌بینی جریان آب رودخانه‌ها در هندوستان استفاده کردند. مقایسه نتایج نشان داد که مدل فازی عصبی به لحاظ سرعت محاسباتی، خطای پیش‌بینی، عملکرد مناسب تری نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های مربوط به سری‌های زمانی دارد. همچنین نتایج نشان داد که مدل فازی - عصبی، نه تنها از کارایی مشابه و بلکه ساختار آسان‌تری نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی برخوردار است. ثانی‌خان و کیسی [۹] از دو روش مختلف فازی عصبی شامل افراز شبکه و دسته‌بندی تفریقی و از مقادیر جریان‌های پیشین جهت پیش‌بینی میزان جریان رودخانه در دو ایستگاه هیدرومتری واقع در کشور ترکیه استفاده کردند و نتایج نشان داد که هر دو روش در پیش‌بینی میزان جریان از دقت قابل قبولی برخوردارند. لوهانی و همکاران [۱۰] در پیش‌بینی جریان - ماهانه ورودی به مخزنی در هندوستان از دو مدل فازی عصبی و خود همبسته استفاده کردند. نتایج نشان داد که مدل فازی - عصبی در مقایسه با مدل‌های عصبی و خود همبسته به ازای کلیه الگوهای مورد استفاده به عنوان ورودی مدل، عملکرد بهتری دارد. چند مورد از مطالعاتی که در ایران در مورد رودخانه انجام شده است در ادامه ذکر شده است. امامی و همکاران [۱۱] از سه الگوریتم فرا ابتکاری بهینه‌سازی شامل الگوریتم ژنتیک، الگوریتم گرگ خاکستری و الگوریتم انتخابات جهت پیش‌بینی بار رسوبی معلق رودخانه‌ها استفاده شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد الگوریتم گرگ خاکستری در مقایسه با سایر الگوریتم‌های به کار گرفته شده، از کارایی بالاتری برخوردار است. امامی و پارسا [۱۲] به مقایسه عملکرد الگوریتم‌های فرا ابتکاری با منحنی سنجه رسوب به صورت مطالعه موردی در رودخانه‌ی زرینه‌رود پرداختند. نتایج به دست آمده نشان داد که الگوریتم گرگ در مقایسه با سایر الگوریتم‌های به کار گرفته شده، از کارایی بالاتری برخوردار بوده که این امر می‌تواند به برنامه‌ریزی صحیح و جامع برای طراحی و ساخت سازه‌های آبی منجر شود. وفایی نژاد و همکاران [۱۳] به بهینه‌سازی ضرایب معادله منحنی سنجه رسوب در برآورد دبی رسوب با استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات و الگوریتم تبرید به صورت مطالعه موردی ایستگاه شهر بیجار پرداختند. نتایج به دست آمده نشان‌دهنده این واقعیت است که مدل الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات دارای جواب‌های بهتری نسبت به الگوریتم تبرید دارا است. همان‌طور که مشاهده شد بیشتر مطالعات در مورد منحنی سنجه رسوب رودخانه‌ها است و مطالعه‌ای در مورد دبی رودخانه‌ها با ترکیب الگوریتم‌های فرا ابتکاری با



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی و حوزه آبریز سد سفیدرود.

Fig. 1. Phase velocity dispersion curves for a steel pipe with outer diameter of 220 mm Geographical location and Sefidroud dam catchment area.

ANFIS انجام نشده است.

از آن جا که ساختار سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی بر اساس یک شبکه پیشرو است، در بیشتر مواقع به مسائل ایستا محدود می‌شود، برای غلبه بر این مشکل از ترکیب پنج الگوریتم فرا ابتکاری شامل چرخه‌ی آب (WCA)، گرگ خاکستری (GOW)، وال (WOA)، الگوریتم شبکه عصبی (NNA) و ملخ (GOA) برای آموزش سیستم عصبی - فازی و به‌روزرسانی پارامترها و ساختار آن به منظور پیش‌بینی دبی ورودی روزانه سد مخزنی سفیدرود استفاده شده است. بر خلاف تحقیقات قبلی که از داده‌های رودخانه برای پیش‌بینی استفاده شده است، در این تحقیق از داده‌های خود سد برای این منظور استفاده گردید و در نهایت بهترین مدل‌ها با توجه به شاخص‌های آماری برای پیش‌بینی دبی ورودی روزانه سد مخزنی سفیدرود، توسعه داده شده است.

۲- سد مخزنی سفیدرود

سد مخزنی سفیدرود بر روی رودخانه سفیدرود و در پایین‌دست محل تلاقی دو رودخانه قزل اوزن و شاهرود (شکل ۱)، در ۷۵ کیلومتری جنوب

شهر رشت و در مجاورت شهر منجیل احداث گردیده است. در این مطالعه از آورد یا دبی ورودی تجمیعی هر دو رودخانه مذکور (کل آورد رودخانه سفیدرود) استفاده شده است. این دو رودخانه تأمین‌کننده آب ورودی به سد سفیدرود می‌باشند. هدف اصلی سد سفیدرود تنظیم جریان‌های ورودی به رودخانه سفیدرود جهت آبیاری ۱۸۹۸۳۳ هکتار اراضی شالی‌کاری دشت گیلان و فومانات واقع در پایین‌دست و اهداف فرعی آن کنترل سیلاب، تولید انرژی برق آبی با ظرفیت اسمی ۸۷٫۵ مگاوات ساعت، تأمین آب شرب و صنایع شهرهای مرکزی و شرق نزدیک گیلان، تأمین نیازهای شیلات و آبی‌پروری و دام‌پروری سفیدرود و همچنین تأمین نیاز محیط‌زیست است [۱۴].

۳- الگوریتم بهینه‌سازی چرخه آب (WCA)

مانند همه الگوریتم‌های فرا ابتکاری، با جمعیت اولیه (اصطلاح قطرات باران)، الگوریتم چرخه آب شروع به کار می‌کند. نخست، فرض می‌شود که باران یا دیگر انواع بارش وجود دارند. بهترین قطره‌ی آب یا بهترین فرد به عنوان دریا انتخاب می‌شود. در ادامه، برخی از قطرات باران خوب به عنوان

جمعیت (نه‌رهایی که ممکن است به رودخانه‌ها و یا به طور مستقیم به دریا بریزند) با استفاده از رابطه‌ی ۵ محاسبه می‌گردند.

$$N_{SR} = \text{Number of Rivers} + \overset{\text{Sea}}{\hat{1}} \quad (4)$$

$$N_{\text{Raindrop}} = N_{\text{pop}} - N_{SR} \quad (5)$$

برای تعیین یا اختصاص قطرات باران به رودها و دریا، بسته به شدت جریان از رابطه‌ی ذیل استفاده می‌شود:

$$NS_n = \text{round} \left| \frac{\text{Cost}_n}{\sum_{i=1}^{N_{SR}} \text{Cost}_i} \right| \times N_{Var}, \quad (6)$$

$$n = 1, 2, 3, \dots, N_{SR}$$

که در آن، NS_n نه‌رهایی هستند که به رودهای خاص و یا دریا ریخته می‌شوند. یک نهر جریان تا رسیدن به رودخانه در امتداد خط اتصال بین آن‌ها با استفاده از یک فاصله که به طور تصادفی انتخاب شده، جریان می‌یابد که این فاصله با رابطه‌ی زیر مشخص می‌شود.

$$X \in (0, c \times d), \quad c > 1 \quad (7)$$

که در آن C مقادیری بین یک و دو (نزدیک به دو) دارد و بهترین مقدار برای C عدد ۲ است. d در رابطه بالا، فاصله‌ی فعلی بین نهر و رودخانه است. مقدار X در رابطه بالا متناظر با یک عدد تصادفی توزیع شده (یکنواخت و یا ممکن است هر توزیع مناسب دیگر) بین صفر و $(c * d)$ است. موقعیت جدید نهرها و رودخانه‌ها را می‌توان از روابط زیر به دست آورد:

$$X_{\text{Stream}}^{i+1} = X_{\text{Stream}}^i + \text{rand} \times C \times (X_{\text{River}}^i - X_{\text{Stream}}^i) \quad (8)$$

رود و مابقی قطرات باران به عنوان نه‌رهایی که به سمت رودخانه‌ها و دریا جریان دارند، در نظر گرفته می‌شوند (Eskandar et al., 2012).

چنین آرایه‌ای در الگوریتم GA و PSO اصطلاحاً به ترتیب کروموزوم و موقعیت ذرات را شامل می‌شوند. در مسائل بهینه‌سازی چندبعدی، یک قطره باران، آرایه‌ای به شکل $1 * N_{Var}$ را تشکیل و با رابطه ۱ تعیین می‌گردد:

$$\text{Raindrop} = [X_1, X_2, X_2, \dots, X_{Var}] \quad (9)$$

در رابطه بالا، X_1 تا X_{Var} متغیرهای تصمیم هستند. نخست، یک نمونه از ماتریس قطرات باران به اندازه‌ی $N_{Pop} * N_{Var}$ و به طور تصادفی ایجاد می‌گردد:

$$\text{Population Raindrop} = \begin{bmatrix} \text{Raindrop1} \\ \text{Raindrop2} \\ \vdots \\ \text{Raindrop}_{N_{pop}} \end{bmatrix} = \quad (10)$$

$$\begin{bmatrix} X_1^1 & X_2^1 & \dots & X_{Var}^1 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ X_1^{N_{pop}} & X_2^{N_{pop}} & \dots & X_{Var}^{N_{pop}} \end{bmatrix}$$

که N_{pop} و N_{Var} به ترتیب تعداد قطرات باران (جمعیت اولیه) و تعداد متغیرهای طراحی است. مقادیر تابع هدف (C) از رابطه‌ی زیر حاصل می‌شود:

$$C_i = \text{Cost}_i = f(X_1, X_2, X_2, \dots, X_{Var}), \quad i = 1, 2, 3, \dots, N_{pop} \quad (11)$$

در رابطه بالا، C_i مقدار تابع هدف هر قطره است. در اولین گام، به تعداد N_{pop} قطره‌ی باران ایجاد می‌شود و سپس به تعداد N_{SR} از بهترین قطرات (حداقل ارزش) (به عنوان دریا و رود برگزیده می‌شوند. در مسائل مربوط به کمینه‌سازی، قطره‌ی باران با حداقل مقدار به عنوان دریا در نظر گرفته می‌شوند. N_{SR} مجموع تعداد رودها و یک دریا از رابطه‌ی ۴ و مابقی

LB و UB در رابطه بالا، به ترتیب، کران پایین و بالای مسئله هستند. بهترین قطرات باران جدید تشکیل شده به عنوان رود، و بقیه‌ی قطرات باران جدید به عنوان نه‌های جدید، که به سمت رودخانه‌ها در جریان‌اند و یا ممکن است به طور مستقیم به دریا بریزند، در نظر گرفته می‌شوند [۱۵]. در این مطالعه، معیار همگرایی در الگوریتم مذکور، رسیدن به تعداد تکرار برابر ۱۰۰۰ مد نظر قرار گرفته است. در مطالعه حاضر، مدل ANFIS با WCA (که از آن به عنوان ANFIS-WCA ذکر می‌شود) برای شبیه‌سازی دبی ورودی روزانه سد مخزنی سفیدرود ترکیب شده است.

