

در جهت بهبود کمیت جریان رودخانه‌ها می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، حوزه دز، کرم شب‌تاب، ماشین بردار پشتیبان.

برآورد جریان رودخانه‌ها با مدل هیبریدی نوین (مطالعه موردی: حوزه آبریز دز)

حمیدرضا باباعلی^۱، رضا دهقانی^۲ و فاطمه دهقانی^۳

تاریخ دریافت ۱۴۰۳/۰۲/۲۴ تاریخ پذیرش ۱۴۰۳/۰۳/۰۸

DOI:10.22034/wmji.2024.2029026.1069

مقدمه

امروزه یکی از مهم‌ترین مسائل جهت مدیریت سیلاب و جلوگیری از صدمات اقتصادی و جانی ناشی از آن، پیش‌بینی صحیح جریان رودخانه‌ها است. تخمین دقیق جریان رودخانه‌ها می‌تواند نقش بسزایی در برنامه‌ریزی و مدیریت منابع آب داشته باشد؛ اما عوامل مختلفی بر روی این پدیده تأثیرگذارند که تحلیل آن‌ها را مشکل می‌سازد. مدل‌های آماری و رگرسیون از معمول‌ترین روش‌های تحلیلی می‌باشند که غالباً با توجه به حل خطی این پدیده‌ها نتایجی همراه با خطا ارائه داده و نمی‌توانند تغییرات زمانی پدیده موردنظر را با دقت قابل قبولی مدل کنند. لذا انتخاب مدلی که بتواند با استفاده از عوامل تأثیرگذار، جریان رودخانه را به‌طور قابل قبولی تخمین زند امری ضروری به نظر می‌رسد. امروزه سامانه‌های هوشمند به‌طور گسترده برای پیش‌بینی پدیده‌های غیرخطی مورد استفاده قرار می‌گیرند. یکی از روش‌هایی که در سال‌های اخیر در زمینه هیدرولوژی مورد توجه قرار گرفته است مدل هیبریدی ماشین بردار پشتیبان با الگوریتم کرم شب‌تاب می‌باشد مدل ماشین بردار پشتیبان یک سیستم یادگیری کارآمد بر مبنای تئوری بهینه‌سازی مقید است. در سال‌های اخیر استفاده از مدل‌های هوشمند و هیبریدی در مطالعات پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها مورد توجه محققین قرار گرفته است که از جمله می‌توان به موارد ذیل اشاره نمود:

در پژوهشی جریان ماهانه رودخانه ایستگاه هواکسی چین را با استفاده از ماشین بردار پشتیبان پیش‌بینی نمودند و نتایج نشان داد مدل ماشین بردار پشتیبان دقت بالایی در پیش‌بینی جریان ماهانه رودخانه دارد [۷]. جهت پیش‌بینی فرآیند بارش رواناب از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان در حوزه آبریز رودک واقع در شمال شرقی تهران با استفاده از اطلاعات تعداد ۹۲ سنجنده مودیس طی سال آماری ۲۰۰۳-۲۰۰۵ نشان دادند مدل ماشین بردار پشتیبان توانایی قابل قبولی در تخمین رواناب دارد [۱۳]. در پژوهشی دیگر جهت پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه سایپرس تگزاس از مدل‌های ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی استفاده نمودند و هم‌چنین معیارهای ضریب همبستگی و ریشه میانگین مربعات

