

تحلیل بارش سواحل دریای خزر با استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری

حمیدرضا باباعلی^{۱*}، ابراهیم نوحانی^۲، رضا دهقانی^۳

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

۲- دکترای تخصصی، استادیار گروه عمران، مرکز تحقیقات مواد و انرژی، دانشگاه آزاد اسلامی، دزفول.

۳- دکترای علوم و مهندسی آب، بخش تحقیقات حفاظت خاک و آبخیزداری، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان لرستان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، خرم‌آباد.

چکیده

بارش مهمترین عامل چرخه آب و عامل ضروری مدیریت منابع آب است. پیش‌بینی بارش نقش مهمی در مدیریت و تخصیص آب، نیاز آبی محصولات، گردشگری و آمایش سرزمین دارد. در این تحقیق بمنظور تخمین میزان بارش نواحی ساحلی دریای خزر از مدل هوش مصنوعی ترکیبی مبتنی بر رویکرد رگرسیون بردار پشتیبان استفاده شد. بدین منظور از الگوریتم‌های بهینه‌سازی مویک، ازدحام ذرات و نهنگ برای مدل‌سازی میزان بارش بهره گرفته شد. جهت مدل‌سازی از آمار و اطلاعات ایستگاه سینوپتیک شهرستان بابلسر واقع در استان مازندران بعنوان مطالعه موردی طی ۵ سناریو ترکیبی از پارامترهای ورودی در سالهای ۱۳۹۲ تا ۱۴۰۲ استفاده 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 و باکس پلات و تیلور استفاده شد. نتایج نشان داد سناریوهای ترکیبی در مدل‌های موردبررسی باعث بهبود عملکرد مدل می‌شود. همچنین نتایج حاصل از معیار ارزیابی نشان داد مدل رگرسیون بردار پشتیبان- مویک دارای ضریب همبستگی ۰/۹۹۰، ریشه میانگین مربعات خطا (mm) ۰/۱۳۳، میانگین قدر مطلق خطا (mm) ۰/۰۶۶ و ضریب نش ساتکلیف ۰/۹۹۵ در مرحله صحت سنجی برخوردار است. در مجموع نتایج نشان داد استفاده از مدل‌های هوشمند مبتنی بر رویکرد رگرسیون بردار پشتیبان می‌تواند رویکردی مؤثر در پیش‌بینی پارامترهای اقلیمی و جلوگیری از پیامدهای خشکسالی باشد.

کلید واژه‌ها: بابلسر، بارش، رگرسیون بردار پشتیبان، مدل‌سازی.

مقدمه

بارش، به‌عنوان یک فرآیند مهم در چرخه هیدرولوژیکی است که نقش حیاتی در حفظ تعادل بین منابع آب شیرین و شور در جهان ایفا می‌کند. بارش یکی از مهم‌ترین اجزا در علوم هیدرولوژی و اقلیم‌شناسی بوده که به‌طور مستقیم بر چرخه هیدرولوژی تأثیر می‌گذارد (Duong et al. 2018). پیش‌بینی دقیق بارش برای برآورد صحیح قیمت آب، برنامه‌ریزی، مدیریت، نگهداری و ذخیره‌سازی آب در شرایط آب‌وهوایی نامناسب و خشکسالی و طراحی سیستم‌های هشدار سیل ضروری است (Hammad et al. 2021). پیش‌بینی بارش به دلیل رفتار آب‌وهوا چالش‌برانگیز است و توسط بسیاری از محققان در سراسر جهان مورد مطالعه قرار گرفته است (Mehri et al. 2019). پژوهشگران در سال‌های اخیر به دلیل ماهیت غیر خطی 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 بارش مورد توجه محققین قرار گرفته است که می‌توان به موارد زیر اشاره نمود.

Rezaei Aderyani et al (2022) در پژوهشی جهت تجزیه و تحلیل بارش کوتاه‌مدت ایستگاه نیاوران واقع در کشور ایران از مدل‌های رگرسیون بردار پشتیبان ترکیبی بهینه‌سازی شده با الگوریتم ازدحام ذرات، حافظه بلندمدت و شبکه عصبی کانولوشن استفاده کردند در این پژوهش از داده‌های بارش ۵ و ۱۵ دقیقه‌ای استفاده شد نتایج نشان داد مدل رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام ذرات دقت بیشتر و خطای کمتری نسبت به سایر مدل‌های مورد بررسی دارد

Parviz et al (2023) در پژوهشی بمنظور پیش‌بینی بارش در ایستگاه هواشناسی تبریز و رشت از مدل‌های برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)، رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) و روش گروهی مدیریت داده (GMDH) استفاده کردند در این پژوهش از گام‌های زمانی سالانه و ماهانه استفاده کردند نتایج نشان داد مدل رگرسیون بردار پشتیبان عملکرد مناسبی در تخمین میزان بارش در دو مقیاس زمانی مورد بررسی دارد.

Li et al (2024) در پژوهشی به ارزیابی عملکرد مدل هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان با تبدیل موجک جهت پیش‌بینی بارش پرداختند در این پژوهش از آمار و اطلاعات پنج ایستگاه هواشناسی با آب‌وهوای مختلف در کشور چین

طی سال‌های ۲۰۱۴ تا ۲۰۱۶ استفاده کردند نتایج نشان داد مدل ترکیبی رگرسیون بردار پشتیبان-موجک توانایی بالایی نسبت به مدل منفرد رگرسیون بردار پشتیبان دارد.