۴- الگوریتم گرگ خاکستری (GOW)

الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری در گروه الگوریتم‌های هوش جمعی قرار دارد و مانند خیلی از الگوریتم‌های فرا ابتکاری دیگر، الهام گرفته از طبیعت است و اساس آن ساختار سلسله مراتبی است که رفتار اجتماعی گرگ‌های خاکستری را در زمان شکار، مدل‌سازی می‌کند. در پیاده‌سازی این الگوریتم، چهار نوع از گرگ‌های خاکستری، مانند آلفا، بتا، دلتا و امگا برای مدل‌سازی سلسله مراتبی رهبری گرگ‌های خاکستری استفاده شده است که سه گام اصلی برای شکار، شامل: جستجو برای طعمه، محاصره طعمه و حمله به طعمه، اجرا می‌شوند. نتایج حاصل از توابع محک گوناگون، حاکی از عملکرد مطلوب این الگوریتم در مقایسه با الگوریتم‌های مشابه است [۱۶]. در مطالعه حاضر، مدل ANFIS با GOW (که از آن به عنوان ANFIS-GOW ذکر می‌شود) برای شبیه‌سازی دبی ورودی روزانه سد مخزنی سفیدرود ترکیب شده است.

۵- الگوریتم وال یا نهنگ (WOA)

الگوریتم بهینه‌سازی فرا ابتکاری نهنگ یا الگوریتم وال یکی از الگوریتم‌های فرا ابتکاری جدید است که توسط آقای میرجلیلی در سال ۲۰۱۶ [۱۷] ارائه شده است. این الگوریتم فرا ابتکاری الهام گرفته از طبیعت است. الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ (WOA) که رفتار اجتماعی نهنگ‌های کوهان دار را تقلید می‌کند از راه‌برد شکار شبکه‌ی حبابی الهام گرفته شده است. نهنگ‌ها یا وال‌ها موجودات عظیم‌الجثه‌ای هستند. آن‌ها به عنوان بزرگ‌ترین پستانداران در جهان محسوب می‌شوند. مراحل عملکرد الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ در ادامه آمده است. محاصره طعمه: نهنگ کوهان دار می‌تواند موقعیت طعمه و محدوده آن‌ها را شناسایی کند. از آنجا که موقعیت

$$X_{River}^{i+1} = X_{River}^i + \text{rand} \times C \times (X_{Sea}^i - X_{River}^i) \quad (9)$$

در این روابط، rand یک عدد تصادفی یکنواخت توزیع شده بین صفر و یک است. اگر راه حل ارائه شده به وسیله‌ی یک نه‌، بهتر از رودخانه متصل به آن باشد، موقعیت رودخانه و نه‌ با هم عوض می‌شود. این جابه‌جایی می‌تواند برای رودخانه‌ها و دریا نیز اتفاق بیفتد. یکی از مهم‌ترین عواملی که از همگرایی سریع الگوریتم (همگرایی نابالغ)، و به دام افتادن در بهینه‌های محلی جلوگیری می‌کند، فرآیند تبخیر است. این فرآیند باعث خواهد شد که آب دریا با تبخیر به صورت جریان رودها و یا نه‌ها دوباره به دریا بریزد. رابطه‌ی ۱۰ نشان می‌دهد که آیا رود به دریا می‌ریزد یا نه.

$$\text{if } |X_{Sea}^i - X_{River}^i| < d_{max}, i = 1, 2, 3, \dots, N_{SR} - 1 \quad (10)$$

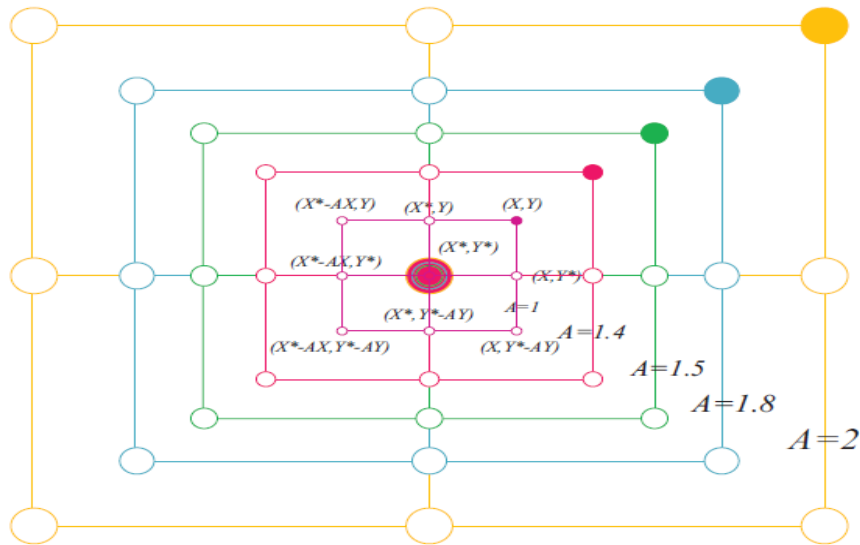
فرآیند بارش و تبخیر →
پایان →

که در آن، d_{max} عدد کوچکی (نزدیک به صفر) است، بنابراین، اگر فاصله‌ی بین رود و دریا از d_{max} کمتر باشد، بیانگر آن است که رود به دریا رسیده است. در این وضعیت، فرآیند تبخیر اثر می‌کند، و همانند طبیعت، بعد از تبخیر کافی، باران (بارش) شروع خواهد شد d_{max} شدت جستجو را در نزدیکی دریا (راه حل بهینه) تنظیم می‌کند. مقدار d_{max} با توجه به رابطه‌ی زیر در هر مرحله کاهش می‌یابد:

$$d_{max}^{i+1} = d_{max}^i - \frac{d_{max}^i}{\text{max iteration}} \quad (11)$$

پس از برآورده شدن فرآیند تبخیر، فرآیند بارندگی اعمال می‌شود. در فرآیند بارندگی، قطرات باران جدید نه‌ها را در مکان‌های مختلف تشکیل می‌دهند (مانند عملگر جهش در الگوریتم GA). برای تعیین مکان جدید نه‌های تازه شکل گرفته، از رابطه‌ی زیر استفاده خواهد شد.

$$X_{Stream}^{new} = LB \times \text{randn} \times (UB - LB) \quad (12)$$



شکل ۲. سلسله مراتب مرحله اکتشاف الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ.

Fig. 2. Discovery steps of the whale optimization algorithm.

یکدیگر جستجو را انجام می‌دهند. بنابراین ما از A با یک مقدار تصادفی بزرگ‌تر از ۱ یا کوچک‌تر از -1 برای مجبور کردن عامل جستجو برای حرکت از یک نهنگ مرجع استفاده می‌کنیم. در تقابل با مرحله بهره‌برداری، ما موقعیت عامل جستجو را در مرحله اکتشاف بر حسب انتخاب تصادفی یک عامل جستجو بجای بهترین عامل جستجو تا کنون به‌روزرسانی می‌کنیم. این مکانیزم و فرض $|A| < 1$ باعث اکتشاف می‌شود و به الگوریتم WOA اجازه می‌دهد تا جستجوی عمومی و کلی را انجام دهد. در مطالعه حاضر، مدل ANFIS با WOA (که از آن به عنوان ANFIS-WOA ذکر می‌شود) برای شبیه‌سازی دبی ورودی روزانه سد مخزنی سفیدرود ترکیب شده است.

۶- الگوریتم فرا ابتکاری شبکه عصبی (NNA)

الگوریتم فرا ابتکاری شبکه عصبی (NNA) توسط [۱۸] توسعه و گسترش یافت. این الگوریتم بهینه‌سازی با الهام از سیستم‌های عصبی بیولوژیکی و شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) برای حل مشکلات پیچیده بهینه‌سازی پیشنهاد شده است. روش پیشنهادی که به عنوان الگوریتم شبکه عصبی (NNA) نامیده می‌شود، بر اساس ساختار منحصر به فرد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) توسعه یافته است. این الگوریتم

طراحی بهینه در فضای جستجو از قبل مشخص نیست، الگوریتم WOA فرض می‌کند که بهترین راه حل کاندید فعلی همان طعمه هدف یا نزدیک به بهینه است. روش حمله حبابی (مرحله بهره‌برداری): به منظور مدل کردن ریاضی رفتار حبابی نهنگ‌های کوهان دار دو روش به صورت زیر طراحی شده است:

کاهش مکانیزم محاصره: این رفتار با کاهش مقدار a به دست می‌آید (شکل ۲). توجه داشته باشید که محدوده نوسان A نیز با a کاهش می‌یابد؛ به عبارت دیگر A یک مقدار تصادفی در بازه $[a, -a]$ است که از a تا 2 تا صفر در حین تکرارهای الگوریتم کاهش می‌یابد. با قرار دادن مقدار تصادفی به بردار A در بازه $[-1, 1]$ ، موقعیت جدید هر عامل جستجو می‌تواند در هر نقطه‌ای بین موقعیت اصلی عامل جست و موقعیت بهترین عامل فعلی باشد. بروز رسانی ماریچی موقعیت: این روش ابتدا فاصله بین نهنگ واقع در (X, Y) و موقعیت طعمه (X^*, Y^*) را محاسبه می‌کند. سپس یک معادله ماریچی بین موقعیت نهنگ و طعمه برای تقلید از حرکت ماریچ نهنگ کوهان‌دار ایجاد می‌کند.

