



ارزیابی کارایی مدل ماشین بردار پشتیبان تلفیقی با الگوریتم‌های شبیه‌سازی تبرید و بهینه‌سازی ازدحام ذرات در برآورد سری زمانی رواناب ماهانه به روش چند ورودی-چند خروجی

نادیا صدق نژاد^۱، حامد نوزری^{۲*}، صفر معروفی^۳

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان

۲- دانشیار، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان

۳- استاد، گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان

*نویسنده مسئول h.nozari@basu.ac.ir

چکیده

امروزه برآورد و پیش‌بینی رواناب ماهانه لازمی حفاظت مخازن، منابع طبیعی و مدیریت صحیح منابع آب می‌باشد. لذا در این پژوهش از مدل ماشین بردار پشتیبان تلفیقی با الگوریتم‌های شبیه‌سازی تبرید (SVM-SA) و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (SVM-PSO) تحت الگوی چند ورودی-چند خروجی (MIMO) جهت برآورد رواناب ماهانه استفاده گردید. بدین منظور از سری زمانی ماهانه ایستگاه‌های هیدرومتری واقع در حوضه کرخه استفاده شد. بطوریکه ۸۰٪ از این آمار جهت واسنجی و ۲۰٪ آن جهت صحت‌سنجی تقسیم شدند. مقایسه آماری نتایج به کمک شاخص‌های ضریب تبیین (R^2)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و خطای استاندارد (SE) صورت گرفت. در حالت کلی نتایج حاکی از نبود اختلاف معناداری بین عملکرد هر دو مدل می‌باشد اما مدل SVM-SA با میانگین خطای استاندارد ۰/۳۸ و میانگین انحراف معیار ۰/۸۷ دقت بالاتری داشته است. در واقع این مدل با سهولت بیشتر و در زمان کمتری قادر به برآورد رواناب ماهانه می‌باشد و از این نظر نسبت به مدل SVM-PSO ارجحیت دارد.

کلمات کلیدی: پیش‌بینی، رواناب، ماشین بردار پشتیبان، الگوریتم فراابتکاری

مقدمه

امروزه مدل‌سازی و برآورد رواناب یکی مهم‌ترین عوامل در حوضه مدیریت منابع آب به‌شمار می‌رود که منجر به مدیریت و حفاظت دقیق‌تر از سدها و مخازن، مدیریت و بهره‌برداری صحیح از منابع، حفاظت از منابع طبیعی و به حداقل رساندن خسارات ناشی از سیلاب و مدیریت منابع آب می‌شود. لذا در سال‌های اخیر این موضوع مورد توجه بسیاری از محققین قرار گرفته است که منجر به ارائه تکنیک‌ها و مدل‌های برآورد و پیش‌بینی از جمله مدل‌های مفهومی و مدل‌های هوش مصنوعی از جمله ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۱، شبکه عصبی (ANN)^۲ و الگوریتم‌های فراابتکاری شده‌اند [۱]. از پژوهش‌های صورت گرفته در زمینه