El Hafyani et al (2024) در پژوهشی بمنظور پیش‌بینی بارش ماهانه ایستگاه رباط واقع در کشور مراکش از مدل‌های درخت تصمیم، جنگل تصادفی، نزدیک‌ترین همسایه‌ها، تقویت سازگار یادگیری ماشین، رگرسیون بردار پشتیبان و حافظه بلندمدت کوتاه‌مدت استفاده کردند در این پژوهش از داده‌های ماهانه طی سالهای ۱۹۹۳ تا ۲۰۱۸ بهره گرفتند و مدل‌ها بر اساس معیارهای ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین خطای مطلق و ضریب تعیین ارزیابی شدند نتایج نشان داد مدل رگرسیون بردار پشتیبان از ضریب همبستگی بیشتر و خطای کمتری نسبت به سایر مدل‌های مورد بررسی برخوردار است.

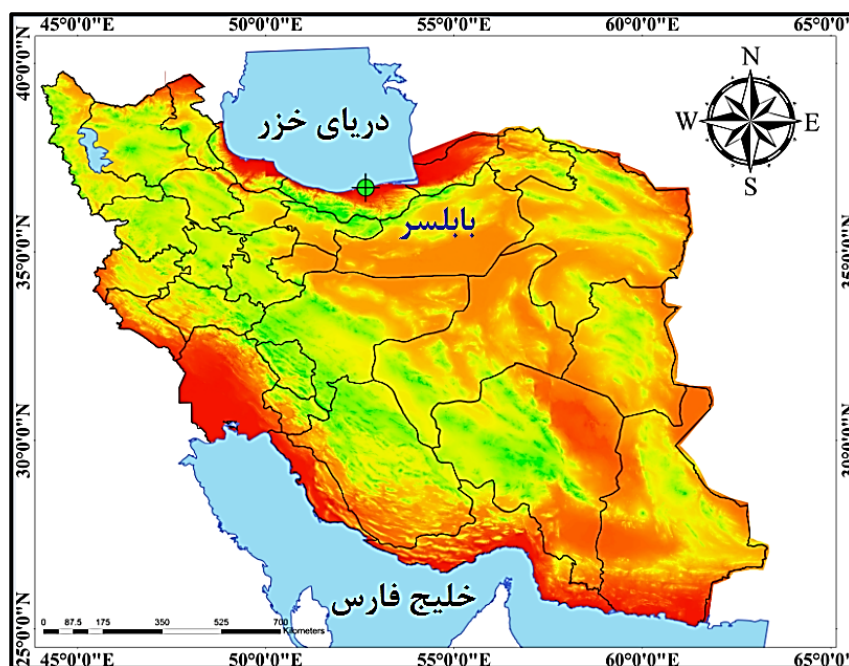
در مجموع با توجه به پژوهش‌های انجام‌شده، مدل هوش مصنوعی رگرسیون بردار پشتیبان بعنوان ابزاری کارآمد در برآورد بارش و مسائل هیدرولوژیکی می‌باشد. امروزه بمنظور افزایش کارایی و بهبود عملکرد مدل رگرسیون بردار پشتیبان، از ترکیب این مدل با الگوریتم‌های فراابتکاری بعنوان یک راهکاری مناسب جهت پیش‌بینی بارش استفاده می‌شود. در این پژوهش نیز از مدل‌های هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان-بهینه‌سازی ذرات و رگرسیون بردار پشتیبان-نهنگ جهت تخمین میزان بارش نواحی ساحلی دریای خزر استفاده شد. ایستگاه سینوپتیک بابلر واقع در سواحل دریای خزر یکی از مهم‌ترین ایستگاه‌های هواشناسی در شمال کشور است. این منطقه به‌عنوان یک منطقه ویژه ساحلی، سرمایه‌گذاری اقتصادی، تولید محصولات آبی، اسکله‌های مهم تجاری، کشتیرانی، صیادی و موقعیت ویژه جغرافیایی، گردشگری، برنامه‌ریزی آمایش استان و حتی کشور را تحت تأثیر قرار می‌دهد. بنابراین تحلیل و بررسی میزان بارش روزانه امری لازم و ضروری است. از طرف دیگر اگرچه استفاده از مدل رگرسیون بردار پشتیبان بطور گسترده برای تخمین میزان بارش استفاده شده است. تاکنون پژوهشی در زمینه استفاده و مقایسه الگوریتم‌های فراابتکاری بهینه‌سازی ذرات و نهنگ در این منطقه ساحلی انجام نشده است. بنابراین در این پژوهش از الگوریتم‌های بهینه‌سازی باهدف ترکیب با مدل رگرسیون بردار پشتیبان برای برآورد بارش نواحی ساحلی دریای خزر استفاده شد.