جستجو برای طعمه (مرحله اکتشاف): همین رویکرد بر اساس تنوع بردار A را می‌توان برای جستجوی طعمه استفاده کرد (اکتشاف). در حقیقت نهنگ‌های کوهان‌دار به صورت تصادفی با توجه به موقعیت هر یک از

که مبتنی بر منطق فازی و رویکرد شبکه‌های الکترونیکی مصنوعی است، معرفی کرد. ساختار شبکه ANFIS از ترکیب شبکه‌های عصبی و سیستم فازی تشکیل شده است. ساختار مناسب با توجه به داده‌های ورودی، نوع توابع عضویت ورودی و خروجی، قوانین فازی و تعداد توابع عضویت انتخاب می‌شود. [۲۱]

۹- ترکیب ANFIS با الگوریتم فرا ابتکاری

غالباً از رویکردهای کلاسیک، نظیر گرادیان نزولی و پس انتشار برای طراحی و آموزشی سیستم استنتاج عصبی فازی یا (ANFIS) استفاده می‌شود؛ اما در این مطالعه، از الگوریتم‌های فرا ابتکاری در طراحی بهینه سیستم‌های فازی نوع تاکاگی-سوگنو-کانگ (TSK) استفاده شده است. ساختار سیستم استنتاج عصبی فازی بر پایه یک سیستم استنباط فازی است که پارامترهای بخش‌های فرض و نتیجه قوانین اگر- آنگاه فازی توسط یک مدل شبکه عصبی تنظیم می‌شود. از آنجا که الگوریتم یادگیری شبکه عصبی مبتنی بر استفاده از روش‌های بهینه‌سازی بر مبنای شیب توابع است که امکان دارد جواب نهایی الگوریتم یادگیری و پارامترهای تنظیم شده در نقاط بهینه موضعی محبوس شوند، بنابراین استفاده از روش‌های جستجو یا بهینه‌سازی فرا ابتکاری برای برطرف نمودن این مشکل، قابل بررسی است. در واقع در این مطالعه، با ترکیب الگوریتم‌های تکاملی و فرا ابتکاری، با سیستم‌های عصبی فازی، سعی شده است تنظیم مقادیر بهینه برای پارامترهای این سیستم، به الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوشمند واگذار شود. مراحل توسعه این مدل در شبیه‌سازی دبی ورودی سد بر مبنای سیستم ترکیبی عصبی فازی تطبیقی و پنج الگوریتم بهینه‌سازی فرا ابتکاری به طور خلاصه به شرح زیر است:

۱. ورودی‌ها و خروجی سیستم‌های توسعه داده شده تعیین شد.
۲. نرمال سازی و ساخت مجموعه داده‌های مربوط به بخش آموزش و آزمون برای مدل ترکیبی (در توسعه تمامی مدل‌ها از ۷۰٪ داده‌ها به طور تصادفی برای آموزش و ۳۰٪ باقیمانده برای آزمون استفاده شده است).
۳. با استفاده از متغیرهای ورودی و یک متغیر خروجی یک سیستم فازی پایه ایجاد شد.
۴. کلیه پارامترهای توابع عضویت مربوط به ورودی‌ها و خروجی‌های سیستم فازی پایه تعیین شد.
۵. تنظیم پارامترهای توابع عضویت و بخش نتیجه قوانین اگر- آنگاه سیستم فازی استنتاجی سیستم فازی توسط الگوریتم بهینه‌سازی فرا ابتکاری.

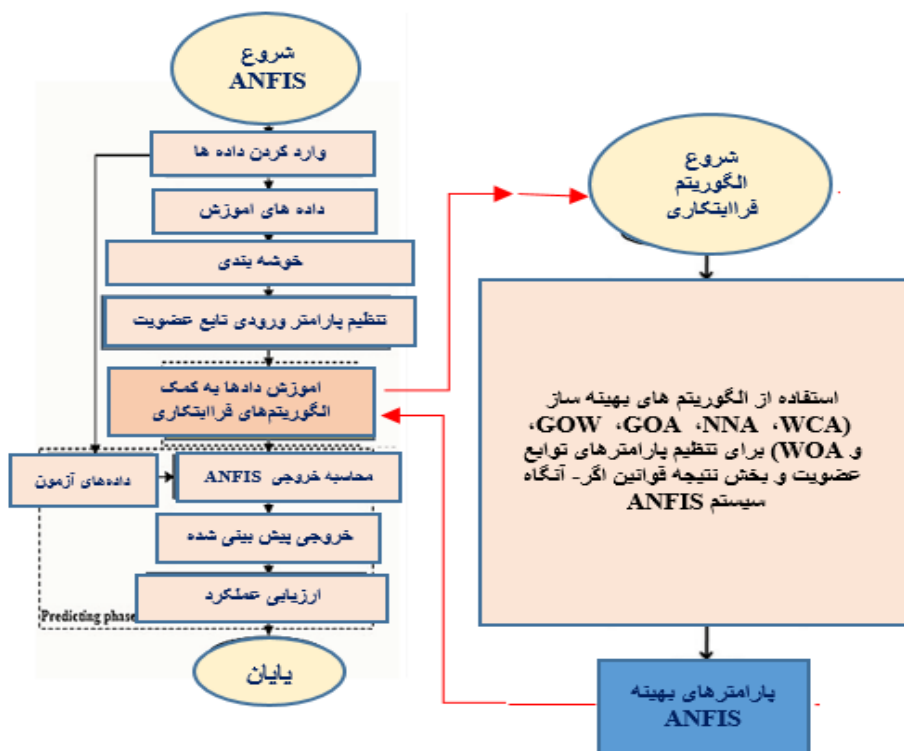
از ساختار پیچیده شبکه عصبی و عملگرهای آن به منظور ایجاد راه‌حل‌های جدید سود می‌برد. داشتن یک الگوریتم بدون هیچ‌گونه تلاشی برای تنظیم دقیق پارامترهای اولیه و آماری در مدل می‌تواند این الگوریتم را نسبت به سایر بهینه‌سازهای گزارش شده متمایز کند. این الگوریتم یک روش تطبیقی بدون نظارت برای حل مشکلات بهینه‌سازی است. بدون نظارت در آن به این معنی است که هیچ سرخ و اطلاعاتی در مورد فرآیند بهینه وجود ندارد و راه‌حل‌ها با یادگیری از محیط به‌روز شده است. این الگوریتم یک روش بهینه‌سازی پرسپترون تک لایه است که دارای بازخورد خود است. در مطالعه حاضر، مدل ANFIS با NNA (که از آن به عنوان ANFIS-NNA ذکر می‌شود) برای شبیه‌سازی دبی ورودی روزانه سد مخزنی سفیدرود ترکیب شده است.

۷- الگوریتم ملخ (GOA)

یکی از جدیدترین الگوریتم‌های فرا ابتکاری که در سال ۲۰۱۷ معرفی شده، الگوریتم بهینه‌سازی ملخ (GOA) است. ملخ یک الگوریتم فرا ابتکاری الهام گرفته شده از طبیعت است که رفتار ملخ‌ها در طبیعت و حرکت گروهی آن‌ها را به سمت منبع غذایی تقلید نموده و آن را شبیه‌سازی می‌کند. اگرچه ملخ‌ها معمولاً در صورت انفرادی دیده می‌شوند، آن‌ها در یکی از بزرگ‌ترین گروه‌های موجودات قرار دارند. مدل ریاضی این الگوریتم تقلیدی از رفتار دسته ملخ‌ها در طبیعت برای حل مسائل بهینه‌سازی است. نتایج شبیه‌سازی‌ها در این الگوریتم نشان می‌دهد که الگوریتم ملخ نتایج بهتری در مقایسه با الگوریتم‌های شناخته شده اخیر داشته است. بررسی شبیه‌سازی این الگوریتم روی مسائل واقعی نیز نشان داده است که الگوریتم ملخ قادر به حل مسائل واقعی با فضای ناشناخته است. در الگوریتم ملخ تعدادی از ملخ‌ها در فضای جست و جو قرار دارند. مقدار برآوردی هر ملخ با استفاده از تابع برازش به دست می‌آید. مکان بعدی هر ملخ بر مبنای مکان فعلی ملخ، مکان هدف و مکان همه ملخ‌های دیگر تعریف می‌شود. در حقیقت وضعیت همه ملخ‌ها برای تعریف مکان جدید هر ملخ مد نظر قرار می‌گیرد که این نکته باعث تفاوت الگوریتم ملخ و ازدحام ذرات شده است [۱۹]. در مطالعه حاضر، مدل ANFIS با GOA (که از آن به عنوان ANFIS-GOA ذکر می‌شود) برای شبیه‌سازی دبی ورودی روزانه سد مخزنی سفیدرود ترکیب شده است.

۸- سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی (ANFIS)

جانگ [۲۰] ANFIS را با در نظر گرفتن توانایی‌های نظریه فازی



شکل ۳. فلوچارت الگوریتم های فرا ابتکاری ترکیب شده با ANFIS.

Fig. 3. Flowchart of meta-heuristic algorithms combined with ANFIS.

۱۰-۱- خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) و ریشه میانگین مربعات خطای نرمال شده (NRMSE)
 RMSE اطلاعاتی را در مورد عملکرد کوتاه مدت یک مدل با مقایسه نظیر به نظیر، تفاوت واقعی بین مقادیر برآورد شده و مشاهده شده را ارائه می دهد [۲۲، ۲۳]. RMSE معیار نامناسبی برای خطای متوسط است زیرا تابعی از سه مشخصه از مجموعه خطاها نسبت به دیگری است [۲۴]. با توجه به این که مقدار RMSE متناسب با واحد اندازه گیری متغیر است، مقایسه مقدار آن بین مدل های ساخته شده برای دو متغیر با واحدهای متفاوت درست نخواهد بود. لذا مقدار RMSE را به دامنه داده های متغیر وابسته تقسیم کرده و آن را RMSE نرمال شده (NRMSE) می نامند. این معیار برای مقایسه مدل های مختلف مناسب خواهد بود. لازم به ذکر است که NRMSE زیر ۱۰ درصد نشان دهنده دقیق بودن مدل، ۲۰-

۶- برگرداندن سیستم فازی دارای بهترین مقادیر پارامترهای تنظیم به عنوان نتیجه نهایی یک سیستم عصبی فازی تطبیقی بهینه
 ۷- مقایسه عملکرد مدل های ترکیبی مختلف توسعه داده شده با استفاده از شاخص های آماری و انتخاب بهترین مدل
 در این تحقیق کدهای مربوط به الگوریتم های بهینه ساز با کد مربوط به مدل ANFIS در محیط متلب ۲۰۱۴ باهم ترکیب شده و آموزش ANFIS با این الگوریتم ها انجام شده است. شکل ۳ نحوه ترکیب مدل ANFIS با الگوریتم های بهینه ساز مورد مطالعه را نشان می دهد.