¹ Support Vector Machine

² Artificial Neural Networks



مدل‌سازی و برآورد رواناب می‌توان به پژوهش احمدی و همکاران اشاره کرد که عملکرد مدل‌های برنامه‌ریزی ژنتیک (GP)^۳ و SVM را جهت پیش‌بینی جریان مورد بررسی قرار دادند و نشان دادند اگرچه دقت مدل GP اندکی بیشتر از مدل SVM است، اما فرایند اجرای مدل نسبت به مدل SVM پیچیده‌تر می‌باشد [۲]. در پژوهشی دیگر، دهقانی و همکاران، با استفاده از سه مدل SVM، برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)^۴ و شبکه بیزی به پیش‌بینی رواناب پرداختند که نتایج حاکی از برتری مدل SVM نسبت به سایر مدل‌ها بود [۳]. رافیدا و سوهایلا، جهت پیش‌بینی جریان ماهانه رودخانه پاهانگ از مدل‌های سری زمانی میانگین متحرک خود همبسته یکپارچه (ARIMA)^۵ و SVM استفاده کردند. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل SVM نسبت به مدل ARIMA عملکرد بهتری داشته است [۴]. سامانتری و گز، رواناب پنج حوضه در هند را به‌وسیله مدل ادغامی SVM با الگوریتم کرم شبتاب (FFA)^۶ و متصل به فاز بازسازی فضای (PSR)^۷ مورد پیش‌بینی قرار دادند. نتایج ارزیابی شاخص‌های آماری حاکی از دقت قابل توجه مدل ترکیبی PSR-SVM-FFA می‌باشد [۵]. همچنین در پژوهشی، نوذری و توکلی جهت پیش‌بینی پارامترهای هیدرولوژیکی از جمله بارش، دبی و تبخیر از چهار مدل، خودهمبسته میانگین متحرک با متغیر خارجی (ARMAX)^۸، مدل ترکیبی ماشین بردار پشتیبان-موجک (W-SVM)^۹، ARIMA و SVM استفاده شده است. نتایج این پژوهش نشان داد که در خصوص پیش‌بینی دبی و تبخیر ماهانه به ترتیب مدل‌های ARIMA، SVM، ARMAX و W-SVM در رتبه‌های اول تا چهارم قرار دارند. همچنین مدل‌های SVM، ARMAX، ARIMA و W-SVM در پیش‌بینی بارش ماهانه به ترتیب در رتبه‌های اول تا چهارم قرار دارند [۶]. بررسی پژوهش‌هایی که تاکنون صورت گرفته است، نشان می‌دهد مدل ماشین بردار پشتیبان تلفیقی با الگوریتم‌های فراابتکاری از دقت قابل توجهی در برآورد و پیش‌بینی رواناب برخوردار هستند. لذا هدف از پژوهش حاضر مقایسه و ارزیابی عملکرد مدل ماشین بردار پشتیبان تلفیقی با الگوریتم تبرید شبیه‌سازی (SVM-SA)^{۱۰} و الگوریتم ازدحام ذرات (SVM-PSO)^{۱۱} در برآورد رواناب ماهانه به روش چند ورودی-چند خروجی (MIMO)^{۱۲} و معرفی مناسب‌ترین مدل به‌منظور برآورد پارامتر مذکور می‌باشد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز کرخه از نظر مختصات جغرافیایی بین طول‌های جغرافیایی ۴۶ درجه و ۵۷ دقیقه تا ۴۹ درجه و ۱۰ دقیقه شرقی و بین عرض‌های جغرافیایی ۳۱ درجه و ۴۸ دقیقه تا ۳۴ درجه و ۵۸ دقیقه شمالی قرار گرفته است. این حوضه مساحتی حدوداً ۵۲۰۰۰ کیلومتر دارد که در غرب کشور واقع شده است. ایستگاه‌های هیدرومتری مورد مطالعه در این پژوهش شامل