چکیده

پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها یکی از مهم‌ترین موارد کلیدی در مدیریت و برنامه‌ریزی منابع آب به‌ویژه اتخاذ تصمیمات صحیح در مواقع سیلاب و بروز خشک‌سالی‌ها است. برای پیش‌بینی میزان جریان رودخانه‌ها رویکردهای متنوعی در هیدرولوژی معرفی شده است که مدل‌های هوشمند از مهم‌ترین آن‌ها می‌باشند. در این پژوهش کاربرد مدل هیبریدی ماشین بردار پشتیبان-الگوریتم کرم شب‌تاب به‌منظور برآورد دبی رودخانه‌های حوزه آبریز دز واقع در استان لرستان بر اساس آمار آبدهی روزانه ایستگاه‌های هیدرومتری واقع در بالادست سد طی دوره آماری (۱۴۰۲-۱۳۹۲) مورد بررسی و ارزیابی قرار گرفته و کارایی آن با مدل ماشین بردار پشتیبان مقایسه شد. معیارهای ضریب تبیین، ریشه میانگین مربعات خطا، میانگین قدر مطلق خطا و ضریب نش ساتکلیف برای ارزیابی و مقایسه مدل‌ها مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد ساختارهای ترکیبی نتایج قابل قبولی در مدل‌سازی دبی رودخانه ارائه می‌نمایند. هم‌چنین مقایسه مدل‌ها طبق معیارهای ارزیابی نشان داد مدل هیبریدی ماشین بردار پشتیبان-الگوریتم کرم شب‌تاب عملکرد بهتری در پیش‌بینی جریان دارد. در مجموع این تحقیق نشان می‌دهد استفاده از مدل ترکیبی ماشین بردار پشتیبان-الگوریتم کرم شب‌تاب می‌تواند در زمینه پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه‌ها مؤثر باشد. هم‌چنین، این مدل می‌تواند به‌نوبه خود برای تسهیل توسعه و پیاده‌سازی استراتژی‌های مدیریت آب‌های سطحی مفید باشد؛ و گامی در اتخاذ تصمیمات مدیریتی

۱- استادیار، گروه مهندسی عمران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد خرم آباد، ایران
 و نویسنده مسئول
 Email: hr.babaali91@gmail.com
 ۲- 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، خرم آباد، ایران.
 ۳- دانشجوی کارشناسی، گروه مهندسی عمران، دانشگاه لرستان.

جدول ۱: مشخصات ایستگاه‌های مورد بررسی

ردیف	نام ایستگاه	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی	مساحت (Km ²)
۱	آبگرمه	۴۸° ۴۳' ۱۹"	۳۳° ۵۴' ۷"	۲۸۸
۲	تیره مروک	۴۹° ۰۳' ۴۶"	۳۳° ۲۸' ۳۷"	۳۴۰۰
۳	گله رود	۴۸° ۳۶' ۲۳"	۳۳° ۵۴' ۸"	۶۹
۴	سیلاخور	۴۸° ۴۷' ۵۲"	۳۳° ۵۶' ۴۳"	۱۰۰۰
۵	تیره	۴۹° ۰۳' ۴۶"	۳۳° ۲۸' ۳۷"	۳۴۰۰
۶	چم چیت	۴۷° ۵۷' ۵۸"	۳۳° ۲۲' ۴۳"	۳۴۵
۷	آبسرده	۴۸° ۴۵' ۱۷"	۳۳° ۴۴' ۱۳"	۲۲۳
۸	سزار	۴۹° ۳۳' ۱۵"	۳۳° ۵۴' ۷"	۹۴۳۴
۹	تله زنگ	۴۸° ۴۶' ۱۷"	۳۲° ۴۹'	۵۰۰
۱۰	تنگ پنج	۴۸° ۴۶'	۳۲° ۵۶'	۵۵۵

کشاورزی و شرب می‌باشد و همچنین کاهش جریان رودخانه‌های این حوزه آبریز مشکلات زیادی در حوزه آبریز ایجاد کرده است، بنابراین، اهمیت شبیه‌سازی جریان رودخانه این حوزه و اقدامات مدیریتی جهت مدیریت آب آن بیش‌ازپیش ضروری است. لذا هدف این پژوهش پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه‌های حوزه آبریز دز با استفاده از مدل هیبریدی ماشین بردار پشتیبان- الگوریتم کرم شب‌تاب و مقایسه نتایج آن با مدل ماشین بردار پشتیبان می‌باشد.