۱۰- شاخص های ارزیابی

در این مطالعه برای ارزیابی مدل ها از چندین شاخص آماری استفاده شده است که در ادامه در مورد آن ها توضیحاتی ارائه شده است.

۱۰-۴- شاخص پراکندگی (SI)

این شاخص بر اساس شاخص RMSE ساخته شده و مانند آن نیز عمل می‌کند. مزیت این شاخص نسبت به RMSE این است که می‌توان آن را طبقه‌بندی کرد دقت کارایی مدل‌ها با این شاخص توسط [۲۸] بحث شده است. بر اساس این شاخص، مقایسه کیفی عملکرد مدل‌ها به ۴ قسمت بسیار عالی، خوب، متوسط و ضعیف طبقه‌بندی می‌شوند.

$$SI = \frac{RMSE}{\bar{E}} \quad (17)$$

با توجه به [۲۸] مقایسه کیفی عملکرد مدل بر اساس شاخص SI به شرح زیر است:

اگر $SI < 0.1$ ، عملکرد بسیار عالی، اگر $0.1 < SI < 0.2$ ، عملکرد خوب، اگر $0.2 < SI < 0.3$ ، عملکرد متوسط و اگر $SI > 0.3$ ، عملکرد ضعیف، توصیف می‌شود.

۱۰-۵- میانگین خطای اریبی (MBE)

MBE برای ارزیابی بیش برآزش (MBE مثبت) و کم برآزش (MBE منفی) مدل‌ها استفاده می‌شود [۲۲].

$$MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |E_i - O_i| \quad (18)$$

۱۰-۶- خطای (T_{stat})

$(T_{stat})^1$ تابعی از خطاهای اریب میانگین و مربع میانگین خطا است که به طور گسترده استفاده می‌شود. استفاده جداگانه از این شاخص می‌تواند منجر به انتخاب نادرست بهترین مدل از مجموعه مدل‌های نامزد شود، بنابراین، این شاخص، می‌تواند ارزیابی سریع‌تر و قابل اعتماد عملکرد مدل‌ها را تکمیل نماید [۲۹].

$$T_{stat} = \sqrt{\frac{(n-1)MBE^2}{RMSE^2 - MBE^2}} \quad (19)$$

۱۰ درصد مناسب بودن مدل، ۳۰-۲۰ درصد دقت متوسط و بیش از ۳۰ درصد نشانه ضعیف بودن مدل است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (E_i - O_i)^2}{N}} \quad (13)$$

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (E_i - O_i)^2}{N}}}{O_i} \quad (14)$$

۱۰-۲- میانگین خطای مطلق (MAE)

معمولاً برای مقایسه کارایی مدل‌های پیش‌بینی شده برای یک سری داده واحد یا چندین سری داده با واحدهای یکسان، MAE بسیار پرکاربرد است زیرا از نظر مفهومی و محاسباتی بسیار ساده است. روش شبیه‌سازی که MAE را به حداقل می‌رساند منجر به تخمین میانه خواهد شد، درحالی که به حداقل رساندن RMSE منجر به تخمین مقادیر میانگین می‌شود. در نتیجه RMSE به رغم دشوارتر بودن در تفسیر به طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد [۲۵].

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |E_i - O_i|}{n} \quad (15)$$

۱۰-۳- ضریب تعیین (R^2)

این ضریب کسری از مقادیر برآورد شده را نشان می‌دهد که نزدیک‌ترین مقدار به خط اندازه‌گیری داده‌ها هستند. این شاخص خطی بودن را مورد بررسی قرار می‌دهد و برای افزایش عملکرد مدل‌ها بسیار مفید است [۲۶]. [۲۷]

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)(E - \bar{E}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)^2 \sum_{i=1}^n (E_i - \bar{E}_i)^2}} \right)^2 \quad (16)$$

1 T-statistic test

۱۰-۷- عدم قطعیت با سطح اطمینان ۹۵٪ (U_{95})

فاصله اطمینان نشان‌دهنده عدم قطعیت اثر اندازه بر داده‌ها است. هنگام محاسبه فاصله اطمینان، عرض این فاصله با اندازه نمونه، میزان خطای اندازه‌گیری مطالعه و میزان اطمینان مورد نیاز تعیین می‌شود. بین فاصله اطمینان ۹۵٪ و سطح اهمیت ۵٪ دو طرفه یک رابطه منحصربه‌فرد وجود دارد [۳۰].

$$U_{95} = 1.96 \sqrt{(SD^2 + RMSE^2)} \quad (20)$$

که در این رابطه SD شاخص انحراف استاندارد، برای نشان دادن انحراف مقادیر برآورد شده از مقادیر مشاهده شده است.

۱۰-۸- شاخص عملکرد جهانی (GPI)

این شاخص از ضرب پنج شاخص آماری به دست می‌آید. GPI مزایای تمام شاخص‌ها یعنی ضریب تعیین (R^2)، میانگین خطای مطلق (MAE)، شاخص پراکندگی (SI)، عدم قطعیت با ۹۵٪ سطح اطمینان (U_{95}) و T_{stat} را ترکیب می‌کند. این شاخص عملکرد کوتاه مدت و بلندمدت و نیز خطی بودن مدل‌ها را نشان می‌دهد، بنابراین می‌توان از آن برای رتبه‌بندی مدل‌ها استفاده کرد. یک مزیت مهم GPI طبقه‌بندی آسان‌تر و واقع‌بینانه‌تر مدل‌ها کاربردی است. [۲۶].

$$GPI = MBE \times RMSE \times U_{95} \times T_{stat} \times (1 - R^2) \quad (21)$$

در روابط بالا O_i ، E_i ، O_i ، E_i ، میانگین مقادیر دبی ورودی برآورد شده سد، مشاهده‌شده، میانگین مقادیر دبی ورودی برآورد شده و مشاهده‌شده و n تعداد داده‌های مشاهده شده است. در مقایسه عملکرد مدل با شاخص‌های فوق، مدل برتر مدلی است که در آن مقادیر همه شاخص‌ها (به استثنای R^2) به صفر و شاخص R^2 به عدد یک میل نماید. چون روش مدل‌سازی به کمک شبکه عصبی، یک روش داده محور است و درک قبلی از روابط بین متغیرها وجود ندارد، یک تحلیل اولیه روی شرایط داده‌ها، نرمال سازی و به مقیاس در آوردن متغیرها برای عملکرد بهتر این نوع مدل‌ها بهتر است انجام گیرد. [۳۱] بنابراین با استفاده از رابطه زیر داده‌ها بین ۰/۱ تا ۰/۹ نرمال شدند.

$$x_n = \left(0.8 \times \left(\frac{(x - x_{min})}{(x_{max} - x_{min})} \right) \right) + 0.1 \quad (22)$$

مقادیر X ، X_n ، X_{min} و X_{max} به ترتیب داده‌های نرمال شده، داده‌های اصلی، کمینه داده‌ها، بیشینه داده‌ها هستند.

۱۱- نتایج و بحث

۱۱-۱- آمار توصیفی و آنالیز همبستگی داده‌های ورودی

با بررسی داده‌های اندازه‌گیری شده در سد سفیدرود در طی دوره ۱۵ ساله، حجم مخزن بر حسب میلیون مترمکعب، بارندگی بر حسب میلی‌متر، تبخیر بر حسب میلیون مترمکعب، تراز متوسط مخزن بر حسب متر، حجم مخزن بر حسب میلیون مترمکعب، مساحت دریاچه بر حسب کیلومترمربع و دما بر حسب درجه سانتی گراد به عنوان ورودی‌های مدل هوشمند و دبی ورودی سد بر حسب میلیون مترمکعب، به عنوان خروجی مدل هوشمند انتخاب گردید. داده‌های تحقیق طی یک دوره ۱۵ ساله می‌باشند. جدول ۱ واحدها و علامت اختصاری آن‌ها را در تحقیق نشان می‌دهد.

آنالیز همبستگی برای تصمیم‌گیری درباره ورودی‌های مدل هوشمند از بین متغیرهای بالا و تأخیر زمانی داده‌ها با استفاده از نرم‌افزار SPSS نسخه ۲۰۱۴ انجام گرفت [۳۲]. در این مطالعه، با استفاده از تابع همبستگی متقاطع انتخاب مقادیر پیشین ویژگی‌های ورودی که دارای بیش‌ترین همبستگی با دبی ورودی سد در هر روز بود، صورت گرفت. همچنین از تابع همبستگی جزئی برای تعیین رابطه مقادیر دبی ورودی سد در هر روز با مقادیر پیشین آن استفاده گردید. به منظور برآورد تأخیرهای زمانی از تابع خود همبستگی، تأخیر (۷ تا -۷) روز و محدوده اطمینان ۹۵ درصد استفاده شده است (مقادیر منفی، نشان‌دهنده زمان قبل و مقادیر مثبت، نشان‌دهنده زمان بعد است). در شکل‌های ۴ و ۵ زمان بر حسب روز و محور Y نشان‌دهنده مقادیر همبستگی بین ویژگی‌ها با دبی ورودی سد (تا ۷ روز) است. نتایج در شکل ۴ با توجه به تابع همبستگی متقاطع نشان داد که داده‌های دبی ورودی سد در هر روز با داده‌های مساحت، حجم مخزن و تراز مخزن سد در ۷ روز قبل بیش‌ترین همبستگی را دارد. همچنین داده‌های دبی ورودی سد سفیدرود در هر روز با توجه به تابع خود همبستگی در شکل ۵ با داده‌های دبی ورودی در یک روز قبل بیش‌ترین همبستگی را دارد. از بقیه ویژگی‌های انتخاب‌شده به علت همبستگی پایین با دبی ورودی صرف‌نظر شده است.

در نهایت چهار ویژگی شامل مساحت، حجم مخزن و تراز مخزن سد در

جدول ۱. واحدها و علامت اختصاری متغیرها.

Table 1. Units and abbreviations of the variables.