³ Genetic Programming

⁴ Gene Expression Programming

⁵ Autoregressive integrated moving average

⁶ Firefly Algorithm

⁷ Phase Space Reconstruction

⁸ Autoregressive moving-average with exogenous variable

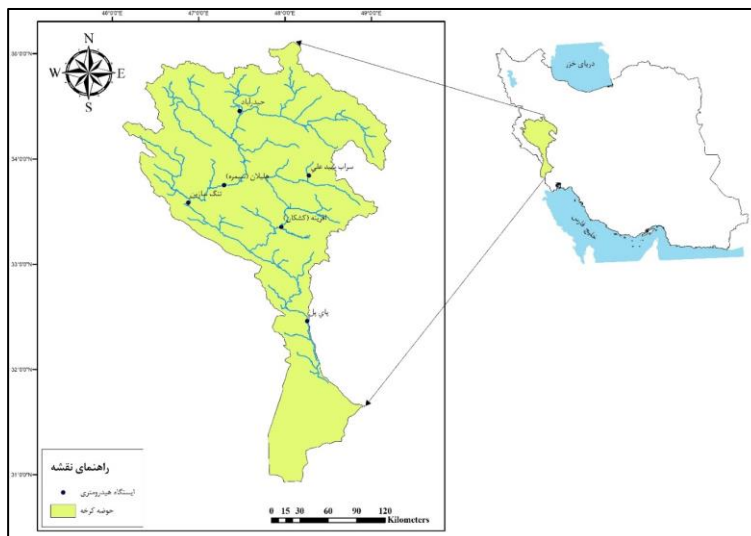
⁹ Wavelet- Support Vector Machine

¹⁰ Support Vector Machine- Simulated Annealing Algorithm

¹¹ Support Vector Machine- Particle Swarm Optimization

¹² Multi Input-Multi Output

ایستگاه‌های آفرینه (کشکان)، پای‌پل، تنگ سازین، حیدرآباد، سراب سید علی، هلیلان (سیمره) است که همگی در حوضه کرخه واقع شده‌اند. در شکل (۱) موقعیت مکانی این ایستگاه‌ها نشان داده شده است.



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های هیدرومتری درون حوضه کرخه

مدل ماشین بردار پشتیبان بر مبنای الگوریتم SA

مدل ماشین بردار پشتیبان یک سیستم طبقه‌بندی‌کننده کارآمدی است که از تئوری یادگیری بر اساس به حداقل رساندن ریسک ساختاری به دست می‌آید. این مدل مسائل غیرخطی را از طریق تغییر توابع کرنل، حل می‌نماید که انتخاب توابع کرنل مناسب به حجم داده‌ها بستگی دارد [۲]. الگوریتم تبرید شبیه‌سازی نیز یک روش بهینه‌سازی بر مبنای مدل مونت کارلو می‌باشد که بر خلاف روش‌های بهینه‌سازی موضعی بجای پیدا کردن مقدار مینیمم نزدیک به حدس اولیه، می‌تواند مقدار مینیمم مطلق را پیدا کند [۷]. در سال‌های اخیر مطالعات گوناگونی جهت بهینه‌کردن پارامترهای مدل SVM توسط محققان انجام شده است. سوباسی در پژوهشی جهت بهینه‌کردن پارامترهای مدل SVM، الگوریتم بهینه‌سازی ذرات را پیشنهاد داد [۸]. همچنین در پژوهشی دیگر، هوانگ و وانگ الگوریتم ژنتیک (GA^{۱۳}) را جهت بهینه‌کردن پارامترهای بهینه‌سازی مورد استفاده قرار دادند که نتایج نشان داد این الگوریتم دارای سرعت جستجوی پایینی می‌باشد [۹]. برای حل این مشکلات در این پژوهش نیز از الگوریتم SA جهت بهینه‌کردن پارامترهای مدل SVM استفاده شده است. مراحل اجرای الگوریتم SA در مدل SVM بصورت خلاصه به شرح زیر است:

- ۱) داده‌های اصلی پردازش نشده جهت آموزش مدل وارد می‌شوند.
- ۲) پردازش و تقسیم‌بندی داده‌ها در مدل صورت می‌گیرد.
- ۳) الگوریتم SA برای یافتن جواب بهینه اجرا می‌شود.
- ۴) داده‌های بخش صحت‌سنجی وارد مدل شده و نتایج طبقه‌بندی بدست می‌آید.

در شکل (۲) ساختار جریان SVM-SA نمایش داده شده است.