داده‌ها و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

اقلیم معتدل و مرطوب در سواحل جنوبی دریای خزر که به صورت نواری بین رشته‌کوه‌های البرز و دریای خزر محصور شده از جلگه‌های پستی تشکیل شده است به طور کلی این منطقه کم وسعت ترین منطقه اقلیمی ایران است و از دو ناحیه جلگه‌ای و کوهستانی تشکیل شده است. دریای مازندران بین طول‌های ۳۸ درجه و ۴۶ دقیقه غربی و ۳۴ درجه ۵۴ درجه شرقی و عرض ۳۴ درجه و ۳۶ دقیقه جنوبی و ۳۳ درجه و ۴۷ دقیقه شمالی و در شمال ایران واقع است و از نظر رژیم آب‌شناسی به بخش‌های شمالی، میانی و جنوبی تقسیم می‌شود مساحت کل دریای خزر جنوبی ۱۴۸۶۴۰ کیلومتر مربع که ۴۰ درصد از مساحت کل دریا به خود اختصاص داده است. بیشترین عمق از سطح دریای آزاد ۱۰۲۵ متر و عمق متوسط آن ۳۴۵ متر می‌باشد. عمیق‌ترین نقطه آن در نزدیکی سواحل ایران قرار دارد و برجستگی کف دریا بخش مرکزی را از

جنوبی جدا می‌کند که در خارج از آب‌های ایران واقع است. آب‌وهوای این منطقه در تابستان‌ها معتدل و نمناک و در زمستان‌ها نسبتاً سرد و خشک است. بادهایی که از نواحی غربی می‌وزد باعث برودت و سردی هوا گشته و گاهی موجب ریزش برف می‌گردد. میانگین بارش سالانه برابر با ۷۸۹ میلی‌متر است. توزیع مکانی آن از غرب به شرق با کاهش همراه است در حالی که توزیع زمانی آن وضعیتی کمابیش منظم دارد که حداکثر بارندگی در پائیز و حداقل آن در بهار اتفاق می‌افتد. در شکل ۱ موقعیت جغرافیایی دریای خزر که اطلاعات آن‌ها برای انجام این پژوهش مورد استفاده واقع شده است، قابل مشاهده است. بدین منظور جهت مدل‌سازی از پارامترهای رطوبت نسبی (RH)، دمای بیشینه (T.max)، دمای کمینه (T.min)، سرعت باد (WV) و ساعات آفتابی (SSH) به عنوان ورودی و تبخیر (ET) به عنوان پارامتر خروجی مدل در دوره زمانی روزانه، سال ۱۳۹۲-۱۴۰۲ برای ایستگاه هواشناسی بابلسر بکار برده شد.



شکل ۱- موقعیت محدوده مطالعاتی

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

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 بصورت زیر می‌باشد (Vapnik, 1998).

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

معرفی شد. این پژوهشگران ابتدا به بررسی هوش محاسباتی بر اساس روابط اجتماعی پرداختند سپس این مطالعات را بر روی گروه‌هایی از حیوانات و انسان‌ها انجام دادند و در نهایت این الگوریتم از ماهیت رفتار پرندگان و ماهی‌های الهام گرفت. این الگوریتم از رفتار دسته‌جمعی گروهی از پرندگان یا ماهی‌ها الهام می‌گیرد. این الگوریتم نیز همانند سایر الگوریتم‌های بهینه‌ساز، گروهی از پرندگان و ماهی‌ها مناسب‌ترین مسیر جهت رسیدن به لانه و غذا بدون ممانعت در حرکت ذرات دیگر می‌یابند. مراحل این الگوریتم در این پژوهش بگونه ای است که ابتدا جمعیت اولیه تولید شده و بردارهای سرعت ذره در ابتدا صفر و بردار مکان بصورت تصادفی انتخاب می‌شود. در مرحله بعد ارزیابی ارزش ذره صورت گرفته و سپس بهترین موقعیت فردی و سرعت ذره بروز می‌شود (Shrivatava et al., 2015). فلوچارت این الگوریتم در شکل زیر قابل مشاهده است.

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

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.

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

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

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

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات یک الگوریتم فراابتکاری است که اولین بار توسط Kenndy and Eberhart (۱۹۹۵)



شکل ۲- فلوچارت الگوریتم ازدحام ذرات

الگوریتم نهنگ

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X} - \vec{X}(t)| \quad (۶)$$