متغیر	بارندگی	تبخیر	دبی ورودی	تراز متوسط مخزن	حجم مخزن	مساحت دریاچه	متوسط دما
واحد	mm	MCM	MCM	m	MCM	km ²	oC
علامت اختصاری	P	E	QI	RL	RV	A	T

جدول ۲. آمار توصیفی متغیرهای اندازه‌گیری شده توسط ابزار دقیق سد.

Table 2. Descriptive statistics of variables measured by dam accurate instruments.

ویژگی‌های ورودی	میانگین	میانه	انحراف معیار	کمینه	بیشینه	ضریب تغییرات	چولگی	کشیدگی
A	۲۵/۴۵۴۸	۲۸/۹	۱۳۵/۷۴	۰	۵۲/۱۵	۵۲/۱۵	-۰/۰۱۵	-۰/۸۰۷
RV	۵۹۴/۸۰۰۱	۵۳۰/۱۹۰۰	۲۸۴/۴۹۶۸۱	۲۲۷/۶۷	۱۱۱۱/۸۷	۸۸۴/۲۰	۰/۴۱۲۰	-۱/۲۱۵۰
RL	۲۵۹/۵۴۸۵	۲۵۸/۸۲۰۰	۸/۳۵۸۴۱	۲۴۶/۷۷	۲۷۳/۰۴	۲۶/۲۷	۰/۱۱۸۰	-۱/۳۲۸۰
QI	۷۲/۲۹۷۰	۳۳/۵۰۰۰	۱۰۲/۹۶۵۲۸	۲	۷۰۷	۷۰۵	۲/۷۲۰۰	۸/۱۹۱۰

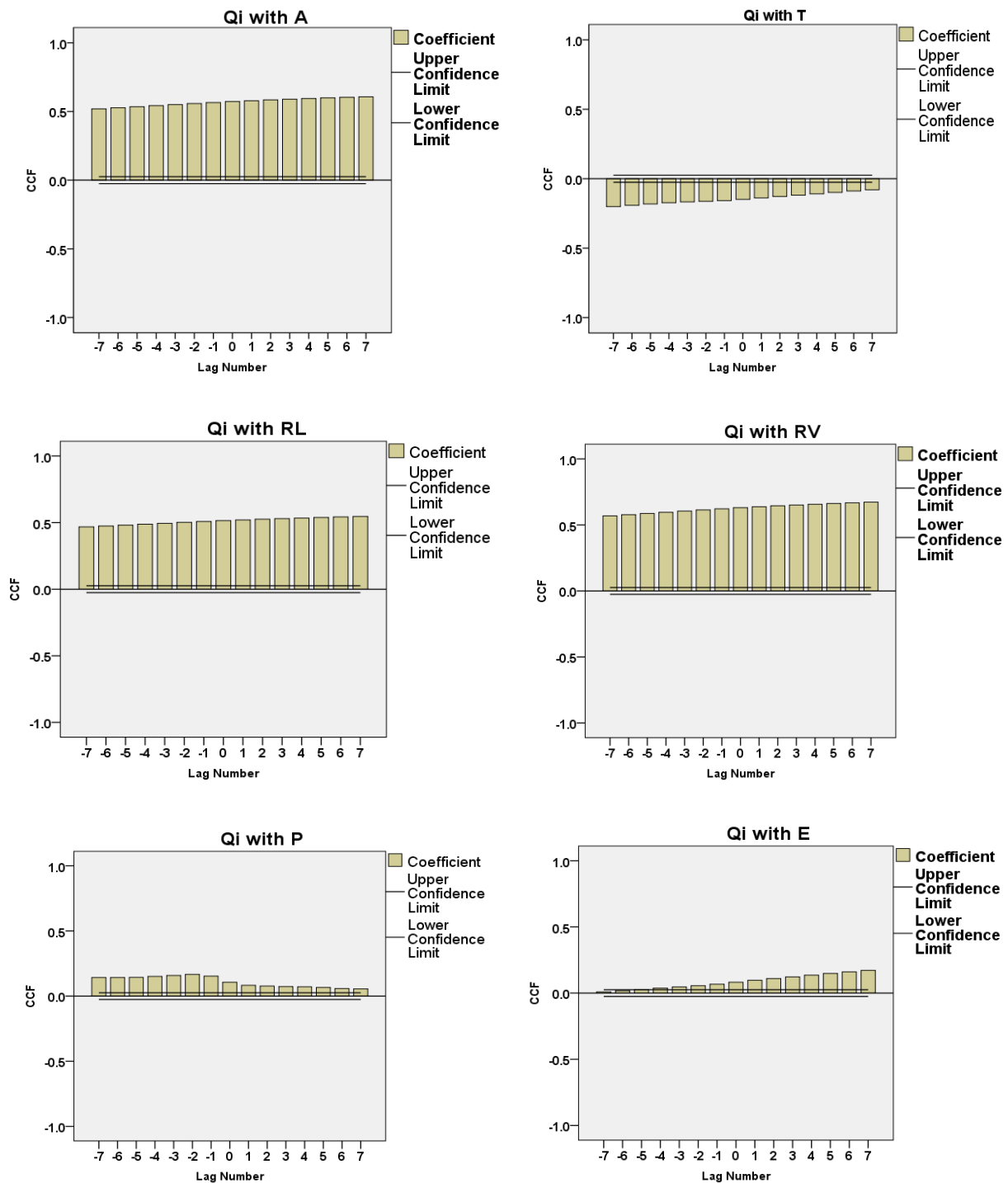
نرمال بالاتر و کشیدگی منفی نشانه پایین تر بودن قله از توزیع نرمال است.

۱۱-۲- ارزیابی مدل‌ها

جدول ۳ نتایج شاخص‌های آماری مدل‌های مختلف هیبریدی را نشان می‌دهد. همه الگوریتم‌های ترکیبی با ANFIS با توجه به $SI < 0.1$ [۲۸] عملکرد عالی را دارند. مدل ANFIS - GOW با مقادیر SI ، R^2 ، MAE و $NRMSE$ به ترتیب برابر با ۰/۹۸۲۹، ۰/۰۷۵۵، ۰/۴۱۵۱ و ۰/۰۷۵۵ بدترین عملکرد را ارائه کرده است. شکل ۶ نمودار پراکندگی نتایج الگوریتم‌های مختلف هیبریدی را نشان می‌دهد.

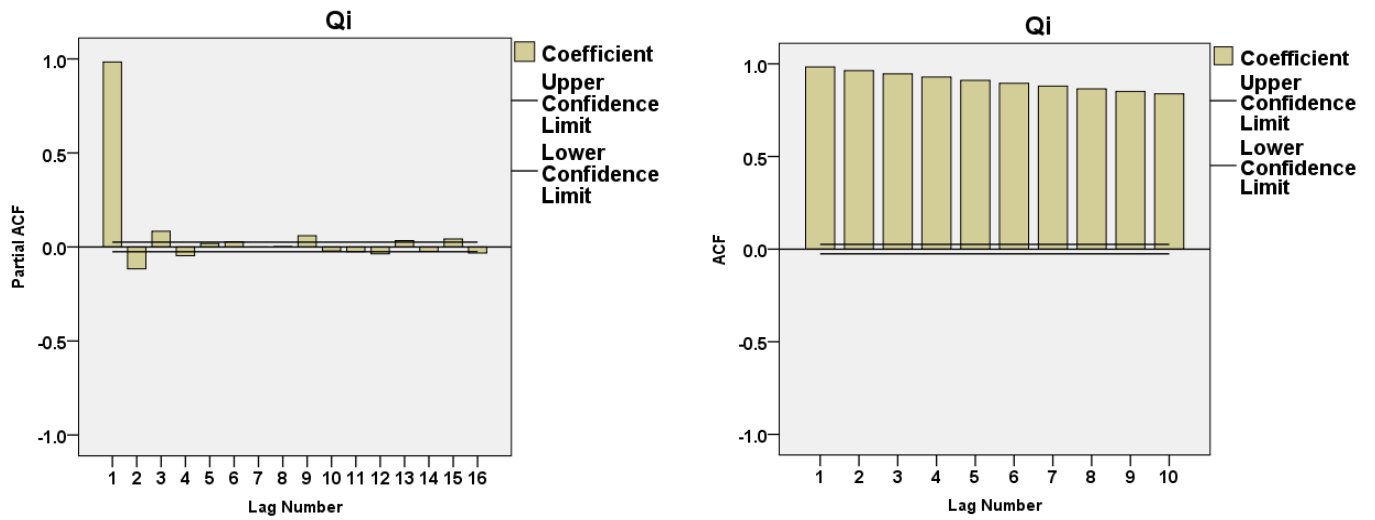
همان طور که در شکل ۶ مشاهده می‌شود، توانایی و دقت عملکرد تمامی الگوریتم‌های هیبریدی فوق در تخمین دبی ورودی بر اساس نمودارهای پراکندگی قابل تأیید است. در تمام مدل‌های ترکیبی، اندازه جمعیت برابر ۱۰۰ و تعداد تکرار ۱۰۰۰ و کران بالا و پایین به ترتیب ۱۰ و -۱۰ انتخاب شد که با فرآیند آزمون و خطا شناسایی شدند. نتایج نشان داد که اگر جمعیت

۷ روز قبل و دبی ورودی در یک روز قبل به عنوان ورودی مدل‌های ترکیبی انتخاب شدند و به طور تصادفی به دو دسته آموزشی (۷۰ درصد) و آزمون (۳۰ درصد) تقسیم‌بندی شد. جدول ۲ آمار توصیفی متغیرهای اندازه‌گیری شده توسط ابزار دقیق سد سفیدرود برای هر یک از ویژگی‌های ورودی و متغیر خروجی را نشان می‌دهد. بیش‌ترین ضریب تغییرات (CV)، میانه، انحراف معیار (SD)، میانگین در مورد متغیرهایی که به عنوان ورودی مدل هوش مصنوعی به کار رفتند مربوط به حجم مخزن است. در مورد چولگی همه ویژگی‌ها دارای چولگی مثبت هستند. چولگی معیاری از تقارن یا عدم تقارن تابع توزیع است. برای یک توزیع کاملاً متقارن چولگی صفر و برای یک توزیع نامتقارن با کشیدگی به سمت مقادیر بالاتر چولگی مثبت و برای توزیع نامتقارن با کشیدگی به سمت مقادیر کوچک‌تر مقدار چولگی منفی است. در مورد کشیدگی ویژگی‌های تراز آب و حجم مخزن دارای کشیدگی منفی و مابقی ویژگی‌ها دارای کشیدگی مثبت هستند. کشیدگی نشان‌دهنده ارتفاع یک توزیع است. کشیدگی مثبت یعنی قله توزیع مورد نظر از توزیع



