

ارزیابی مدل‌های هیبریدی فرا ابتکاری در برآورد دبی سیلابی ناشی از بارش مؤثر (مطالعه موردی: رودخانه کاکارضا استان لرستان)

حمیدرضا علی بابا^{۱*}، ابراهیم نوحانی^۲، امین پورحقی^۳

۱- دانشیار، گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد خرم‌آباد، لرستان.

۲- استادیار گروه عمران، مرکز تحقیقات مواد و انرژی، واحد دزفول، خوزستان.

۳- کارشناسی ارشد زمین‌شناسی، دانشکده علوم پایه، دانشگاه لرستان.

چکیده

کشور ایران تقریباً هر ساله با خسارات جانی و مالی قابل توجهی از سیل روبرو می‌شود. بنابراین، هدف این مطالعه ارائه اطلاعات به موقع و بسیار دقیق پیش‌بینی سیل با استفاده از یک مدل ترکیبی توسعه یافته با ترکیب مدل بارش-رواناب و مدل مبتنی بر هوش مصنوعی است. در این پژوهش، بمنظور برآورد دبی سیلابی رودخانه کاکارضا واقع در استان لرستان از مدل هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان با الگوریتم‌های موجک، کرم شب‌تاب و خفاش در طی دوره زمانی ۱۴۰۲-۱۳۹۲ استفاده شد. پارامترهای بارش متناظر با هر دبی سیلابی در مقیاس زمانی روزانه بعنوان ورودی مدل بکار برده شد. به منظور ارزیابی عملکرد مدل‌ها از معیارهای ارزیابی ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین قدر مطلق خطا و ضریب نش ساتکلیف استفاده شد. همچنین جهت تحلیل نتایج مدل‌ها از نمودار سری زمانی، باکس پلات و تیلور استفاده شد. نتایج نشان داد سناریوهای ترکیبی در مدل‌های مورد بررسی باعث بهبود عملکرد مدل می‌شود. مقایسه نتایج نشان داد مدل رگرسیون بردار پشتیبان - کرم شب‌تاب عملکرد بهتری نسبت به مدل رگرسیون بردار پشتیبان-خفاش در مدل‌سازی دارد، بگونه‌ای که مدل رگرسیون بردار پشتیبان - موجک با ضریب همبستگی ۰/۹۸۰، کمترین ریشه میانگین مربعات (m^3/s) ۰/۱۶۸، کمترین میانگین قدر مطلق خطا (m^3/s) ۰/۰۸۸ و بیشترین ضریب نش ساتکلیف ۰/۹۸۵ در مرحله صحت سنجی در اولویت قرار گرفت. در مجموع نتایج نشان داد استفاده از مدل‌های هوشمند مبتنی بر رویکرد رگرسیون بردار پشتیبان می‌تواند رویکردی مؤثر در مدیریت سیلاب‌ها باشد.

کلید واژه‌ها: پیش‌بینی، دبی سیلابی، رگرسیون بردار پشتیبان، کاکارضا.

مقدمه

سیل یک پدیده طبیعی است که می‌تواند اثرات مخربی بر جوامع و اکوسیستم‌ها داشته باشد و آن را به نگرانی قابل توجهی برای آمادگی و مدیریت بلا یا تبدیل می‌کند (Jonkman, 2005). این پدیده می‌تواند آسیب قابل توجهی به محیط زیست و زندگی انسان وارد کند و در نتیجه به اموال و زیرساخت‌ها آسیب وارد نموده و نیز می‌تواند به تدریج یا ناگهانی رخ دهد و منجر به سیل ناگهانی شود (Bhusal et al., 2022). عوامل مختلفی مانند گرم شدن کره زمین، تغییر کاربری زمین و پوشش زمین و شهرنشینی می‌توانند تأثیر و فراوانی رویدادهای سیل را تشدید کنند (Jordan and Mitchell, 2015). یکی از جنبه‌های مهم درک و مدیریت سیل، گرفتن دینامیک رواناب است که یکی از عوامل اصلی رویدادهای سیل است. ارزیابی دقیق خطر سیل به تخمین دقیق اوج رواناب، که از طریق شبیه‌سازی بارش-رواناب تعیین می‌شود، متکی است (Asefa et al., 2006). پیش‌بینی دبی دقیق یک عامل حیاتی در کنترل سیل و کاهش آسیب به محیط‌زیست و زیرساخت‌ها است (Halwatura et al., 2013). باگذشت زمان، محققان روش‌های مختلفی را برای شبیه‌سازی رواناب در حوزه‌های آبخیز کشف کرده‌اند. در سالهای اخیر بدلیل ماهیت غیرخطی و پیچیده مسائل هیدرولوژیکی از مدل‌های مبتنی بر رویکرد هوش مصنوعی استفاده نمودند. این مدل‌ها از طبیعت موجودات زنده الهام گرفته و قادرند مسائل با پیچیدگی و گستردگی فراوان را حل نمایند. این مدل‌ها در زمینه پیش‌بینی دبی سیلابی زیرزمینی مورد توجه محققین قرار گرفته است که می‌توان به موارد زیر اشاره نمود.

Samantary et al (2023) در پژوهشی به ارزیابی عملکرد مدل‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM)، شبکه عصبی پس انتشار (BPNN) و ادغام SVM با مدل‌های بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO-SVM) جهت پیش‌بینی دبی سیلابی پرداختند در این پژوهش از آمار و اطلاعات تخلیه ماهانه جریان رودخانه باراک واقع در کشور هند برای یک دوره ۱۹۶۹ - ۲۰۱۸ بهره گرفتند نتایج نشان داد مدل هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان نسبت به سایر مدل‌های مورد بررسی و مدل منفرد خود از دقت بیشتری برخوردار است.

Rajab et al (2023) در پژوهشی جهت پیش‌بینی دبی سیلابی رودخانه کشور بنگلادش از مدل‌های رگرسیون

چندجمله‌ای، رگرسیون جنگل تصادفی، حافظه کوتاه‌مدت بلندمدت (LSTM) و رگرسیون بردار پشتیبان استفاده نمودند نتایج نشان داد مدل رگرسیون بردار پشتیبان عملکرد قابل قبولی در پیش‌بینی دبی سیلابی دارد.

Kim et al (2024) در پژوهشی جهت بررسی عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی هیبریدی مبتنی بر رگرسیون بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی از الگوریتم‌های ژنتیک، کرم شب تاب و جستجوی الگو جهت پیش‌بینی دبی سیلابی رودخانه هیمالچال واقع در ویتنام استفاده کردند نتایج نشان داد مدل رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب تاب نسبت به سایر مدل‌های مورد بررسی از عملکرد بهتری برخوردار است.