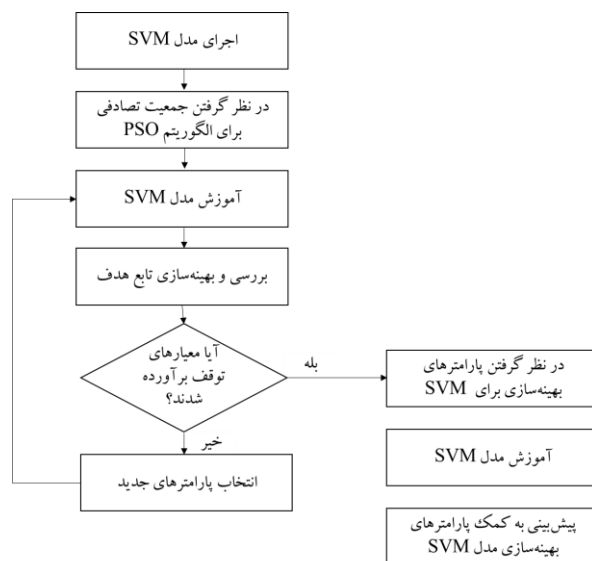
شکل ۲- ساختار جریان مدل SVM-SA

مدل ماشین بردار پشتیبان بر مبنای الگوریتم PSO

در سال‌های اخیر مطالعات گوناگونی نشان دادند که پارامترهای آموزشی شامل پارامترهای تابع کرنل (g و C)، تاثیر بسزایی بر عملکرد مدل SVM دارد. در نتیجه روش جستجوی جامع فضای پارامتر (روش شمارش) یکی از پرکاربردترین روش‌ها جهت بهینه‌سازی پارامترهای مدل معرفی شده است. درحالی‌که این روش معایبی نظیر وقت‌گیر بودن، گیر کردن در جواب‌های محلی و دشوار یافتن جواب بهینه را نیز دارد. از این رو، می‌توان از الگوریتم‌های فراابتکاری مانند الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) کمک گرفت. در واقع این الگوریتم در بهینه‌سازی توابع پیوسته غیرخطی مورد استفاده قرار می‌گیرد. ترکیب الگوریتم PSO با مدل SVM به دلیل سهولت و داشتن پارامترهای تنظیم کمتر قادر به یافتن پارامترهای بهینه می‌باشد [۱۰]. فرایند مدل ترکیبی PSO-SVM را می‌توان به صورت زیر بیان کرد [۱۱]:

- ۱) داده‌های اصلی پردازش نشده، جهت آموزش مدل وارد می‌شود.
- ۲) پردازش و تقسیم‌بندی داده‌ها در مدل صورت می‌گیرد.
- ۳) پارامترهای PSO مانند اندازه جمعیت، حداکثر تعداد تکرار و... مقداردهی می‌شوند.
- ۴) الگوریتم PSO جهت یافتن جواب بهینه اجرا می‌شود.
- ۵) داده‌های آموزشی با پارامترهای بهینه در مدل SVM قرار داده می‌شوند تا مقدار داده‌های آموزش دیده توسط مدل SVM-PSO حاصل شود.

در شکل (۳) ساختار جریان مدل SVM-PSO نمایش داده شده است.



شکل ۳- ساختار جریان مدل SVM-PSO

معیارهای ارزیابی

در این پژوهش جهت ارزیابی و صحت‌سنجی نتایج مدل‌ها در برآورد رواناب، از شاخص‌های آماری ریشه میانگین مربعات خطا ($RMSE$)، خطای استاندارد (SE) و ضریب تبیین (R^2) استفاده شد. شکل ریاضی این آماره‌ها به صورت زیر می‌باشد [۱۲]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_m - Y_p)^2}{n}} \quad (1)$$

$$SE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_m - Y_p)^2} \quad (2)$$

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (Y_m - \bar{Y}_m)(Y_p - \bar{Y}_p)]^2}{\sum_{i=1}^n (Y_m - \bar{Y}_m)^2 \cdot \sum_{i=1}^n (Y_p - \bar{Y}_p)^2} \quad (3)$$

در روابط فوق n تعداد ماه‌های مورد مطالعه، Y_m مقادیر اندازه‌گیری شده در هر روز، Y_p مقدار پیش‌بینی شده، $\bar{Y}_m$ میانگین داده‌های اندازه‌گیری شده، $\bar{Y}_p$ میانگین داده‌های پیش‌بینی شده می‌باشند.