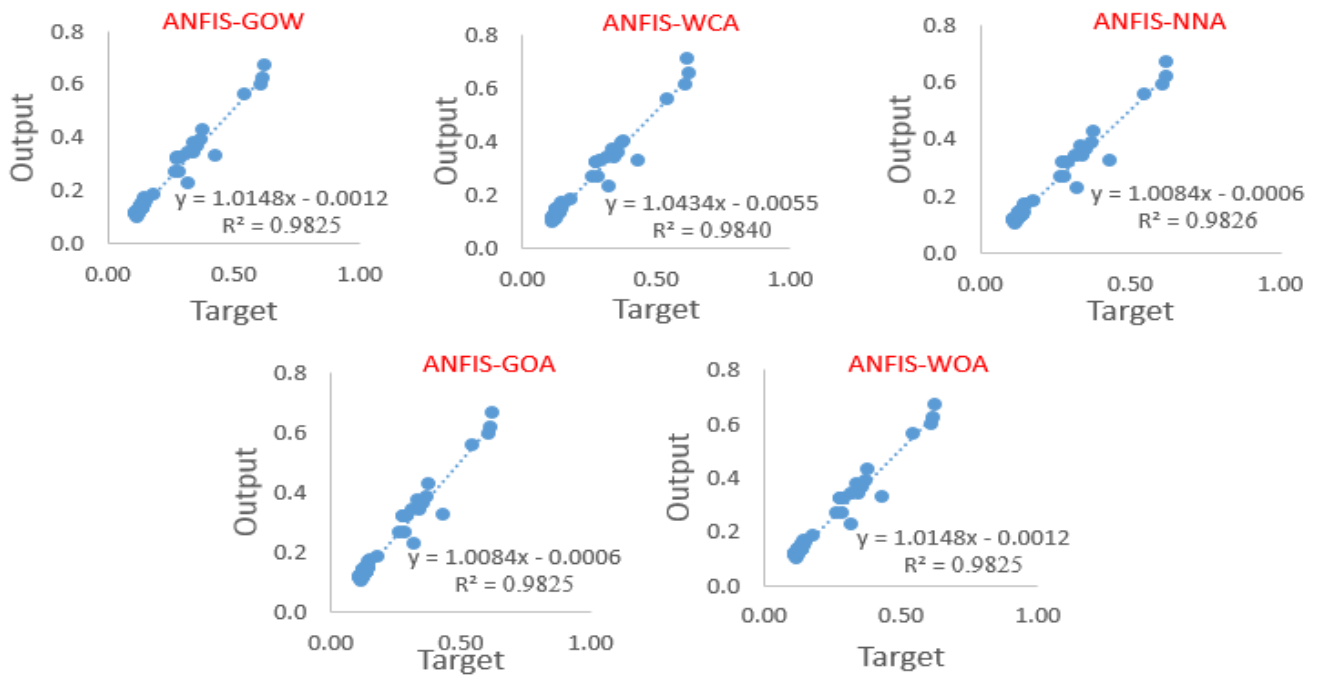
شکل ۴. آنالیز همبستگی مقاطع داده‌های مورد استفاده: همبستگی متقابل بین دبی ورودی و دبی ورودی سد (Qi with P)، همبستگی متقابل بین دبی ورودی سد (Qi with RL)، همبستگی متقابل بین تراز آب مخزن و دبی ورودی سد (Qi with A)، همبستگی متقابل بین تبخیر و دبی ورودی سد (Qi with E)، همبستگی متقابل بین دما و دبی ورودی سد (Qi with T)، همبستگی متقابل بین حجم مخزن و دبی ورودی سد (Qi with RV).

Fig. 4. Cross-correlation analysis of the used data: cross-correlation between inflow rate and dam inflow rate (Qi with P), cross-correlation between rainfall and dam inflow rate (Qi with A), cross-correlation between reservoir water level and dam inflow rate (Qi with RL), cross-correlation between evaporation and dam inflow rate (Qi with E), cross-correlation between temperature and dam inflow rate (Qi with T), cross-correlation between reservoir volume and dam inflow rate (Qi with RV).



شکل ۵. نمودار خود همبستگی دبی ورودی سد.

Fig. 5. Autocorrelation diagram of dam inflow rate.



شکل ۶. دبی ورودی مشاهده شده و پیش بینی شده توسط مدل های مختلف ترکیبی.

Fig. 6. Observed and predicted inflow rate by different hybrid models.

جدول ۳. پارامترهای عملکرد مدل‌های هیبریدی برای تخمین دبی ورودی سد.

Table 3. Performance parameters of different hybrid models to estimate dam inflow rate.

آزمون				آموزش				مدل
NRMSE	MAE	SI	R^2	NRMSE	MAE	SI	R^2	-
۰/۰۷۳۶	۰/۴۵۰۰	۰/۰۷۳۶	۰/۹۸۴۰	۰/۰۷۳۹	۰/۵۰۵۰	۰/۰۷۳۹	۰/۹۸۴۲	ANFIS - WCA
۰/۰۷۴۷	۰/۴۶۵۷	۰/۰۷۴۷	۰/۹۸۲۶	۰/۰۷۵۰	۰/۴۷۶۵	۰/۰۷۴۸	۰/۹۸۳۰	ANFIS - NNA
۰/۰۷۴۸	۰/۴۷۶۳	۰/۰۷۴۸	۰/۹۸۲۵	۰/۰۷۵۳	۰/۴۷۶۷	۰/۰۷۵۰	۰/۹۸۲۹	ANFIS -GOA
۰/۰۷۵۵	۰/۴۱۵۱	۰/۰۷۵۵	۰/۹۸۲۹	۰/۰۷۵۶	۰/۴۱۵۲	۰/۰۷۵۸	۰/۹۸۳۰	ANFIS - GOW
۰/۰۷۴۸	۰/۴۷۶۳	۰/۰۷۴۸	۰/۹۸۲۵	۰/۰۷۵۱	۰/۴۷۶۵	۰/۰۷۴۹	۰/۹۸۲۶	ANFIS-WOA

علاوه بر این، همان طور که قبلاً ذکر شد، از سه شاخص عدم قطعیت (U_{95})، T_{stat} و GPI برای ارزیابی بهتر مدل‌های هیبریدی استفاده شد. توصیه می‌شود که از شاخص U_{95} برای ارزیابی عمیق نتایج و نشان دادن انحراف نتایج تخمینی از مشاهداتی و همچنین از شاخص GPI برای رتبه‌بندی کلی به عنوان یک تحلیل چندگانه استفاده شود.

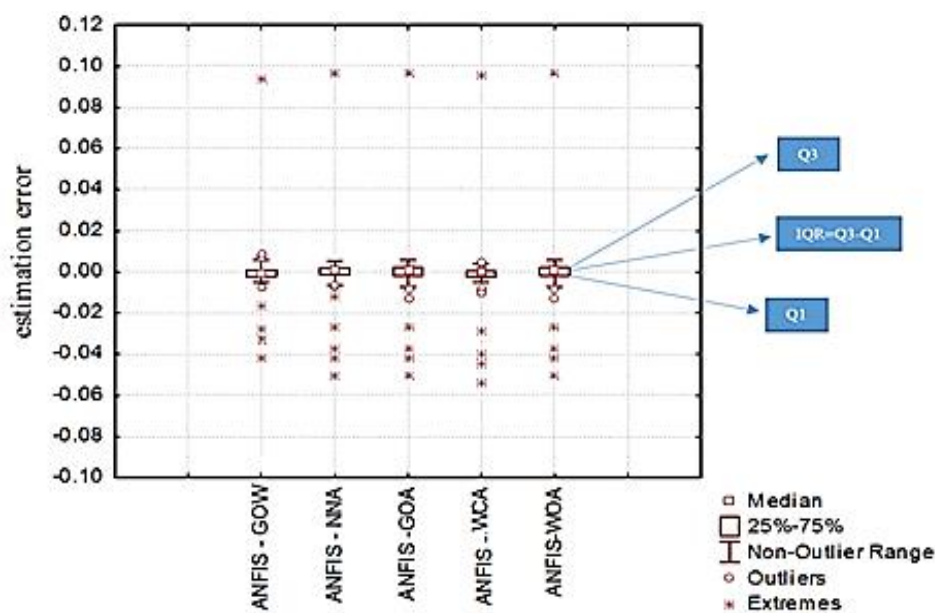
شکل ۸ مقادیر شاخص عدم قطعیت (U_{95}) را نشان می‌دهد. دامنه تغییرات شاخص عدم قطعیت (U_{95}) بین ۱۴ تا ۱۷ بوده که کمترین و بیش‌ترین مقدار آن به ترتیب مربوط به ANFIS - WCA و ANFIS - GOW است. از شکل به وضوح می‌توان دریافت که مدل ANFIS - WCA دارای کمترین مقدار شاخص U_{95} است که عملکرد برتر آن را نسبت به سایر مدل‌های هیبریدی را تأیید می‌کند. در بقیه مدل هیبریدی عملکرد مدل‌ها در مورد شاخص U_{95} مشابه بوده و به عبارتی دقت برآورد در مدل‌های دیگر افزایش نداشته است. همان طور که در شکل ۸ مشاهده می‌شود، مدل‌های مختلف هیبریدی با شاخص‌های آماری مذکور ارائه شده است. با توجه به شاخص‌های آماری SI، NRMSE و MBE به ترتیب الگوریتم‌های چرخه آب، گرگ خاکستری، شبکه عصبی، وال و ملخ در بهینه کردن سیستم استنتاج عصبی-فازی عملکرد بهتری دارند، ولی با توجه به شاخص‌های آماری R^2 و MAE به ترتیب الگوریتم‌های چرخه آب، شبکه عصبی، ملخ، وال و گرگ خاکستری عملکرد بهتری دارند.

در نهایت مشاهده می‌شود که شاخص‌های آماری مختلف ممکن است نتایج متفاوتی در تعیین مدل با بالاترین دقت رتبه‌بندی مدل‌ها داشته باشند،

و تعداد تکرار کمتر از ۳۰ باشد، عملکرد کاهش می‌یابد.