Asadollahi et al (2024) در پژوهشی به منظور پیش‌بینی دبی سیلابی رودخانه دوپیچ واقع در ایالات متحده از مدل‌های یادگیری ماشین (ML)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) استفاده کردند. در این پژوهش داده‌های تاریخی از سال ۲۰۰۶ تا ۲۰۲۱ برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد مدل رگرسیون بردار پشتیبان عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌های مورد بررسی در پیش‌بینی دبی سیلابی دارد. در مجموع با توجه به پژوهش‌های انجام شده، مدل هوش مصنوعی رگرسیون بردار پشتیبان بعنوان ابزاری کارآمد در برآورد دبی سیلابی می‌باشد.

امروزه بمنظور افزایش کارایی و بهبود عملکرد مدل رگرسیون بردار پشتیبان، از ترکیب این مدل با الگوریتم‌های فرا ابتکاری بعنوان یک راهکاری مناسب جهت پیش‌بینی دبی سیلابی استفاده می‌شود. در این پژوهش نیز از مدل‌های هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب تاب و رگرسیون بردار پشتیبان-گرگ خاکستری جهت تخمین دبی سیلابی رودخانه کاکارضا واقع در استان لرستان استفاده شد. این رودخانه از جمله مهم‌ترین رودخانه‌های استان لرستان به لحاظ گردشگری، تولید محصولات کشاورزی، محصولات آبی و شرب است که در سیلاب‌های سال‌های گذشته اثرات زیانبار اقتصادی ساکنین نواحی این رودخانه متحمل شده‌اند. بنابراین تحلیل و بررسی دبی سیلابی این رودخانه امری لازم و ضروری است. از طرف دیگر اگرچه استفاده از مدل رگرسیون بردار پشتیبان بطور گسترده برای پیش‌بینی دبی سیلابی این منطقه استفاده شده است. تاکنون پژوهشی در زمینه استفاده و مقایسه الگوریتم‌های فرا ابتکاری گرگ خاکستری و کرم شب تاب در این منطقه انجام نشده است. بنابراین در این

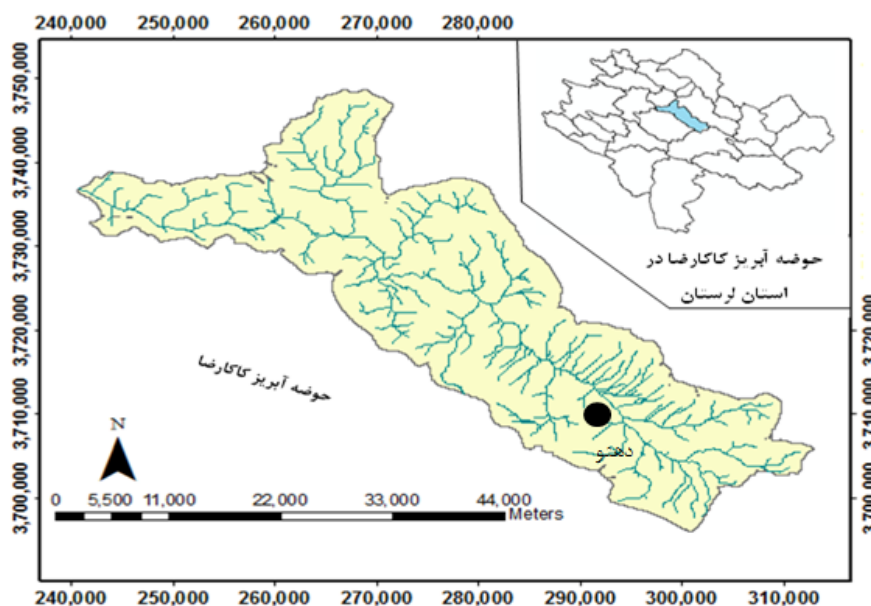
حوضه کاکارضا ۱۱۴۸ کیلومتر مربع و دارای رودخانه‌ای به طول ۸۵ کیلومتر می‌باشد. رودخانه کاکارضا پس از پیوستن به رودخانه‌های کشکان، سیمره و کرخه، در نهایت به خلیج فارس می‌ریزد. که در شکل (۱) موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه نشان داده شده است. در این پژوهش به منظور مدل‌سازی دبی سیلابی حوزه آبخیز کاکارضا واقع در استان لرستان آمار و اطلاعات روزانه شامل دبی و بارش ایستگاه هیدرومتری کاکارضا در طی دوره آماری ۱۴۰۲-۱۳۹۲ استفاده شد بدین منظور ۳۶۵۰ داده ایجاد شد و جهت شبیه‌سازی دبی سیلابی و برآورد آن سیلاب‌های این دوره زمانی ده‌ساله استخراج و بررسی گردید، بگونه‌ای که بارش متناظر با سیلاب نیز از آمار و اطلاعات استخراج و مجموعاً ۱۲۲ مقادیر سیلابی حاصل شد. لازم به ذکر است جهت مدل‌سازی ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد باقی‌مانده جهت آزمون، به‌صورت تصادفی، که گستره وسیعی از انواع داده‌ها را پوشش دهد، انتخاب شد.

پژوهش از الگوریتم‌های بهینه‌سازی باهدف ترکیب با مدل رگرسیون بردار پشتیبان برای برآورد دبی سیلابی استفاده شد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه و داده‌های مورد استفاده

منطقه مورد مطالعه ایستگاه کاکارضا واقع در استان لرستان می‌باشد. این ایستگاه در رودخانه‌ای بنام کاکارضا در استان لرستان که از رودخانه‌های دائمی استان لرستان بوده و از کوه‌های جنوب شرقی شهرستان الشتر و بخش چغلونندی (هرود) سرچشمه گرفته و در محدوده شهرستان الشتر بنام کاکارضا معروف است، قرار گرفته است. این رودخانه بین ۱۵° ۴۸' تا ۴۹° ۲۲' طول شرقی و ۳۲° ۵۲' الی ۳۳° ۵۲' درجه عرض شمالی و در استان لرستان و شرق شهرستان خرم‌آباد واقع شده است و قسمتی از سرشاخه‌های رودخانه کرخه را در زاگرس تشکیل می‌دهد. رودخانه کاکارضا در ارتفاع ۱۵۵۰ متری از سطح آب‌های آزاد قرار دارد. مساحت