نتایج و بحث

به منظور برآورد رواناب ماهانه، ۸۰٪ سری زمانی ۶ ایستگاه هیدرومتری جهت واسنجی و ۲۰٪ از آن‌ها جهت صحت‌سنجی مورد استفاده قرار گرفت. در این پژوهش از مدل‌های تلفیقی SVM-SA و SVM-PSO به صورت کدنویسی در محیط MATLAB(2017) استفاده شد. ابتدا برای اجرای این دو مدل با توجه به مطالعات هیدرولوژیکی، تابع کرنل پایه شعاعی انتخاب شد [۱۳]. همچنین یکی از مراحل مهم در مدل SVM-PSO انتخاب پارامترهای تنظیم است و با توجه به اینکه در مطالعات انجام شده مقدار پارامترهای ضریب یادگیری شخصی ($c1$)، ضریب یادگیری جهانی ($c2$) و نسبت میرایی وزن



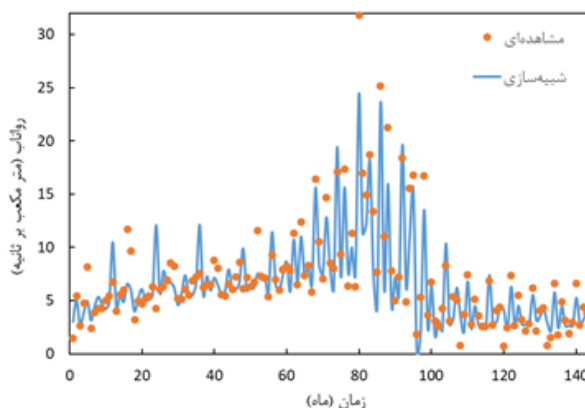
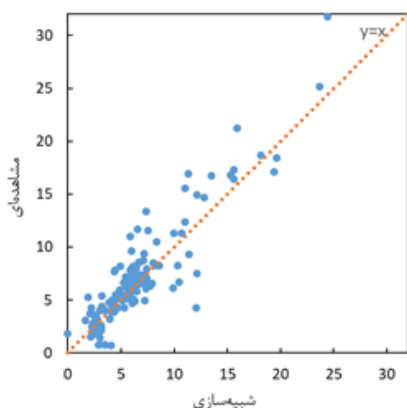
اینرسی (Wdamp) عمدتاً برابر با ۲، ۲، ۰/۹۹ پیشنهاد شده است [۱۴]. لذا در این پژوهش نیز این مقادیر جهت آموزش مدل انتخاب شد. در ادامه عملکرد مدل‌های مورد استفاده با الگوی ورودی و خروجی MIMO مورد بررسی قرار می‌گیرد.

برآورد رواناب ماهانه به کمک مدل‌های SVM-SA و SVM-PSO

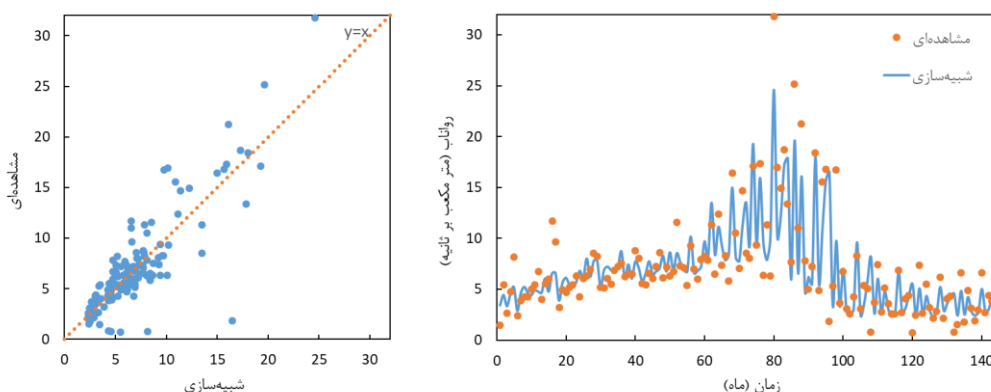
در این پژوهش رواناب ماهانه به کمک مدل‌های SVM-SA و SVM-PSO تحت الگوی چند ورودی-چند خروجی مورد برآورد و پیش‌بینی قرار گرفت. بدین منظور پس از آموزش مدل‌ها با استفاده از پارامترهای منتخب، با توجه به الگوی MIMO از آمار سری زمانی دو ایستگاه مجاور با همبستگی بالا استفاده شد. بطوریکه آمار ۱۲ ماهه ایستگاه مستقل به‌عنوان ورودی و آمار ۱۲ ماهه ایستگاه وابسته به‌عنوان خروجی به مدل معرفی گردید. نتایج محاسبه شاخص‌های آماری در مرحله صحت‌سنجی در جدول (۱) و همچنین نمونه‌ای از نمودارهای مقادیر مشاهده‌ای و مقادیر برآورد شده توسط مدل‌های مذکور در شکل (۴) و (۵) قابل مشاهده است. با توجه به نتایج می‌توان اظهار کرد که هر دو مدل دارای دقت قابل قبولی جهت برآورد رواناب می‌باشند اما مدل SVM-SA با میانگین خطای استاندارد ۰/۳۸ نسبت به مدل SVM-PSO با میانگین خطای استاندارد ۰/۴۳ دقت بالاتری دارد.