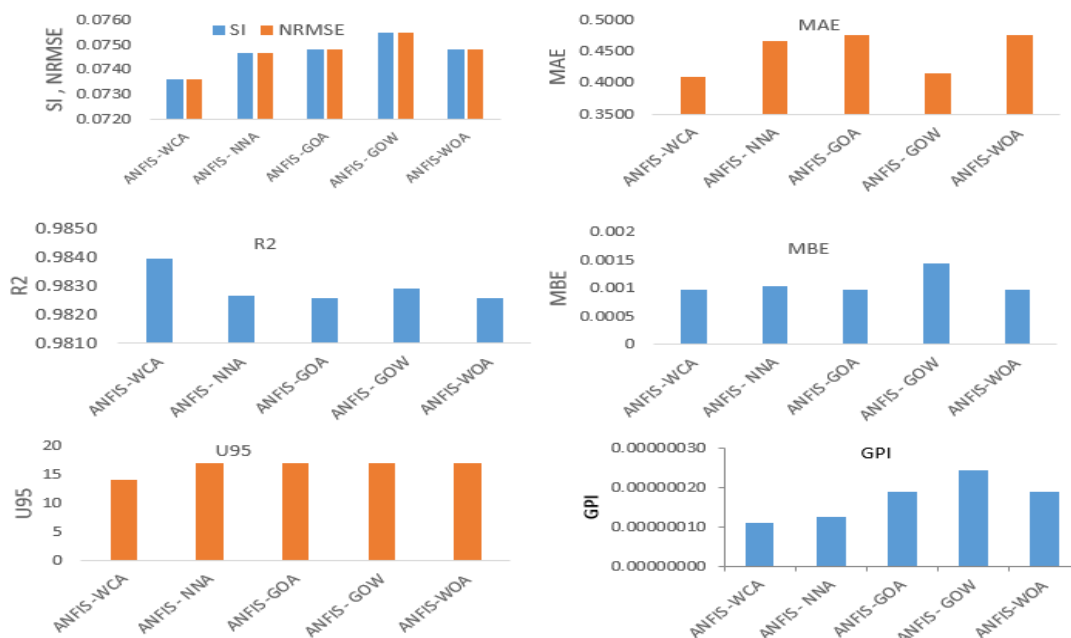
۱۱-۳- مقایسه مدل‌های هیبریدی

مطابق جدول ۲، مدل ANFIS-WCA کمترین مقادیر SI، MAE و NRMSE به ترتیب برابر ۰/۰۷۳۶، ۰/۴۵۰۰ و ۰/۰۷۳۶ و بیش‌ترین مقدار R^2 برابر ۰/۹۸۴۰ را ارائه می‌کند، که نشان‌دهنده برتری آن نسبت به سایر مدل‌ها است. بر اساس مقدار SI، مدل ANFIS - WCA عملکرد عالی دارد [۲۸]. نزدیک‌ترین مدل به آن مدل ANFIS - NNA با مقادیر SI، MAE و NRMSE به ترتیب برابر ۰/۰۷۴۷، ۰/۴۶۵۷ و ۰/۰۷۴۷ و مقدار R^2 برابر ۰/۹۸۲۶ است. شکل ۷ همه مدل‌های هیبریدی را در یک نمودار جعبه‌ای در مرحله آزمون، بر اساس توزیع خطای کلی نشان می‌دهد. اختلاف بین مقادیر دبی ورودی سد سفیدرود اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی‌شده در این جعبه به عنوان مقادیر خطا محاسبه شد. خطاهای مثبت، تخمین‌های کم و خطاهای منفی، تخمین‌های زیاد را نشان می‌دهند. نمودار جعبه‌ای روشی استاندارد برای نشان دادن توزیع خطا بر اساس چهار مقدار است: چارک اول ($Q1$)، چارک سوم ($Q3$)، محدوده بین چارک‌ها (IQR) و بخشی در داخل مستطیل که میانه را نشان می‌دهد و هرچه قدر مقدار IQR کمتر باشد دقت مدل بالاتر است [۳۳]. به طور کلی و مطابق شکل ۶، طول جعبه کم (IQR) کوچک‌تر) در مدل‌های ANFIS - WCA تمرکز خطا در اطراف صفر را تأیید می‌کند که نشان‌دهنده عملکرد بهتر این مدل هیبریدی نسبت به سایر مدل‌ها است.



شکل ۷. نمودار جعبه‌ای توزیع خطای تخمین دبی ورودی سد در مرحله آزمون برای همه مدل‌ها، ۲۵٪ چارک پایین خطاها، ۷۵٪ چارک بالای خطاها.

Fig. 7. Box diagram of the distribution of the error of dam inflow rate estimation in the test stage for all models, 25%: lower quartile of errors, 75%: upper quartile of errors.



شکل ۸. مقادیر شاخص‌های آماری مدل‌های مختلف هیبریدی.

Fig. 8. Statistical index values of different hybrid models.

جدول ۴. پارامترهای کنترلی بهینه الگوریتم‌های فرا ابتکاری در مدل‌های هیبریدی.

Table 4. Optimal control parameters of meta-heuristic algorithms in different hybrid models.

مدل	ANFIS- WCA	ANFIS-GOA	ANFIS-NNA	ANFIS-GOW	ANFIS-WOA
تعداد جمعیت (عامل جستجو)	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰
حداکثر تعداد تکرارها	۱۰۰۰	۱۰۰۰	۱۰۰۰	۱۰۰۰	۱۰۰۰
حد پایین و بالای وزن‌ها و بایاس‌ها	$[-۱۰, +۱۰]$	$[-۱۰, +۱۰]$	$[-۱۰, +۱۰]$	$[-۱۰, +۱۰]$	$[-۱۰, +۱۰]$
پارامترهای دیگر	Nsr=4 dmax=1e-16	-	-	-	-

مقایسه با مدل‌های هیبریدی دیگر نشان‌دهنده عملکرد آن برای فرار از بیشینه و کمینه‌های محلی است که باعث می‌شود این مدل به عنوان ابزاری قدرتمند برای تخمین دبی ورودی سد سفیدرود به کار رود. این مسئله را می‌توان با پیچیدگی‌های موجود در مسئله بهینه‌سازی توجیه کرد. این مطلب نشان‌دهنده این است که این الگوریتم دارای راه‌برد اکتشاف بهتری بوده و گام حرکت بهینه موثرتری را انتخاب نموده است.

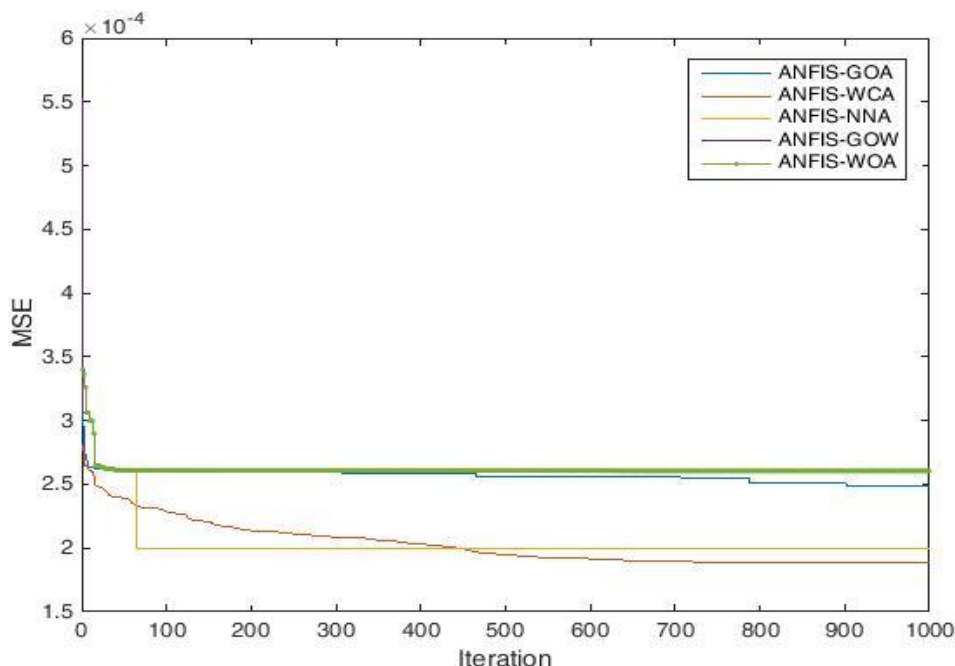
۱۲- نتیجه‌گیری

هدف از پژوهش حاضر برآورد دبی ورودی سد مخزنی سفیدرود به منظور رفع دو محدودیت عدم وجود مدل جامع برای تمامی سد‌ها و کمبود اطلاعات هیدرولیکی و هیدرولوژیکی در ایران است. از این رو، بر اساس کارایی مدل سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی هیبرید شده با الگوریتم‌های فرا ابتکاری چرخه آب، گرگ خاکستری، ملخ و وال تفاوت معنی‌داری را از نظر کیفیت مدل‌سازی و دقت نتایج در شبیه‌سازی دبی ورودی به سد سفیدرود نشان ندادند. شاخص عملکرد جهانی (GPI) در مدل ANFIS-WCA تا ۱۱ درصد در مقایسه با مدل ANFIS-ANN و ۲۰ درصد در مقایسه با مدل ANFIS-GOA بهبود یافته است. نتایج شاخص‌های آماری مختلف نشان داد که ANFIS-WCA نسبت به سایر الگوریتم‌های هیبریدی کارآمدتر بوده و الگوریتم WCA ابزار قدرتمندی در بهینه‌سازی ساختار ANFIS است که نشان‌دهنده پیچیدگی فرآیند دبی ورودی است. همچنین با توجه به شاخص NRMSE مدل ANFIS-WCA دقت شبیه‌سازی

زیرا هر شاخص در مورد عملکرد مدل در سطح منحصر به فردی قضاوت می‌کند، از این رو انتخاب بهترین و مناسب‌ترین مدل بر اساس شاخص‌های مختلف نمی‌تواند راه حل قابل‌اعتمادی باشد، بنابراین، یک شاخص آماری استاندارد برای ترکیب اثر کلی شاخص‌های آماری مورد نیاز است. برای مقایسه نهایی در این مطالعه، از GPI به عنوان یک شاخص ۵ عاملی استفاده شد [۲۹، ۲۶]. با توجه به معادله (۲۰)، در GPI از ترکیب پنج شاخص RMSE، MBE، T_{stat} ، $U95$ و R^2 استفاده شده است، بنابراین می‌تواند مدل‌های مورد استفاده برای تخمین دبی ورودی سد را رتبه‌بندی کند. انتظار می‌رود مدل با رتبه اول (دارای مقدار GPI نزدیک به صفر) هم از نظر عملکرد و هم از نظر دقت بهتر از مدل‌های دیگر باشد [۲۹، ۲۶]. شکل ۸ مقادیر GPI را برای تمام مدل‌های ترکیبی بر اساس رتبه‌بندی نشان می‌دهد. بر اساس این شکل، برتری مدل ترکیبی ANFIS-WCA در تخمین دبی ورودی سد مشهود است زیرا کمترین مقدار GPI را دارد. جدول ۴ پارامترهای بهینه مربوط به الگوریتم‌های فرا ابتکاری را نشان می‌دهد.