شکل ۱- منطقه مورد مطالعه

که این متغیر وابسته از چند متغیر مستقل X و مقداری خطا تشکیل شده است. همانطور که در مسائل رگرسیون مشاهده می‌شود میان متغیر وابسته و مستقل رابطه جبری مانند زیر وجود دارد که در ساختار مدل رگرسیون بردار پشتیبان به صورت زیر می‌باشد (Vapnik, 1998).

$$f(x) = W^T \cdot \phi(x) + b \quad (1)$$

$$y = f(x) + \text{noise} \quad (2)$$

رگرسیون بردار پشتیبان

رگرسیون بردار پشتیبان یکی از روش‌های هوش مصنوعی می‌باشد که بر مبنای تئوری بهینه‌سازی و از قانون کمینه‌سازی خطا پیروی می‌نماید که این امر سبب می‌گردد به یک جواب بهینه کلی منجر شود (vapnik, 1995). در مدل رگرسیون SVR که شامل تابعی است با متغیرهای وابسته Y می‌باشد

سناریو خفاش مبتنی بر ویژگی پژوهشی ریز خفاش‌ها است. در حالت کلی دو نوع خفاش وجود دارد که نوع اول بزرگ - خفاش‌ها هستند و نوع دوم ریز خفاش‌ها نام دارند. ریز خفاش‌ها از این ویژگی برای پرواز در شب و شکار استفاده می‌کنند. پژوهشی ریز خفاش‌ها در عمل یک سامانه ادراکی است که در آن موج‌های فراصوتی برای بدست آوردن پژواک، تولید می‌شوند. مغز و دستگاه عصبی خفاش با مقایسه‌ی موج‌های فرستاده‌شده و موج‌های بازتاب شده می‌تواند تصویری از فضای پیرامون و جزئیاتش را برای خود بسازد. این توانایی به ریز خفاش‌ها اجازه می‌دهد تا در تاریکی مطلق شکارشان را شناسایی کنند (Amuda, 2013).

قوانین سناریو خفاش این قوانین می‌تواند به زبان ساده به صورت زیر بیان شود:

تمامی خفاش‌ها با بکارگیری پژوهشی می‌توانند مسافت را تخمین بزنند و تفاوت بین طعمه و موانع ثابت را تشخیص دهند.

خفاش‌ها به صورت تصادفی با سرعت V_i در موقعیت X_i با فرکانس ثابت f_{min} با طول موج متغیر λ و بلندی صدای A_0 در جست‌وجوی شکار هستند. آن‌ها می‌توانند به‌طور اتوماتیک طول موج پالس‌های منتشرشده از خود را تنظیم کرده و نرخ انتشار پالس خود یعنی $\tau \in (1, 0)$ را طبق نزدیکی طعمه خود مطابقت دهند.

اگرچه بلندی صدا می‌تواند به طرق مختلف تغییر کند، اما فرض می‌شود که بلندی از یک مقدار بزرگ (مثبت A_0) تا یک مقدار مینیمم ثابت یعنی A_{min} تغییر کند.

رگرسیون بردار پشتیبان همانند مدل‌های هوش مصنوعی دارای توابع محرکی بوده که کرنل نام دارند این کرنل‌ها شامل کرنل چندجمله‌ای و کرنل توابع پایه شعاعی (RBF) و کرنل خطی می‌باشند و مطابق روابط زیر برآورد می‌شوند (Vapnik and Chervonenkis, 1991; Basak et al., 2007). در این پژوهش نیز از این سه تابع کرنل استفاده شد. همچنین مدل رگرسیون بردار پشتیبان در نرم‌افزار متلب کد نویسی شد.

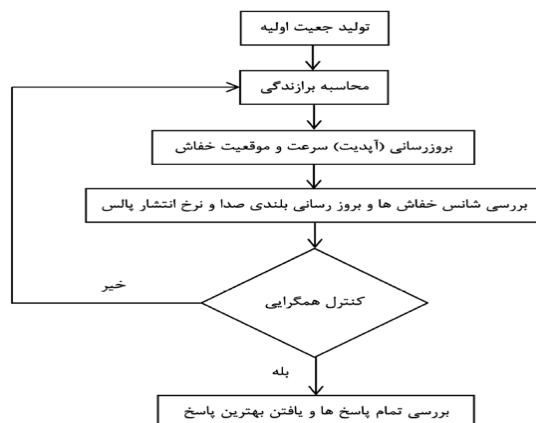
$$k(x, x_j) = (t + x_i \cdot x_j)^d \quad (3)$$

$$K(x, x_i) = \exp\left[-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right] \quad (4)$$

$$k(x, x_j) = x_i \cdot x_j \quad (5)$$

سناریو خفاش

هوش جمعی یکی از قوی‌ترین تکنیک‌های بهینه‌سازی می‌باشد که بر مبنای رفتارهای گروهی است (Amuda, 2013). سناریو خفاش از دسته سناریوهای فراشناختی است که الهام گرفته از رفتار جمعی خفاش‌ها در محیط طبیعی است که در سال ۲۰۱۰ توسط یانگ ارائه شد. این سناریو بر مبنای استفاده از خاصیت انعکاس صدا توسط خفاش‌ها است. خفاش‌ها مسیر و محل دقیق طعمه خود را بوسیله فرستادن امواج صوتی و دریافت بازتاب آن، پیدا می‌کنند. زمانی که امواج صوتی به سمت فرستنده امواج (خفاش) بازمی‌گردد، این پرنده می‌تواند یک تصویر صوتی از موانع روبروی محیط اطراف خود رسم کند و محیط اطراف را حتی در تاریکی مطلق به‌خوبی ببیند. با استفاده از این سیستم، خفاش‌ها می‌توانند اجسام متحرک مثل حشرات و اجسام بی‌حرکت مثل درختان را تشخیص دهند (Amuda, 2013).



شکل ۲- فلوچارت سناریو بهینه‌سازی خفاش

الگوریتم کرم شب‌تاب

الگوریتم کرم شب‌تاب از جمله الگوریتم‌های بهینه‌سازی می‌باشد که از رفتار موجودات زنده الهام گرفته شده است. این الگوریتم از جمله الگوریتم‌های فرا ابتکاری بوده که در حل مسائل پیچیده بسیار کارایی دارد. این الگوریتم از رویکرد گروهی الهام گرفته بصورتی که از حالت نور افشانی کرم‌های شب‌تاب جهت حل مسائل استفاده می‌شود (Yang, 2008). در الگوریتم کرم شب‌تاب هر راه‌حل مسئله به صورت یک کرم شب‌تاب در نظر گرفته می‌شود و کرم‌های شب‌تاب برحسب شایستگی می‌توانند از خود نور تولید و سایر کرم‌های شب‌تاب را به سمت خود جذب نمایند. این الگوریتم، یک الگوریتم بهینه‌سازی جمعیت محور و تصادفی می‌باشد که اولین بار توسط یانگ به جامعه علمی معرفی شد (Yan et al., 2012). این الگوریتم بر مبنای رفتار کرم‌های شب‌تاب در جذب جفت عمل می‌کند. سه فرضیه اساسی این الگوریتم بصورت زیر است.