جدول ۱- نتایج مربوط به برآورد رواناب در ایستگاه‌های هیدرومتری مورد مطالعه به کمک مدل‌های SVM-SA و SVM-PSO

مدل ترکیبی SVM-PSO			مدل ترکیبی SVM-SA			ایستگاه		
R ²	RMSE(m ³ /sec)	SE	R ²	RMSE(m ³ /sec)	SE	مستقل	وابسته	ردیف
۰/۸۴	۱۲/۶۴	۰/۳۱	۰/۸۰	۱۴/۷۴	۰/۳۶	دوآب و یسیان (کشکان)	آفرینه (کشکان)	۱
۰/۸۳	۵۲/۴۵	۰/۳۶	۰/۹۴	۳۰/۵۸	۰/۲۱	حمیدیه	پای پل	۲
۰/۸۵	۳۵/۰۵	۰/۳۷	۰/۹۱	۲۸/۵۹	۰/۳۰	هلیلان (سیمره)	تنگ سازین	۳
۰/۸۱	۵/۸۶	۰/۵۸	۰/۸۵	۵/۶۳	۰/۵۶	پل چهر	حیدرآباد	۴
۰/۷۴	۲/۴۶	۰/۳۵	۰/۸۳	۲/۰۳	۰/۲۹	کاکارضا	سراب سید علی	۵
۰/۸۸	۲۶/۰۱	۰/۳۶	۰/۹۴	۲۱/۷۸	۰/۳۰	تنگ سازین	هلیلان (سیمره)	۶



شکل ۴- مقایسه رواناب مشاهده‌ای و برآورد شده به کمک مدل SVM-SA در ایستگاه هیدرومتری سراب سید علی



شکل ۵- مقایسه رواناب مشاهده‌ای و برآورد شده به کمک مدل SVM-PSO در ایستگاه هیدرومتری سراب سید علی

در حالت کلی برای انتخاب بهتر مدل مناسب، با توجه به نتایج می‌توان اظهار کرد که هر دو مدل ارائه شده اختلاف معناداری با یکدیگر ندارند اما مدل SVM-SA با میانگین خطای استاندارد ۰/۳۸ و انحراف معیار خطای استاندارد ۰/۸۷ عملکرد بهتری نسبت به مدل SVM-PSO با میانگین خطای استاندارد ۰/۴۳ و انحراف معیار خطای استاندارد ۰/۸۱ داشته است و به‌عنوان مدل برتر پیشنهاد می‌شود.

نتیجه‌گیری

در این مطالعه از دو مدل تلفیقی SVM-SA و SVM-PSO تحت الگوی MIMO جهت برآورد رواناب ماهانه استفاده شد و نتایج آن‌ها مورد ارزیابی قرار گرفت. با بررسی عملکرد هر دو مدل، می‌توان اظهار کرد که اختلاف معناداری بین نتایج مدل‌های ارائه شده وجود ندارد بنابراین دو مدل دارای دقت قابل قبولی جهت برآورد رواناب ماهانه می‌باشند و در صورت محیا بودن آمار سری زمانی ایستگاه‌های مستقل و وابسته می‌توان از آن‌ها استفاده کرد. اما مدل SVM-SA تحت الگوی MIMO با داشتن میانگین خطای استاندارد کمتر و پارامترهای قابل تنظیم کمتر جهت آموزش مدل نسبت به مدل SVM-PSO تحت الگوی مذکور ارجحیت دارد. در واقع SVM-SA با سهولت بیشتر و در زمان کمتری قادر به برآورد رواناب ماهانه می‌باشد و به‌عنوان مدل برتر برای استفاده محققین در زمینه برآورد رواناب جهت پیش‌بینی سیلاب و حفاظت منابع طبیعی و مخازن، بهره‌برداری صحیح و مدیریت بهتر منابع آب معرفی می‌گردد.