$$\vec{X}(+1) = \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (۷)$$

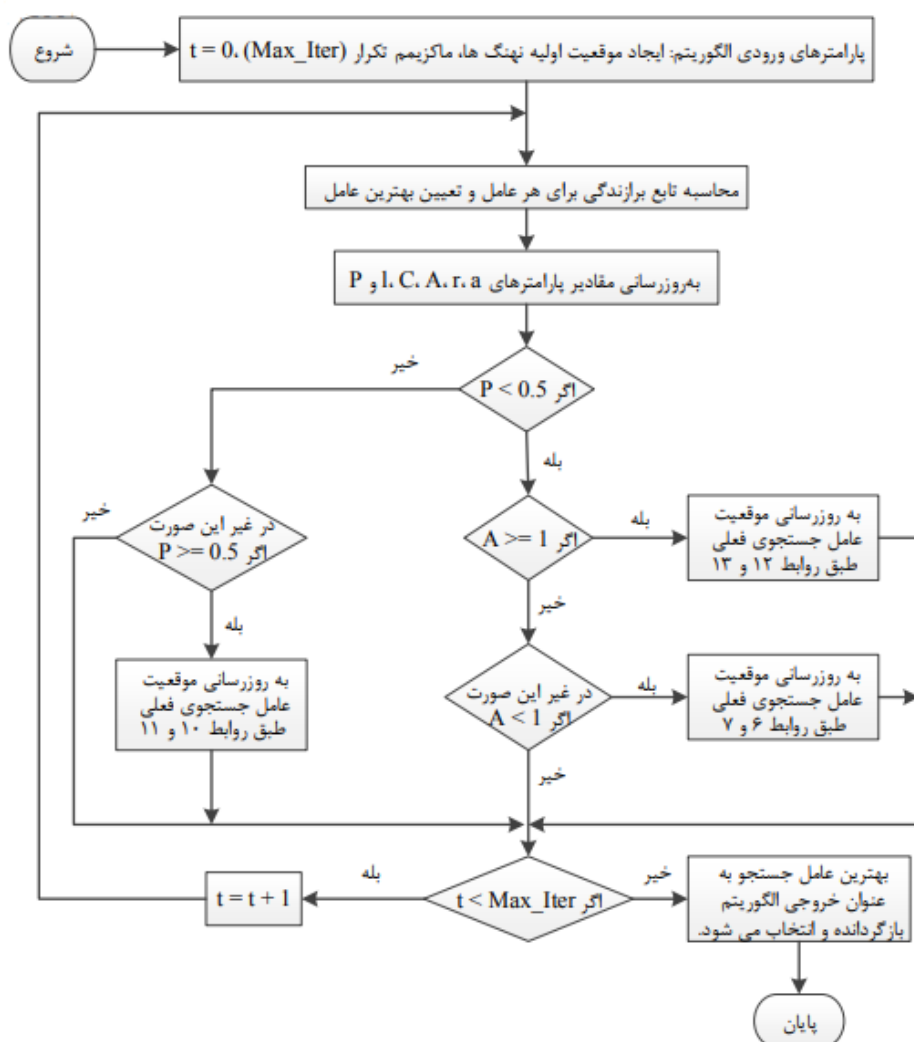
که در آن A و C بردارهای ضرایب، X^* بردار مکان بهترین راهحل بدست آمده در حال حاضر و X بردار مکان است. بردارهای C و A بصورت زیر محاسبه می‌شوند.

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a} \quad (۸)$$

$$\vec{C} = 2\vec{r} \quad (۹)$$

در فرمول بالا بازه a از مقدار بین صفر تا ۲ بصورت خطی در هر تکرار کاهش می‌یابد و r نیز یک بردار تصادفی در بازه صفر تا یک است. فلوچارت این الگوریتم در شکل زیر نشان داده شده است.

الگوریتم بهینه‌سازی نهنگ ازجمله الگوریتم‌های فراابتکاری بوده که از طبیعت و رفتار موجودات زنده الهام گرفته و در زمینه‌های مختلف مورداستفاده قرار می‌گیرد و اولین بار توسط میر جلیلی و همکاران معرفی شده است (Mirjalili and Lewis, 2016). این الگوریتم از رفتار نهنگ هنگام شکار نشأت گرفته شده است. به گونه ای که نهنگ محل شکار را شناسایی و آنرا محاصره می‌کند. در این الگوریتم فرض بر این است مناسب‌ترین راهحل شکار هدف است. در این الگوریتم پس از آنکه بهترین هدف شکار را جستجو نمود عوامل دیگر جستجو سعی بر آن دارند تا مکان خود را نسبت به بهترین شکار به‌روزرسانی کنند (Reddy and Saha, 2022). رفتار این الگوریتم مطابق روابط زیر است.



شکل ۳- فلوچارت الگوریتم نهنگ

تبدیل موجک

تبدیل موجک از تبدیل فوریه زمان کوتاه نشات گرفته است. هدف از تبدیل موجک افزایش قدرت تفکیک پذیری در تبدیل فوریه زمان کوتاه است. در تبدیل موجک مانند سری فوریه زمان کوتاه سیگنال یا سری زمانی به سلول‌هایی تقسیم می‌شود و فرآیند موجک بر روی هر سلول صورت می‌پذیرد (Wang et al., 2000). مهم‌ترین تفاوت تبدیل موجک و سری فوریه زمان کوتاه در این است که قدرت تفکیک پذیری متناسب با طول سلول و هم‌زمان عرض سلول با مقیاس فرکانس تغییر می‌یابد به عبارت دیگر، در تبدیل موجک به جای فرکانس، مقیاس وجود دارد. یعنی تبدیل موجک، نوعی تبدیل زمان-مقیاس است. بر همین اساس در تبدیل موجک، در مقیاس‌های بالا سیگنال منبسط شده و جزئیات سیگنال قابل تجزیه و تحلیل است و در مقیاس‌های پایین سیگنال منقبض شده 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 (shin et al., 2005).