الف) برای کرم‌های شب‌تاب جنسیت خاصی در نظر گرفته نمی‌شود.

ب) هر کرم شب‌تاب به کرم‌های شب‌تاب دیگر با توجه به شدت نور آن‌ها جذب می‌شود.

ج) در مسائل ماکزیمم سازی میزان شدت نور با تابع هدف رابطه مستقیم دارد و در مسائل مینیمم سازی شدت نور با تابع هدف رابطه عکس دارد.

میزان جذابیت کرم‌های شب‌تاب نسبی بوده و به فاصله بین دو کرم شب‌تاب و ضریب جذب نور بستگی دارد که از رابطه زیر قابل محاسبه است.

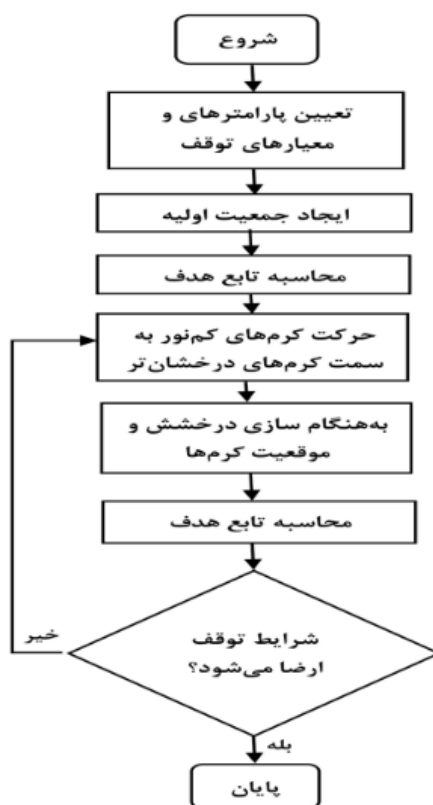
$$\beta(r) = \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} \quad (6)$$

در ای رابطه β ، میزان جذابیت کرم درخشان تر در $r=0$ است r فاصله کرم شب‌تاب کم‌نور نسبت به کرم شب‌تاب پر نورتر است). موقعیت کرم i ام پس از حرکت به سمت کرم j ام که درخشان‌تر است از رابطه زیر محاسبه می‌گردد

$$X_{id}(t+1) = X_{id}(t) + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (X_{jd}(t) - X_{id}(t)) + \alpha \left(rand - \frac{1}{2} \right) \quad (7)$$

$$r_{ij} = \|X_i - X_j\| \quad (8)$$

Rand عدد تصادفی بین ۰ و ۱ است و α بین ۰ و ۱ است و پارامتر تصادفی سازی نامیده می‌شود. در شکل زیر فلوچارت این الگوریتم نشان داده شده است.



شکل ۳- فلوچارت الگوریتم کرم شب‌تاب

تبدیل موجک

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{y})^2} \infty \leq NS \leq 1 \quad (12)$$

در روابط بالا، R ضریب همبستگی، RMSE ریشه میانگین مربعات خطا برحسب mm، NS معیار نش ساتکلیف، x_i و y_i به ترتیب مقادیر مشاهداتی و محاسباتی در گام زمانی i ام، N تعداد گام‌های زمانی، \bar{x} و \bar{y} نیز به ترتیب میانگین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی می‌باشد. علاوه بر معیارهای فوق از نمودارهای پراکنش و سری زمانی مقادیر مشاهداتی - محاسباتی نسبت به زمان نیز جهت مقایسه و تحلیل بیشتر استفاده می‌گردد.

نتایج و بحث

در این پژوهش به منظور مدل‌سازی دبی سیلابی رودخانه کاکارضا واقع در استان لرستان از مدل رگرسیون بردار پشتیبان با الگوریتم‌های موجک، خفاش و کرم شب‌تاب استفاده شد. پارامتر بارش متناظر با دبی سیلابی بعنوان ورودی مدل و پارامتر دبی سیلابی بعنوان خروجی مدل در دوره زمانی روزانه، سال ۱۴۰۲-۱۳۹۲ بکار برده شد. هدف کلی از مدل‌های هوشمند بیان ارتباط بین متغیرهایی است که یافتن پیچیدگی آن‌ها در طبیعت کاری دشوار با عدم قطعیت بالا است. دبی سیلابی از پارامترهای مهم هیدرولوژیکی است که تخمین آن در گام‌های زمانی آینده از اهمیت بالایی برخوردار است. به این منظور در جهت کاهش خطا و همچنین برآورد پارامتر دبی سیلابی با دقت بالا با استفاده از کمترین پارامترهای ورودی روش ذکر شده مورد استفاده قرار گرفت که در مقایسه با روش‌های تقریبی به مراتب عملکرد بهتری را ارائه می‌نماید. هدف از این پژوهش دریافت این پیچیدگی طبیعی بین پارامترهای هیدرولوژیکی و ارائه مدل جهت پیش‌بینی در آینده است و از آنجایی که دبی سیلابی از اهمیت بالاتری نسبت به دیگر پارامترها برخوردار می‌باشد بنابراین این پارامتر به عنوان متغیر هدف انتخاب شد. جهت مدل‌سازی ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد باقی‌مانده جهت تست، بصورت تصادفی، که گستره وسیعی از انواع داده‌ها را پوشش دهد، انتخاب شد (Nagy et al., 2006; Kisi et al., 2002).