مراجع

۱. نوری، روح‌الله، خاکپور، امیر، دهقانی، مجید، فرخ‌نیا، اشکان. (۱۳۸۹). "پیش‌بینی ماهانه جریان با استفاده از ماشین بردار پشتیبان بر مبنای آنالیز مولفه اصلی". نشریه آب و فاضلاب. دوره ۲۲، شماره ۱، ص ۱۱۸-۱۲۳.



۲. احمدی، فرشاد. رادمنش، فریدون. میر عباسی نجف آبادی، رسول. (۱۳۹۳) "مقایسه روش های برنامه ریزی ژنتیک و ماشین بردار پشتیبان در پیش بینی جریان روزانه رودخانه (مطالعه موردی: رودخانه باراندوزچای)". نشریه آب و خاک. دوره ۲۸، شماره ۶، ص ۱۱۷۱-۱۱۶۲.

۳. دهقانی، رضا. یونسی، حجت‌الله. ترابی پوده، حسن. (۱۳۹۶). "مقایسه عملکرد مدلهای ماشین بردار پشتیبان. برنامه ریزی بیان ژن و شبکه بیزین در پیش بینی جریان رودخانه ها (مطالعه موردی: رودخانه کشکان)". پژوهش های حفاظت آب و خاک (علوم کشاورزی و منابع طبیعی). دوره ۲۴، شماره ۴، ص ۱۶۱-۱۷۷.

4. Rafidah, A., & Suhaila, Y. (2013). "Modeling river stream flow using support vector machine". (Vol. 315, pp. 602-605). Trans Tech Publications Ltd.

5. Samantaray, S., & Ghose, D. K. (2020). "Modelling runoff in an arid watershed through integrated support vector machine". H2Open Journal, 3(1), 256-275.

6. Nozari, H., & Tavakoli, F. (2020). "Forecasting hydrologic parameters using linear and nonlinear stochastic models". Journal of Water and Climate Change, 11(4), 1284-1301.

7. Tran, N. H., & Tran, K. (2007). "Combination of fuzzy ranking and simulated annealing to improve discrete fracture inversion". Mathematical and computer modelling, 45(7-8), 1010-1020.

8. Subasi, A. (2013). "Classification of EMG signals using PSO optimized SVM for diagnosis of neuromuscular disorders". Computers in biology and medicine, 43(5), 576-586.

9. Huang, C. L., & Wang, C. J. (2006). "A GA-based feature selection and parameters optimization for support vector machines". Expert Systems with applications, 31(2), 231-240.

10. Zhu, H., Wang, Y., Wang, K., & Chen, Y. (2011). "Particle Swarm Optimization (PSO) for the constrained portfolio optimization problem". Expert Systems with Applications, 38(8), 10161-10169.

11. Du, J., Liu, Y., Yu, Y., & Yan, W. (2017). "A prediction of precipitation data based on support vector machine and particle swarm optimization (PSO-SVM) algorithms". Algorithms, 10(2), 57.

12. Azadi, S, Nozari, H, Godarzi, E (2020). "Predicting Sediment Load Using Stochastic Model and Rating Curves in a Hydrological Station". J. Hydrol. Eng., DOI:10.1061/(ASCE)HE.1943-5584.0001967

13. Sivapragasam, C., Liong, S. Y., & Pasha, M. F. K. (2001). "Rainfall and runoff forecasting with SSA-SVM approach". Journal of Hydroinformatics, 3(3), 141-152.

14. Sudheer, C., Maheswaran, R., Panigrahi, B. K., & Mathur, S. (2014). "A hybrid SVM-PSO model for forecasting monthly streamflow". Neural Computing and Applications, 24(6), 1381-1389.