معیار ارزیابی

در این پژوهش جهت ارزیابی مدل‌های مورد بررسی بمنظور تخمین بارش نواحی ساحلی دریای خزر از شاخص‌های ارزیابی زیر استفاده شد.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad 1 \leq R \leq 1 \quad (10)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2} \quad (11)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|}{n} \quad (12)$$

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{y})^2} \quad 0 \leq NS \leq 1 \quad (13)$$

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 میزان بارش روزانه نواحی ساحلی دریای خزر از مدل رگرسیون بردار پشتیبان با الگوریتم‌های موجک، ازدحام ذرات و نهنگ استفاده شد. پارامتر رطوبت نسبی (RH)، دمای بیشینه (T.max)، دمای کمینه (T.min)، سرعت باد (WV) و ساعات آفتابی (SSH) به عنوان ورودی و میزان بارش (P) به عنوان پارامتر خروجی مدل در دوره زمانی روزانه، سال ۱۴۰۲-۱۳۹۲ برای ایستگاه سینوپتیک بابلسر 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. بارش از پارامترهای مهم هواشناسی از جمله است که تخمین آن در گام‌های زمانی آینده از اهمیت بالایی برخوردار است. به این منظور در جهت کاهش خطا و همچنین برآورد میزان بارش 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 هواشناسی و ارائه مدل جهت پیش‌بینی در آینده است و از آنجایی که میزان بارش از اهمیت بالاتری نسبت به دیگر پارامترها برخوردار می‌باشد بنابراین این پارامتر به عنوان متغیر هدف انتخاب شد. در جدول ۱ ویژگی‌های آماری پارامتر استفاده شده، ارائه شده است. لازم به ذکر است جهت مدل‌سازی ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد باقی‌مانده جهت آزمون، بصورت تصادفی، که گستره وسیعی از انواع داده‌ها را پوشش دهد، انتخاب شد (Nagy et al., 2002; Kisi and Karhan, 2006). یکی از مهم‌ترین مراحل در مدل‌سازی، انتخاب ترکیب مناسبی از متغیرهای ورودی است. در مدل‌های هوشمند انتخاب ورودی‌های اولیه مناسب و تأثیرگذار در پدیده به منظور آموزش ماهیت سازوکار حاکم بر پدیده باعث بهبود عملکرد خواهد شد بنابراین در سناریوسازی میزان بارش نیز سعی گردید تا مؤثرترین داده‌های مشاهداتی به عنوان داده‌های آموزشی

انتخاب شود (Dehghani et al., 2020). بدین منظور ترکیب‌های مختلفی از پارامتر ورودی به منظور دستیابی به مدل بهینه جهت تخمین میزان بارش استفاده شد که در جدول ۲ آمده است.

به منظور مدل‌سازی میزان بارش نواحی ساحلی دریای خزر از مدل رگرسیون بردار پشتیبان با الگوریتم‌های موجک، ازدحام ذرات و نهنگ استفاده شد. همچنین در مدل رگرسیون بردار پشتیبان از توابع شامل پایه شعاعی، چندضلعی و خطی می‌باشد که در این پژوهش مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور مقادیر پارامترهای هواشناسی ایستگاه سینوپتیک بابلسر 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، ازدحام ذرات و نهنگ جهت بهینه نمودن مقادیر پارامترهای تنظیم استفاده شده. 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 ۳ مشخص است مدل‌های هیبریدی در سناریو شماره ۵ که شامل کلیه پارامترهای ورودی به مدل می‌باشد از خطای کمتری نسبت به سایر سناریوها برخوردار است بنابراین افزایش تعداد پارامترهای مؤثر در مدل‌های هیبریدی مبتنی بر رگرسیون بردار پشتیبان منجر به افزایش عملکرد مدل می‌شود. همچنین کلیه مدل‌ها در تابع کرنل پایه شعاعی از دقت بهتری برخوردار هستند. نتایج مدل‌های مورد بررسی در سناریو شماره ۵ در جدول ۳ نشان داده شده است همان‌طور که در جدول مشخص است مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک با بیشترین ضریب همبستگی ۰/۹۹۰، کمترین ریشه میانگین مربعات (mm) ۰/۱۳۳، کمترین

میانگین قدر مطلق خطا (mm) ۰/۰۶۶ و بیشترین ضریب نش ساتکلیف ۰/۹۹۵ 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-ازدحام ذرات و رگرسیون بردار پشتیبان-نهنگ در تخمین اکثر نقاط از جمله مینیمم، ماکزیمم و میانی دقت قابل قبولی از خود نشان داده است همچنین مدل رگرسیون بردار پشتیبان-نهنگ نیز از عملکرد مناسبی در تخمین اکثر نقاط برخوردار است اما مدل رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام ذرات در تخمین مقادیر میانی عملکرد نسبتاً مطلوبی داشته است و در تخمین مقادیر مینیمم و ماکزیمم ضعیف عمل نموده است.

در شکل ۵ نمودار تیلور مدل‌های مورد بررسی قابل مشاهده است مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک از عملکرد بهتری برخوردار است زیرا انحراف معیار پیش‌بینی شده میزان بارش نزدیک‌ترین فاصله به انحراف استاندارد داده‌های مشاهداتی را دارد و ضریب همبستگی نیز بالاترین میزان را نشان می‌دهد. همچنین مدل رگرسیون بردار پشتیبان-نهنگ نیز از عملکرد مطلوبی نسبت به مدل رگرسیون بردار پشتیبان - ازدحام ذرات برخوردار است.

بنابراین مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک نسبت به سایر مدل‌های مورد بررسی از عملکرد بهتری برخوردار است که این نتایج با پژوهش‌های Zeidalinejad و Dehghani (۲۰۲۳) و Dehghani و Babaali (۲۰۲۳) مطابقت دارد 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 قدرت تفکیک افزایش یافته که سبب می‌گردد مقادیر بیشینه سیگنال با دقت مطلوبی تجزیه و تحلیل گردد.

مدل رگرسیون بردار پشتیبان-الگوریتم نهنگ از بهینه‌سازی 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.

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.