شکل ۹، روند همگرایی الگوریتم‌های مختلف ترکیبی به سمت جواب بهینه را نشان می‌دهد. همان طوری که در این شکل مشاهده می‌شود الگوریتم ANFIS-WCA روند همگرایی بهتری نسبت به سایر الگوریتم‌ها دارا می‌باشند و زودتر به جواب بهینه همگرا شده است.

علت عملکرد بهتر این مدل ترکیبی را می‌توان به آموزش خوب سیستم شبکه عصبی مصنوعی و توانایی بالای آن در بهینه کردن وزن‌ها و ساختار شبکه عصبی مصنوعی دانست. دقت بالای مدل ANFIS-WCA در



شکل ۹. روند همگرایی مدل‌های هیبریدی مختلف.

Fig. 9. Convergence trend of different hybrid models.

منابع

- [1] A. Ebrahimzadeh, M. Zarghami, V. Nourani, Evaluation of earth dam overtopping risk by system dynamics, Monte-Carlo simulation and Latin Hypercube Sampling methods (case study: Hajilarchay Dam, Iran), *Iran-Water Resources Research*, 15(1) (2019) 14-31.
- [2] Ö. Kişi, River flow forecasting and estimation using different artificial neural network techniques, *Hydrology research*, 39(1) (2008) 27-40.
- [3] K.I. Hsu, H.V. Gupta, S. Sorooshian, Artificial neural network modeling of the rainfall-runoff process, *Water resources research*, 31(10) (1995) 2517-2530.
- [4] C. Imrie, S. Durucan, A. Korre, River flow prediction using artificial neural networks: generalisation beyond the calibration range, *Journal of hydrology*, 233(1-4) (2000) 138-153.

را به ترتیب $1/4$ و $1/6$ درصد در مقایسه با مدل‌های ANFIS-NNA و ANFIS-GOA بهبود بخشید. همچنین نتایج با استفاده از تعدادی شاخص بصری و آماری مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت و پتانسیل الگوریتم چرخه آب به عنوان ابزاری کارآمد برای تولید و بهبود پارامترهای داخلی مدل ANFIS تأیید شد. مدل‌های هیبریدی پیشنهادی توانایی خوبی در تخمین دبی ورودی سد نشان دادند، با این وجود، لازم است این مدل‌ها در سدهای دیگر با ویژگی‌های متفاوت آزمایش کرد تا از کاربرد این مدل‌ها در شرایط مختلف اطمینان حاصل شود. با توجه به اینکه اندازه‌گیری دبی ورودی سد با روش‌های مستقیم مستلزم صرف هزینه و زمان است، توسعه روش‌های داده محور می‌تواند معرفی و استفاده شود. پیشنهاد می‌شود برای سایر کمیت‌های سد سفیدرود از جمله دبی خروجی و تراز مخزن نیز مدل‌سازی با مدل‌های ترکیبی مذکور انجام شود. همچنین در مطالعه‌های آتی از دیگر الگوریتم‌های فرا ابتکاری جهت آموزش ANFIS در پیش‌بینی دبی ورودی سد سفیدرود استفاده شده و نتایج حاصل با نتایج به دست آمده از این مطالعه مقایسه شود.

- and Drainage Network of Sefidrood Dam), *Water Management in Agriculture*, 8(2) (2022) 117-134. (in Persian)
- [15] H. Eskandar, A. Sadollah, A. Bahreininejad, M. Hamdi, Water cycle algorithm – A novel metaheuristic optimization method for solving constrained engineering optimization problems, *Computers & Structures*, 110-111 (2012) 151-166.
- [16] S. Mirjalili, S.M. Mirjalili, A. Lewis, Grey wolf optimizer, *Advances in engineering software*, 69 (2014) 46-61.
- [17] S. Mirjalili, A. Lewis, The whale optimization algorithm, *Advances in engineering software*, 95 (2016) 51-67.
- [18] A. Sadollah, H. Sayyaadi, A. Yadav, A dynamic metaheuristic optimization model inspired by biological nervous systems: Neural network algorithm, *Applied Soft Computing*, 71 (2018) 747-782.
- [19] S.Z. Mirjalili, S. Mirjalili, S. Saremi, H. Faris, I. Aljarah, Grasshopper optimization algorithm for multi-objective optimization problems, *Applied Intelligence*, 48(4) (2018) 805-820.
- [20] J. S. Jang, ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3) (1993) 665-685.
- [21] K. Tanaka, *An introduction to fuzzy logic for practical applications*, 1996.
- [22] C. Ma, M. Iqbal, Statistical comparison of solar radiation correlations monthly average global and diffuse radiation on horizontal surfaces, *Sol. Energy*, 33 (1984) 143-148.
- [23] M. Dasineh, A. Ghaderi, M. Bagherzadeh, M. Ahmadi, A. Kuriqi, Prediction of hydraulic jumps on a triangular bed roughness using numerical modeling and soft computing methods, *Mathematics*, 9(23) (2021) 3135.
- [24] C.J. Willmott, K. Matsuura, On the use of dimensioned measures of error to evaluate the performance of spatial interpolators, *International Journal of Geographical Information Science*, 20(1) (2006) 89-102.
- [25] M.S. Lewis-Beck, Election forecasting: Principles and practice, *The British Journal of Politics and International*
- [5] P. Fathi, Y. Mohammadi, M. Homaei, Intelligent modeling of monthly flow time series into vahdat dam in sanandaj city, *Water and Soil*, 23(1) (2009).
- [6] O. Kisi, H. Kerem Cigizoglu, Comparison of different ANN techniques in river flow prediction, *Civil Engineering and Environmental Systems*, 24(3) (2007) 211-231.
- [7] F. J. Chang, Y. C. Chen, A counterpropagation fuzzy-neural network modeling approach to real time streamflow prediction, *Journal of hydrology*, 245(1-4) (2001) 153-164.
- [8] P.C. Nayak, K. Sudheer, D. Rangan, K. Ramasastri, A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series, *Journal of Hydrology*, 291(1-2) (2004) 52-66.
- [9] H. Sanikhani, O. Kisi, River flow estimation and forecasting by using two different adaptive neuro-fuzzy approaches, *Water resources management*, 26(6) (2012) 1715-1729.
- [10] A. Lohani, R. Kumar, R. Singh, Hydrological time series modeling: A comparison between adaptive neuro-fuzzy, neural network and autoregressive techniques, *Journal of Hydrology*, 442 (2012) 23-35.
- [11] H. Emami, S. Emami, S. Heydari, Prediction Suspended Sediment Load of River Using Meta-heuristic Algorithms, *Iranian Journal of Irrigation & Drainage*, 13(5) (2019) 1426-1438.
- [12] S. Emami, J. Parsa, Comparising performance of meta-heuristic algorithms with the sediment rate curve (case study: Zarrineh Rood River), *Watershed Engineering and Management*, 13(1) (2021) 43-54. (in Persian)
- [13] A. Vafaeinejad, Z. Chatsimab, S. Bloori, F Mirdar Harijani, Optimization equation sediment rating curves in sediment discharge rate using particle swarm algorithm (PSO) and annealing (SA) (Case Study Bijar station), *Natural Ecosystems of Iran*, 8(3) (2017) 69-82.
- [14] H. Hakimi Khansar, A. Shabani chafjiri, Determining Effective Features for Estimating the Volume of Water Delivered to the Irrigation and Drainage Network using Artificial Intelligence Methods (Case study: Irrigation

- useful statistical tool to estimate effect sizes in the real world, *Jornal Brasileiro de Pneumologia*, 41 (2015) 565-566.
- [31] H. Hakimi Khansar, Simulation of behavior of the Kabudval Dam during construction with 3D numerical modeling, *Amirkabir Journal of Civil Engineering*, 53(9) (2021) 20-20.(in Persian)
- [32] J. Parsa, H. Hakimi Khansar, A. Hoseinzadeh dalir, J. Shiri, Simulation of soil stress in earth dams using artificial intelligence models and determination of effective features, *Amirkabir Journal of Civil Engineering*, (2021). (in Persian)
- [33] S. Maroufpoor, E. Maroufpoor, O. Bozorg-Haddad, J. Shiri, Z.M. Yaseen, Soil moisture simulation using hybrid artificial intelligent model: Hybridization of adaptive neuro fuzzy inference system with grey wolf optimizer algorithm, *Journal of Hydrology*, 575 (2019) 544-556.
- Relations, 7(2) (2005) 145-164.
- [26] O. Behar, A. Khellaf, K. Mohammedi, Comparison of solar radiation models and their validation under Algerian climate – The case of direct irradiance, *Energy Conversion and Management*, 98 (2015) 236-251.
- [27] R. Daneshfaraz, E. Aminvash, A. Ghaderi, J. Abraham, M. Bagherzadeh, SVM performance for predicting the effect of horizontal screen diameters on the hydraulic parameters of a vertical drop, *Applied sciences*, 11(9) (2021) 4238.
- [28] M. F. Li, X. P. Tang, W. Wu, H.B. Liu, General models for estimating daily global solar radiation for different solar radiation zones in mainland China, *Energy Conversion and Management*, 70 (2013) 139-148.
- [29] R. Stone, Improved statistical procedure for the evaluation of solar radiation estimation models, *Solar energy*, 51(4) (1993) 289-291.
- [30] C.M. Patino, J.C. Ferreira, Confidence intervals: a

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

H. Hakimi Khansar, J. Parsa, O. Momeni Keleshteri, N. Karami, M. Khoshdel Sangdeh, *Extended Estimation of daily inflow of Sefidroud dam using meta-heuristic algorithms combined with fuzzy neural inference system*, *Amirkabir J. Civil Eng.*, 56(1) (2024) 03-22.

DOI: 10.22060/ceej.2024.21634.7784