به منظور مدل‌سازی دبی سیلابی رودخانه کاکارضا واقع در استان لرستان از مدل رگرسیون بردار پشتیبان با الگوریتم‌های

تبدیل موجک به عنوان روشی جایگزین برای تبدیل فوریه‌ی زمان کوتاه ارائه شده است و هدف از ارائه‌ی آن، غلبه بر مشکلات مربوط به قدرت تفکیک‌پذیری فرکانس در تبدیل فوریه زمان کوتاه است. در تبدیل موجک همانند تبدیل فوریه زمان کوتاه، سیگنال موردنظر به پنجره‌هایی تقسیم شده و تبدیل موجک بر روی هرکدام از این پنجره‌ها به صورت جداگانه انجام می‌گیرد (Wang et al., 2000). اما مهم‌ترین تفاوت آن‌ها در این است که در تبدیل موجک علاوه بر اینکه قدرت تفکیک فرکانس‌های یک سیگنال یا طول پنجره، متناسب با نوع فرکانس تغییر می‌کند، هم‌زمان عرض پنجره یا مقیاس فرکانس نیز متناسب با نوع فرکانس تغییر می‌کند. به عبارت دیگر، در تبدیل موجک به جای فرکانس، مقیاس وجود دارد. یعنی تبدیل موجک، نوعی تبدیل زمان - مقیاس است. بر همین اساس با استفاده از تبدیل موجک، در مقیاس‌های بالا سیگنال منبسط‌شده و جزئیات سیگنال قابل تجزیه و تحلیل است و در مقیاس‌های پایین سیگنال منقبض‌شده و کلیات سیگنال قابل بررسی می‌باشد. یک موجک به معنای موج کوچک، بخشی یا پنجره‌ای از سیگنال اصلی است که انرژی آن در زمان متمرکز شده است. با استفاده از تبدیل یا آنالیز موجک می‌توان یک سیگنال یا سری زمانی مادر را به موجک‌هایی با سطح تفکیک و مقیاس‌های مختلف تجزیه کرد. بنابراین موجک‌ها نمونه‌های انتقال یافته و مقیاس شده سیگنال مادر هستند که نوساناتی در یک طول متناهی داشته و شدیداً میرا هستند (Nourani et al., 2018). بر اساس این ویژگی مهم تبدیل موجک، می‌توان سری‌های زمانی نا مانا و گذرا را به صورت موضعی مورد تجزیه و تحلیل قرارداد (shin et al., 2005).

معیار ارزیابی

در این پژوهش جهت ارزیابی مدل‌های موردبررسی بمنظور پیش‌بینی دبی سیلابی از شاخص‌های ارزیابی زیر استفاده شد.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad 1 \leq R \leq 1 \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2} \quad (10)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|}{n} \quad (11)$$

رگرسیون بردار پشتیبان- خفاش در تخمین مقادیر میانی عملکرد نسبتاً مطلوبی داشته است و در تخمین مقادیر مینیمم و ماکزیمم ضعیف عمل نموده است.

همانطور که در شکل ۴ قابل مشاهده است مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک نسبت به خط نیمساز ($Y=X$) کلیه مقادیر را نزدیک به مقدار واقعیشان تخمین زده است. این مدل نسبت به سایر مدل‌های موردبررسی عملکرد بهتری داشته زیرا تبدیل موجک WT با جدا نمودن سیگنال به فرکانس‌های بالا و پائین ویژگی‌های چند مقیاسی سیگنال را در اختیار داشته و دقت مدل را تا حد قابل توجهی بالا می‌برد. سیگنال‌های بالا گذر و پایین گذر حاصل از تجزیه موجک، برآزش بسیار خوبی با معادلات مجموع سینوسی دارند که هر چه تعداد مراتب این معادلات بیشتر می‌شود، دقت کار افزایش می‌یابد، بسامدهای مراحل پایین‌تر تجزیه، نویز بیشتری دارند، ولی با افزایش سطح تجزیه از میزان نویز کاسته شده و سیگنال نرمتر می‌شود (Wang et al, 2000)، بر همین اساس مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک نسبت به سایر مدل‌ها ارجح‌تر است.

نمودار جعبه‌ای دبی سیلابی در شکل ۵ نشان می‌دهد که مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک مطابقت مناسبی با دبی سیلابی مشاهداتی دارد. همچنین رگرسیون بردار پشتیبان-خفاش و رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب‌تاب کمترین تطابق و همخوانی را دارا می‌باشند. همین نتیجه برای پیش‌بینی حداقل دبی سیلابی مشاهداتی مشاهده گردید.

همچنین طبق شکل ۵ مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک در برآورد کلیه مقادیر (مینیمم، ماکزیمم، میانه، چارک اول و سوم) نسبت به سایر مدل‌ها از عملکرد بهتری برخوردار بود زیرا این مقادیر را نزدیک به مقادیر محاسباتی برآورد نموده است. همانطور که در این شکل مشهود است مدل رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب‌تاب در تخمین مقادیر چارک سوم عملکرد مطلوبی داشته است اما مدل رگرسیون بردار پشتیبان-خفاش ضعیف عمل کرده است و مدل‌های موردبررسی در تخمین نقاط میانه عملکرد مطلوبی نداشته‌اند.

نمودار عملکرد مدل تیلور مدل‌های موردبررسی در شکل ۶ نشان می‌دهد که مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک دارای بالاترین کارایی و عملکرد بوده است، زیرا انحراف معیار

موجک، خفاش و کرم شب‌تاب استفاده شد. همچنین در مدل رگرسیون بردار پشتیبان از توابع محرکی که کرنل نام دارند، استفاده شد این توابع شامل توابع پایه شعاعی، پلیگونی و خطی می‌باشد که در این پژوهش موردبررسی قرار گرفت. بدین منظور مقادیر پارامتر بارش ایستگاه هیدرومتری کاکارضا نرمال‌سازی شده سپس وارد مدل رگرسیون بردار پشتیبان می‌شود. در سالهای اخیر به دلیل آنکه در مدل رگرسیون بردار پشتیبان مقادیر پارامترهای تنظیم توابع کرنل بصورت تصادفی انتخاب می‌گردند از الگوریتم‌های بهینه‌سازی جهت افزایش دقت و کاهش خطای مدل استفاده شده است (Dehghani and Torabi, 2021). در این پژوهش نیز جهت افزایش عملکرد مدل از الگوریتم‌های موجک، خفاش و کرم شب‌تاب جهت بهینه نمودن مقادیر پارامترهای تنظیم استفاده شد. بنابراین در این پژوهش بعد از ورود اطلاعات پارامترهای ورودی به مدل و بهینه نمودن پارامترهای تنظیم ساختار مدل هیبریدی شکل گرفته و منجر به پاسخ محاسباتی مدل می‌گردد از آنجاییکه معیار توقف در آموزش مدل‌های هوش مصنوعی میزان خطا می‌باشد بنابراین مدل در کمترین میزان خطا متوقف و خروجی حاصل می‌گردد.

همان‌طور که در جدول ۱ مشخص است کلیه مدل‌ها در تابع کرنل پایه شعاعی از دقت بهتری برخوردار هستند. نتایج مدل‌های مورد بررسی در جدول ۱ نشان داده شده است همان‌طور که در جدول مشخص است مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک با بیشترین ضریب همبستگی 0.980 ، کمترین ریشه میانگین مربعات (m^3/s) 0.168 ، کمترین میانگین قدر مطلق خطا (m^3/s) 0.088 و بیشترین ضریب نش سانتکلیف 0.985 در مرحله صحت سنجی عملکرد بهتری از خود نشان داده است.