به‌طورکلی پیشنهاد می‌شود از مدل هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان-موجک و نهنگ 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 بعنوان راهکاری نوین در پیش‌بینی میزان بارش به‌منظور اتخاذ تصمیمات مدیریتی مناسب برای بهبود منابع آبی، آماده‌سازی زمین و سرمایه‌گذاری اقتصادی، گردشگری دانست.

جدول ۱- محدوده پارامتر مورد استفاده جهت آموزش و صحت سنجی داده‌ها

پارامتر مدل		آموزش			صحت سنجی		
		کمینه	میانگین	بیشینه	کمینه	میانگین	بیشینه
پارامتر ورودی	RH(%)	۲۵/۳۳۳	۷۶/۱۷۸	۱۰۰	۲۷/۶۶۶	۷۵/۹۲۱	۱۰۰
	T.max($^{\circ}$ C)	-۵	۲۱/۲۷۶	۴۰	۱	۲۴/۳۵۱	۳۸
	T.min($^{\circ}$ C)	-۱۷	۱۰/۴۷۳	۲۸	-۱۵	۷/۷۴۷	۱۷
	WV(km/h)	۰/۴۰۰	۲/۷۸۰	۷/۶۰۰	۰/۵۰۰	۲/۸۴۲	۵/۸۰۰
	SSH(hr)	۰	۵/۷۲۰	۱۴	۰	۳/۲۳۰	۱۲/۲۰۰
پارامتر خروجی	P(mm)	۰	۳/۵۳	۲۸۶	۰	۳/۷۱	۱۰۴/۵

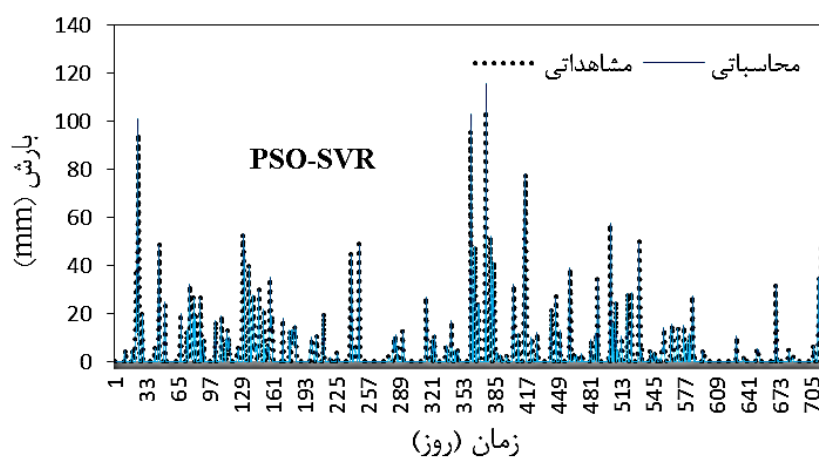
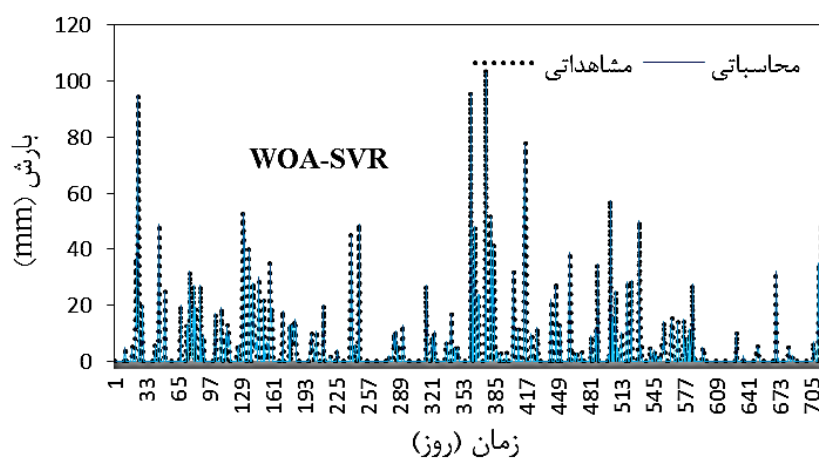
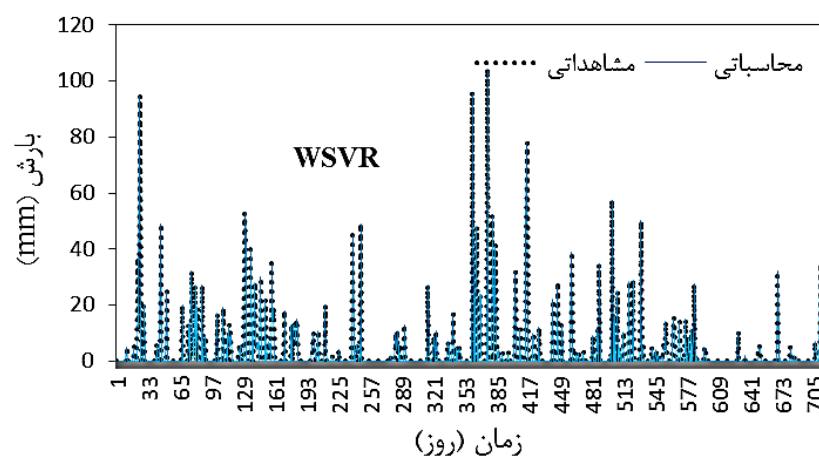
جدول ۲- ترکیب‌های منتخب پارامتر ورودی مدل‌های هیبریدی مورد بررسی

شماره	ساختار ورودی	خروجی
۱	RH(t)	P(t)
۲	RH(t), T _{min} (t)	P(t)
۳	RH(t), T _{min} (t), T _{max} (t)	P(t)
۴	RH(t), T _{min} (t), T _{max} (t), WV(t)	P(t)
۵	RH(t), T _{min} (t), T _{max} (t), WV(t), SSH(t)	P(t)

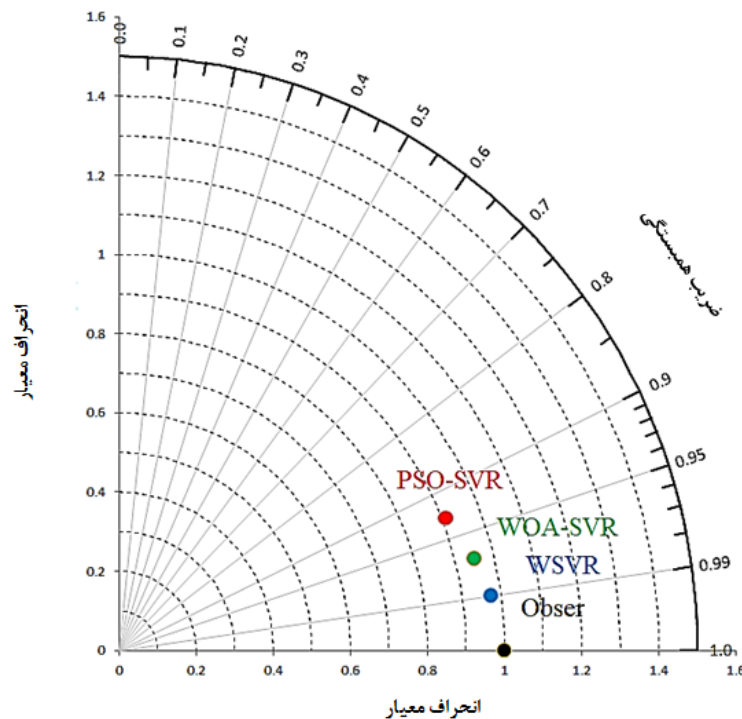
جدول ۳- عملکرد مدل‌های مورد بررسی در برآورد میزان بارش روزانه

رگرسیون بردار پشتیبان-موجک								
شماره	کرنل	آموزش			صحت سنجی			NS
		MAE (mm)	RMSE (mm)	R	MAE (mm)	RMSE (mm)	R	
۱	توابع پایه شعاعی	۰/۹۷۰	۰/۲۱۲	۰/۱۰۸	۰/۹۷۵	۰/۹۹۰	۰/۱۳۳	۰/۹۹۵
۲	چندجمله‌ای	۰/۹۵۰	۰/۲۳۱	۰/۱۱۷	۰/۹۶۰	۰/۹۷۰	۰/۱۵۱	۰/۹۸۰
۳	خطی	۰/۹۴۰	۰/۳۴۵	۰/۱۵۲	۰/۹۴۵	۰/۹۶۰	۰/۱۷۶	۰/۹۷۰
رگرسیون بردار پشتیبان-نهنگ								
شماره	کرنل	آموزش			صحت سنجی			NS
		MAE (mm)	RMSE (mm)	R	MAE (mm)	RMSE (mm)	R	
۱	توابع پایه شعاعی	۰/۹۶۰	۰/۲۳۵	۰/۱۱۷	۰/۹۶۵	۰/۹۷۰	۰/۱۴۷	۰/۹۸۰
۲	چندجمله‌ای	۰/۹۴۰	۰/۲۴۷	۰/۱۲۴	۰/۹۴۵	۰/۹۵۰	۰/۱۶۶	۰/۹۶۰
۳	خطی	۰/۹۳۰	۰/۲۶۱	۰/۱۳۴	۰/۹۳۵	۰/۹۴۰	۰/۱۸۲	۰/۹۵۰

رگرسیون بردار پشتیبان-ازدحام ذرات								
شماره	کرنل	آموزش			صحت سنجی			NS
		MAE (mm)	RMSE (mm)	R	MAE (mm)	RMSE (mm)	R	
۱	توابع پایه شعاعی	۰/۹۲۰	۰/۲۵۱	۰/۱۲۶	۰/۹۲۵	۰/۱۶۱	۰/۹۳۰	۰/۹۴۰
۲	چندجمله‌ای	۰/۹۰۰	۰/۲۶۶	۰/۱۳۷	۰/۹۱۵	۰/۱۷۹	۰/۹۲۱	۰/۹۲۵
۳	خطی	۰/۸۹۰	۰/۳۴۴	۰/۲۵۲	۰/۸۹۵	۰/۲۵۵	۰/۹۰۰	۰/۹۱۰