در شکل ۴ نمودار سری زمانی مقادیر مشاهداتی و محاسباتی نشان داده شده است همان‌طور که مشاهده می‌گردد مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک نسبت به مدل‌های هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان-خفاش و رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب‌تاب در تخمین اکثر نقاط از جمله مینیمم، ماکزیمم و میانی دقت قابل قبولی از خود نشان داده است همچنین مدل رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب‌تاب نیز از عملکرد مناسبی در تخمین اکثر نقاط برخوردار است اما مدل

قدرت تفکیک افزایش یافته که سبب می‌گردد مقادیر بیشینه سیگنال با دقت مطلوبی تجزیه و تحلیل گردد.

مدل رگرسیون بردار پشتیبان-الگوریتم کرم شب‌تاب ترکیبی از بهینه‌سازی پیوسته و گسسته است که زمان رسیدن به یک راه‌حل بهینه را در یک منطقه جستجوی وسیع کاهش می‌دهد زیرا از راه‌حل‌های بهینه محلی اجتناب می‌کند. این امر باعث می‌شود که الگوریتم برای حل مسائل غیرخطی با ابعاد بزرگ با سرعت مناسب در همگرایی به سمت یک جواب بهینه قابل قبول باشد. که این امر سبب گردیده این مدل از دقت بالایی نسبت به سایر مدل‌ها برخوردار باشد.

به‌طور کلی پیشنهاد می‌شود از مدل هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان-موجک و کرم شب‌تاب به‌عنوان مدلی با خطای ناچیز برای حل مسائل غیرخطی با ابعاد بزرگ با سرعت مناسب در همگرایی به سمت یک جواب بهینه استفاده شود. همچنین می‌توان به‌عنوان راهکاری نوین در پیش‌بینی دبی سیلابی منظور اتخاذ تصمیمات مدیریتی مناسب برای بهبود مدیریت سیلاب دانست.

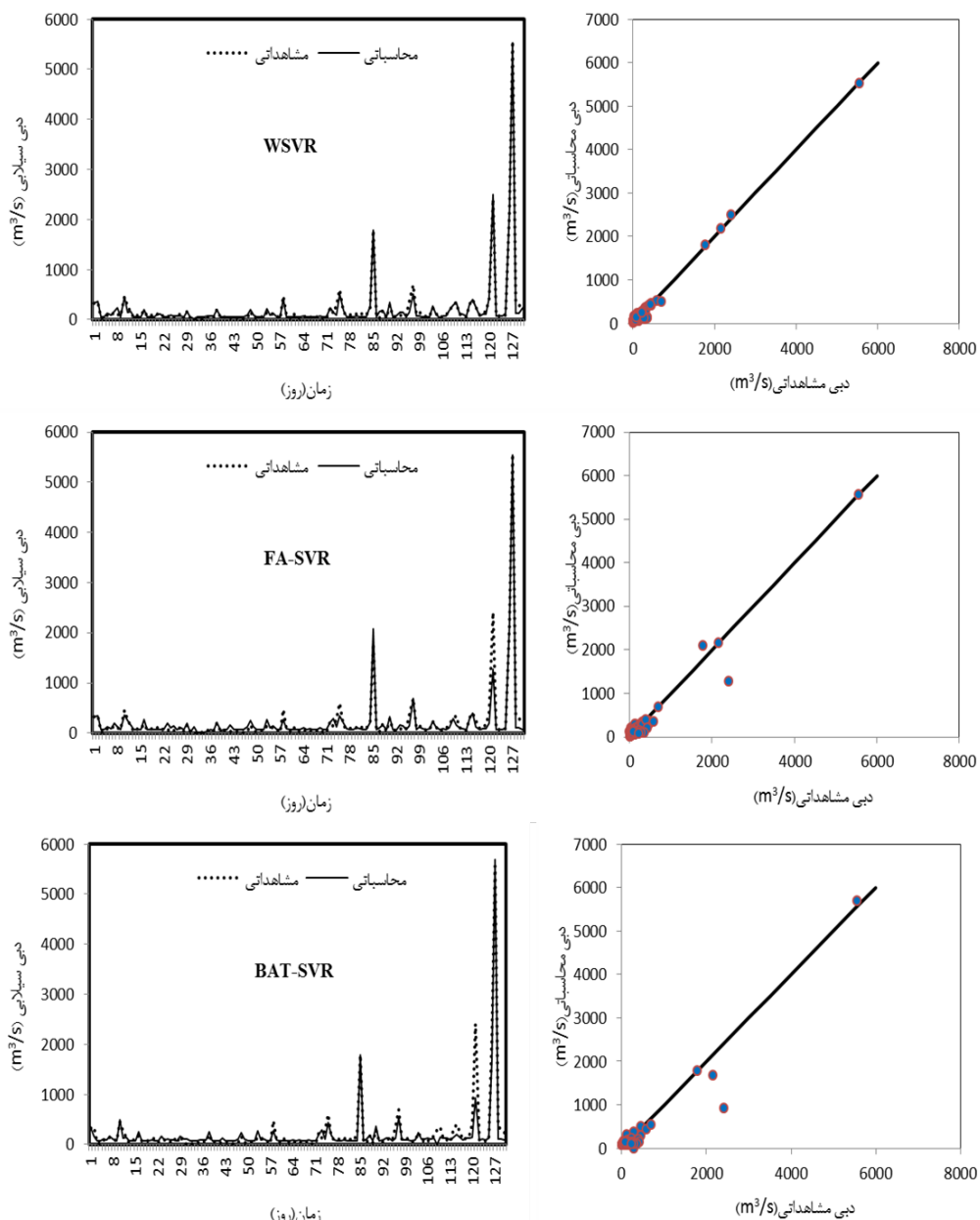
پیش‌بینی‌شده دبی سیلابی نزدیک‌ترین فاصله به انحراف استاندارد داده‌های مشاهداتی را دارد و ضریب همبستگی نیز بالاترین میزان را نشان می‌دهد. با توجه به تمام معیارهای ارزیابی در کنار هم، مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک بالاترین قدرت پیش‌بینی و مدل رگرسیون بردار پشتیبان-خفاش و رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب‌تاب قابلیت پیش‌بینی کمتری دارد. همانطور که در شکل ۶ مشاهده می‌گردد مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک بیشترین ضریب همبستگی را داشته و مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان-کرم شب‌تاب و رگرسیون بردار پشتیبان-خفاش عملکرد مطلوبی نداشته و به ترتیب در رتبه دوم و سوم قرار می‌گیرند.

بنابراین مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک نسبت به سایر مدل‌های موردبررسی از عملکرد بهتری برخوردار است که این نتایج با پژوهش‌های فوق مطابقت دارد (Zeidlinejad and Dehghani.2023; Babaali and Dehghani.2023).

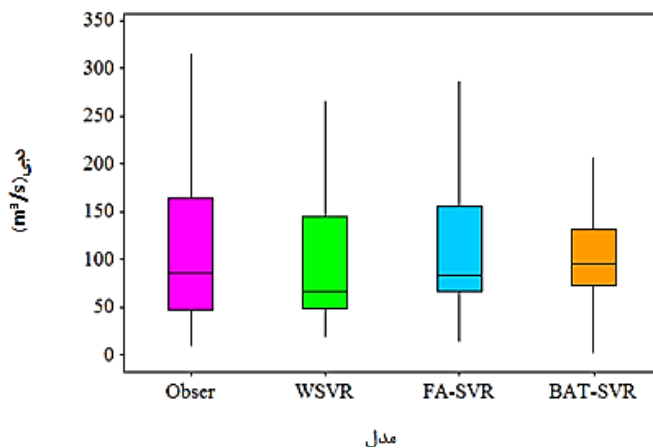
در تحلیل این نتایج می‌توان بیان داشت برتری این مدل ناشی از تبدیل موجک می‌باشد که سیگنال‌های دریافتی را به دودسته بالا گذر و پایین گذر تقسیم نموده و در دسته بالاگیر

جدول ۱- نتایج مدل‌های موردبررسی

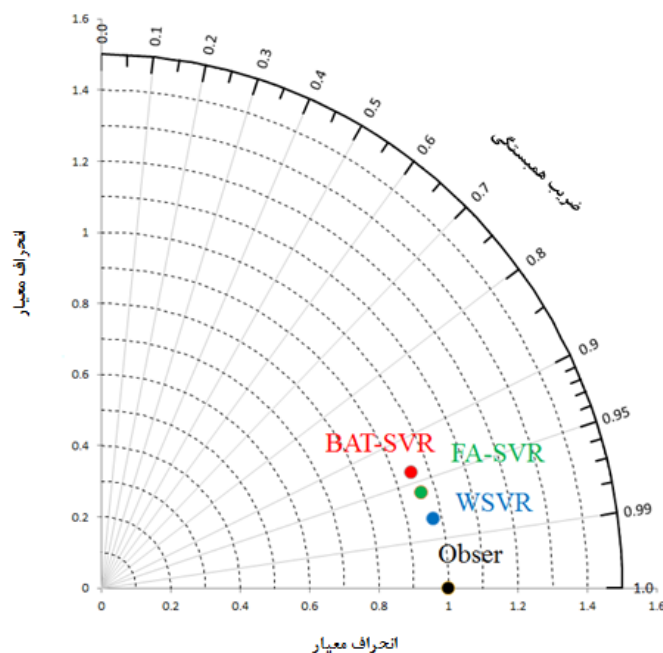
صحت سنجی				آموزش				کرنل	مدل
NS	MAE (m ³ /s)	RMSE (m ³ /s)	R	NS	MAE (m ³ /s)	RMSE (m ³ /s)	R		
۰/۹۸۵	۰/۰۸۸	۰/۱۶۸	۰/۹۸۰	۰/۹۷۰	۰/۱۷۱	۰/۳۴۴	۰/۹۵۱	RBF	WSVR
۰/۹۷۰	۰/۰۹۵	۰/۱۷۳	۰/۹۶۶	۰/۹۶۰	۰/۱۷۸	۰/۳۵۲	۰/۹۴۲	Poly	
۰/۹۶۰	۰/۱۰۲	۰/۱۸۲	۰/۹۵۲	۰/۹۴۰	۰/۱۸۴	۰/۳۶۱	۰/۹۳۵	Line	
۰/۹۶۵	۰/۰۹۴	۰/۱۷۴	۰/۹۶۰	۰/۹۵۵	۰/۱۷۵	۰/۳۴۸	۰/۹۴۴	RBF	FA-SVR
۰/۹۵۵	۰/۱۰۱	۰/۱۸۵	۰/۹۴۰	۰/۹۳۷	۰/۱۸۸	۰/۳۵۵	۰/۹۲۷	Poly	
۰/۹۴۰	۰/۱۱۲	۰/۱۹۱	۰/۹۳۳	۰/۹۲۵	۰/۱۹۳	۰/۳۶۷	۰/۹۱۵	Line	
۰/۹۴۵	۰/۱۰۰	۰/۱۸۰	۰/۹۴۰	۰/۹۴۸	۰/۱۸۲	۰/۳۵۶	۰/۹۳۶	RBF	BAT-SVR
۰/۹۳۰	۰/۱۰۸	۰/۱۹۲	۰/۹۳۲	۰/۹۲۵	۰/۱۹۰	۰/۳۶۸	۰/۹۲۰	Poly	
۰/۹۲۵	۰/۱۲۰	۰/۲۰۲	۰/۹۲۲	۰/۹۲۰	۰/۱۹۸	۰/۳۷۲	۰/۹۱۰	Line	



شکل ۴- نمودار سری زمانی مدل‌های مورد بررسی



شکل ۵- نمودار باکس پلات مدل‌های مورد بررسی



شکل ۶- نمودار تیلور مدل‌های مورد بررسی

نمودارهای مورد بررسی مدل رگرسیون بردار پشتیبان- موجک مقادیر دبی سیلابی را نزدیک به مقدار واقعیشان برآورد نموده است. در مجموع، نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی مبتنی بر رویکرد مدل رگرسیون بردار پشتیبان می‌تواند در زمینه تخمین دبی سیلابی برای سایر مناطق کشور و گامی در جهت اتخاذ تصمیمات مدیریتی مناسب مورد استفاده قرار گیرد.