شکل ۴- نمودار سری زمانی مدل‌های مورد بررسی بخش صحت سنجی



شکل ۵- نمودار تیلور مدل‌های مورد بررسی بخش صحت سنجی

نتیجه‌گیری

زمانی و تیلور استفاده گردید. نتایج تحقیق طبق ارزیابی سناریوهایی متشکل از پارامترهای ورودی نشان داد که در کلیه مدل‌های مورد بررسی افزایش تعداد پارامترهای مؤثر در مدل‌های مختلف مدل‌سازی منجر به عملکرد بهتر در تخمین بارش می‌شود. علاوه بر این، نتایج حاصل از معیارهای ارزیابی نشان داد مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک از دقت بالا و خطای ناچیزی برخوردار است. همچنین مطابق نمودارهای مورد بررسی مدل رگرسیون بردار پشتیبان-موجک مقادیر بارش را نزدیک به مقدار واقعیشان برآورد نموده است که در شکل تیلور مشهود می‌باشد. در مجموع، نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی مبتنی بر رویکرد مدل رگرسیون بردار پشتیبان می‌تواند در زمینه تخمین بارش برای سایر مناطق کشور و گامی در جهت اتخاذ تصمیمات مدیریتی مناسب مورد استفاده قرار گیرد.

منابع

- Basak, D., Pal, S., and Patranabis, D.C. (2007). Support vector regression. *Neural Inf Process*, 11(2), 203-225.
- Danandeh Mehr, A., Jabarnejad, M., Nourani, V. (2019). Pareto-optimal MPSA-MGGP: A

تخمین میزان بارش توسط مدل‌های ترکیبی مبتنی بر رگرسیون بردار پشتیبان بعنوان ابزاری کارآمد در طراحی سیستم‌های اقلیم‌شناسی و هواشناسی می‌باشد. در پژوهش حاضر مطالعه موردی جهت ارزیابی عملکرد مدل فراابتکاری هیبریدی رگرسیون بردار پشتیبان بمنظور برآورد بارش نواحی ساحلی دریای خزر ایستگاه سینوپتیک بابلسر واقع در استان مازندران صورت گرفت. بدین منظور از الگوریتم‌های الهام گرفته از طبیعت شامل موجک، ازدحام ذرات و نهنگ که با مدل رگرسیون بردار پشتیبان ترکیب شده، استفاده گردید. همچنین جهت مدل‌سازی از پارامترهای پارامتر رطوبت نسبی (RH)، دمای بیشینه (T.max)، دمای کمینه (T.min)، سرعت باد (WV) و ساعات آفتابی (SSH) به عنوان ورودی و میزان بارش (P) 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

13. 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.
14. Parviz, L., Rasouli, K. & Torabi Haghighi, A. (2023). Improving Hybrid Models for Precipitation Forecasting by Combining Nonlinear Machine Learning Methods. *Water Resour Manage* 37, 3833–3855.
15. Reddy, K., Saha, A.K. (2022). A modified Whale Optimization Algorithm for exploitation capability and stability enhancement. *Heliyon*. 8(10), 425-441.
16. Rezaei Aderyani, F., Mousavi, J., Jafari, F. (2022). Short-term rainfall forecasting using machine learning-based approaches of PSO-SVR, LSTM and CNN. *Journal of hydrology*. 614(1), 128-141
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. Shrivatava, M., Prasad, V., Khare, R. (2015). Multi-objective optimization of water distribution system using particle swarm optimization. *IOSR J. Mech. Civ. Eng*, 12(1), 21–28.
19. 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.
20. Vapnik, V.N. (1995). *The nature of statistical learning theory*. Springer, New York, 3(1), 250-320.
21. Vapnik, V.N. (1998). *Statistical learning theory*. Wiley, New York, 4(1), 250-320.
22. 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.
23. Zeidalinejad, 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.
- new gene-annealing model for monthly rainfall forecasting. *Journal of Hydrology*. 571(3), 406-415
3. Dehghani, R., Babaali, H. (2023). Evaluation of Statistical Models and Modern Hybrid Artificial Intelligence in Simulation of Runoff Precipitation Process. *Sustain. Water Resour. Manag*, 8, 154-172.
4. 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.
5. 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.
6. Duong, T., Bui, M., Rutschmann, P. (2018). A comparative study of three different models to predict monthly rainfall in Ca Mau, Vietnam. *Wasserwirtschaft-Innovation aus Tradition* At: Grätz, Austria, 6(2), 245-255.
7. El Hafyani, M., El Himdi, K., El Adlouni, S. (2024). Improving monthly precipitation prediction accuracy using machine learning models: a multi-view stacking learning technique. *Frontiers in Water*, 6(4), 125-141
8. Hammad, M., Shoaib, M., Salahudin, H., Inam Baig, M., Muneer Khan, M., Kaleem Ullah, M. (2021). Rainfall forecasting in upper Indus basin using various artificial intelligence techniques. *Stoch Environ Res Risk Assess*, 35, 2213–2235
9. Kennedy, J., and Eberhart, R. (1995). Particle Swarm Optimization. *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*. Piscataway NJ, 2(3), 1942-1948.
10. Kisi, O., Karahan, M., Sen, Z. (2006). River suspended sediment modeling using fuzzy logic approach. *Hydrol Process*, 20(2), 4351-4362.
11. Li, D., Ma, J., Rao, K., Wang, X., Li, R., Yang, Y., Zheng, H. (2023). Prediction of Rainfall Time Series Using the Hybrid DWT-SVR-Prophet Model. *Water*. 15(10), 525-542
12. Mirjalili, S., and Lewis, A. (2016). The whale optimization algorithm. *Advances in Engineering Software*, .95(6), 51-67.