منابع

- 1- Amuda, A., Brest, J., Mezura-Montes, E. (2013). Structured Population Size Reduction Differential Evolution with Multiple Mutation Strategies on CEC 2013 real parameter optimization. In Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, Cancun, Mexico, 1925-1931
- 2- Asadollahi, A., Ale Magar, B., Poudel, B., Sohrabifar, A., Kalra, A. 2024. Application of Machine Learning Models for Improving Discharge Prediction in Ungauged Watershed: A Case Study in East DuPage, Illinois. Geographies 2024, 4(2), 363-377
- 3- Asefa, T.; Kemblowski, M.; McKee, M.; Khalil, A. Multi-Time Scale Stream Flow Predictions: The Support Vector Machines Approach. Hydrology 2006, 318, 7-16.
- 4- Dehghani, R., Babaali, H. (2023). Evaluation of Statistical Models and Modern Hybrid Artificial Intelligence in Simulation of Runoff

نتیجه‌گیری

تخمین دبی سیلابی توسط مدل‌های ترکیبی مبتنی بر رگرسیون بردار پشتیبان بعنوان ابزاری کارآمد در طراحی سیستم‌های هیدرولوژیکی می‌باشد. در پژوهش حاضر مطالعه موردی جهت ارزیابی عملکرد مدل فرا ابتکاری هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان بمنظور برآورد دبی سیلابی حوزه آبخیز کاکارضا واقع در استان لرستان صورت گرفت. بدین منظور از الگوریتم‌های الهام گرفته از طبیعت شامل موجک، کرم شب‌تاب و خفاش که با مدل رگرسیون بردار پشتیبان ترکیب شده، استفاده گردید. همچنین جهت مدل‌سازی از پارامتر بارش متناظر با دبی سیلابی به‌عنوان ورودی و دبی سیلابی بعنوان خروجی مدل استفاده شد. بمنظور ساخت مدل هیبریدی بهینه رگرسیون بردار پشتیبان ۸۰ درصد داده‌ها جهت آموزش و ۲۰ درصد باقی‌مانده جهت آزمون بررسی و انتخاب شدند. جهت ارزیابی مدل‌های مورد بررسی از شاخص‌های آماری ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین قدر مطلق خطا و ضریب نش ساتکلیف استفاده شد همچنین جهت تحلیل نتایج از نمودارهای سری زمانی، باکس پلات و تیلور استفاده گردید. نتایج حاصل از معیارهای ارزیابی نشان داد مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک از دقت بالا و خطای ناچیزی برخوردار است. همچنین مطابق

- Historic Climatic Records of Bangladesh. *Water* 2023, 15(22), 3970;
- 16- Samantaray, S., Sahoo, A., Agnihotri, A. (2023). Prediction of Flood Discharge Using Hybrid PSO-SVM Algorithm in Barak River Basin. *MethodsX*, 10(4), 223-245.
- 17- Shin, S., Kyung, D., Lee, S., Taik & Kim, J., and Hyun, J. (2005). An application of support vector machines in bankruptcy prediction model. *Expert Systems with Applications*, 28(4), 127-135.
- 18- Vapnik, V., Chervonenkis, A. (1991). The necessary and sufficient conditions for consistency in the empirical risk minimization method. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 1(3), 283-305.
- 19- Vapnik, V.N. (1995). *The nature of statistical learning theory*. Springer, New York, 3(1), 250-320.
- 20- Vapnik, V. N. (1998). *Statistical learning theory*. Wiley, New York, 4(1), 250-320.
- 21- Wang, D., Safavi, A.A., and Romagnoli, J.A. (2000). Wavelet-based adaptive robust M-estimator for non-linear system identification. *AIChE Journal*, 46(4), 1607-1615.
- 22- Yan, X., Zhu, Y., Wu, J., Chen, H. (2012). An improved firefly algorithm with adaptive strategies. *Adv Sci Lett*, 16(1), 249-254.
- 23- Yang, X. S. (2008). Firefly algorithm, nature-inspired meta-heuristic algorithms. *Wiley Online Libr*, 20, 79-90
- 24- Zeidlinejad, N., Dehghani, R. (2023). Use of meta-heuristic approach in the estimation of aquifer's response to climate change under shared socioeconomic pathways. *Groundwater for Sustainable Development*, 20(4), 112-132.
- Precipitation Process. *Sustain. Water Resour. Manag.*, 8, 154-172. <https://doi.org/10.1007/s40899-022-00743-9>.
- 5- Dehghani, R., Torabi Poudeh, H., Younesi, H., Shahinejad, B. (2020). Daily Streamflow Prediction Using Support Vector Machine-Artificial Flora (SVM-AF) Hybrid Model. *Acta Geophysica*, 68(6), 51-66. <https://doi.org/10.1007/s11600-020-00472-7>
- 6- Dehghani, R., Torabi, H. (2021). Dissolved oxygen concentration predictions for running waters with using hybrid machine learning techniques. *Modeling Earth Systems and Environment*, 6(2), 64-78. <https://doi.org/10.1007/s40808-021-01253-x>.
- 7- Halwatura, D.; Najim, M.M.M. Application of the HEC-HMS model for runoff simulation in a tropical catchment. *Environ. Model. Softw.* 2013, 46, 155-162.
- 8- Jonkman, S. Global Perspectives on Loss of Human Life Caused by Floods. *Nat. Hazards* 2005, 34, 151-175 Bhusal, A.; Parajuli, U.; Regmi, S.; Kalra, A. Application of Machine Learning and Process-Based Models for Rainfall-Runoff Simulation in DuPage River Basin, Illinois. *Hydrology* 2022, 9, 117.
- 9- Jordan, M.I.; Mitchell, T.M. Machine learning: Trends, perspectives, and prospects. *Science* 2015, 349, 255-260.
- 10- Kim, D., Han, H., Lee, H., Kang, Y., Wang, W., Kim, H. 2024. Predicting Flood Water Level Using Combined Hybrid Model of Rainfall-Runoff and AI-Based Models. *KSCE J Civ Eng* 28, 1580-1593 (2024). <https://doi.org/10.1007/s12205-023-1147-0>
- 11- Kisi, O., Karahan, M., Sen, Z. (2006). River suspended sediment modeling using fuzzy logic approach. *Hydrol Process*, 20(2), 4351-4362.
- 12- Nagy, H., Watanabe, K., Hirano, M. (2002). Prediction of sediment load concentration in rivers using artificial neural network model. *Journal of Hydraulics Engineering*, 128, 558-559.
- 13- Nourani, V., Tajbakhsh, A.D., Molajou, A. (2018). Data mining based on wavelet and decision tree for rainfall-runoff simulation. *Hydrol. Res*, 50, 75-84. <https://doi.org/10.2166/nh.2018.049>.
- 14- Ostu, N. A. (1979). Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms [J]. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, 9 (1), 62-66.
- 15- Rajab, A., Farman, H., Islam, N., Syed, D., Elmagzoub, M.A., Shaikh, A., Akram, M., Alrizq, M. 2023. Flood Forecasting by Using Machine Learning: A Study Leveraging