موارد و روش‌ها

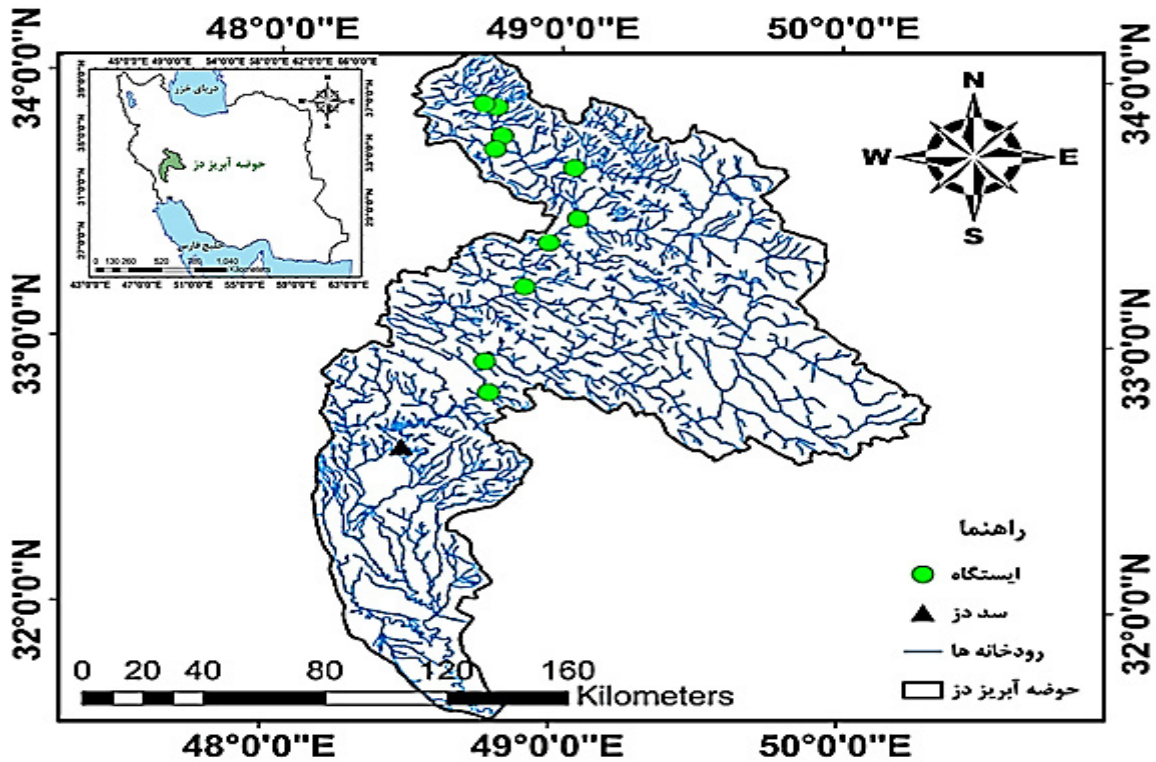
منطقه مورد مطالعه

حوزه آبریز رودخانه دز به‌عنوان یک حوزه درجه ۳، زیرمجموعه‌ای از حوزه کارون بزرگ محسوب می‌شود و در تقسیم‌بندی بزرگ‌تر در زیرمجموعه حوزه خلیج فارس و دریای عمان قرار می‌گیرد. سزار و بختیاری دوشاخه اصلی رودخانه دز هستند. رود سزار در شمالی‌ترین قسمت حوزه دز جریان دارد و از سه‌شاخه ماربره، تیره و سبزه تشکیل شده است. پیوستن آبراهه‌های متعدد و از جمله رودخانه ازنا در منطقه الیگودرز، رودخانه ماربره را پدید می‌آورند و این رودخانه در جهت غرب به‌طرف شهر درود در استان لرستان جریان می‌یابد. حوزه آبریز سد دز در جنوب غربی ایران در منطقه نیمه‌خشک کوهستانی و بالادست حوزه کارون بین طول‌های ۱۵° ۴۸' تا ۱۸° ۳۷' و شرقی و عرض‌های ۳۱° ۳۵' تا ۳۱° ۴۶' و ۳۴° ۰۷' شمالی قرار گرفته است؛ که در شکل ۱ حوزه آبریز سد دز و ایستگاه‌های منتخب که فاقد داده‌های مفقود شده و همگن می‌باشند از شرکت آب منطقه‌ای لرستان و سازمان آب و برق خوزستان در دسترس بود، نشان داده شده است. همچنین در جدول ۱ موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های مورد بررسی نشان داده شد.

ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان یک سیستم یادگیری کارآمد بر مبنای تئوری بهینه‌سازی مقید است که از اصل استقرار کمینه‌سازی خطای ساختاری استفاده کرده و منجر به یک جواب بهینه کلی می‌گردد

خطا را جهت ارزیابی مدل‌ها بکار بردند و دریافتند مدل ماشین بردار پشتیبان عملکردی مناسبی جهت پیش‌بینی جریان رودخانه داشته و نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی از دقت مطلوبی برخوردار است [۴]. در پژوهشی به پیش‌بینی جریان رودخانه جینشا، در قسمت بالایی رودخانه یانگ تسه واقع در چین، پرداختند. بدین جهت از مدل ماشین بردار پشتیبان همراه با تبدیل موجک گسسته (DWT) و تجزیه حالت تجربی (EMD) استفاده نمودند. نتایج نشان داد، هر دو روش تجزیه سری زمانی EMD و DWT در بهبود دقت پیش‌بینی جریان مؤثر است. همچنین مقایسه دو مدل نشان داد، مدل ماشین بردار همراه با DWT از قابلیت پیش‌بینی بهتری نسبت به EMD برخوردار می‌باشد [۲۰]. جهت پیش‌بینی جریان ماهانه رودخانه اجیدیر واقع در ترکیه عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی هیبریدی را مورد تجزیه و تحلیل نتایج نشان داد مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم شب‌تاب از عملکرد بهتری نسبت به سایر مدل‌های ترکیبی برخوردار است [۵]. عملکرد مدل‌های هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان را در تخمین دبی رودخانه زرینه‌رود واقع در ایران مورد بررسی قرار دادند نتایج نشان داد که مدل هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی دقت مناسب‌تری نسبت به ماشین بردار پشتیبان دارد [۶]. نتایج حاصل از پژوهشی که جهت پیش‌بینی دبی ماهانه رودخانه سوات واقع در پاکستان از مدل‌ها ماشین بردار پشتیبان و درخت تصمیم استفاده نمودند نشان داد مدل ماشین بردار پشتیبان کارایی مناسبی در پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها دارد [۱]. در پژوهشی به بررسی مدل هیبریدی ماشین بردار پشتیبان-موجک جهت پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه سوریس واقع در شمال ایالات متحده پرداختند و نتایج نشان داد مدل هیبریدی ماشین بردار پشتیبان-موجک کارایی و دقت مناسبی در پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه از خود نشان داده است [۲]. در مجموع با توجه به پژوهش‌های انجام شده و ذکر این نکته که رودخانه‌های حوزه آبریز دز از مهم‌ترین حوزه‌های آبریز کشور و مهم‌ترین منبع تأمین‌کننده آب بخش‌های مختلف و نواحی مجاور خود از لحاظ



شکل ۱: موقعیت منطقه مورد مطالعه در کشور

در معادله ۶، $\bar{\alpha}_i$ میانگین ضرایب لاگرانژ می باشد. محاسبه $\phi(x)$ در فضای مشخصه آن ممکن است بسیار پیچیده باشد [۱۹]. برای حل این مشکل روند معمول در مدل SVM رگرسیون انتخاب یک تابع کرنل به صورت رابطه زیر است [۱۴].

$$K(X_j, X) = \phi(X_j)^T \sqrt{b^2 - 4ac} \quad (7)$$

می توان از توابع مختلف کرنل برای ساخت انواع مختلف SVM - ϵ استفاده کرد. انواع توابع کرنل قابل استفاده در مدل SVM رگرسیونی عبارت اند از: کرنل چندجمله ای^{۱۱} و کرنل توابع پایه شعاعی^{۱۲} (RBF) و کرنل خطی، به ترتیب طبق روابط زیر محاسبه می گردند. با توجه به اینکه از پرکاربردترین توابع کرنل، کرنل پایه شعاعی، خطی و چندجمله ای می باشد [۳ و ۱۵]. در این پژوهش از این سه تابع کرنل استفاده شده است. قابل ذکر است فرآیند محاسبات ماشین بردار پشتیبان بر اساس کدنویسی در محیط متلب انجام و پارامترهای توابع کرنل از طریق سعی و خطا بهینه گردیدند.

$$k(x, x_j) = (t + x_i \cdot x_j)^d \quad (8)$$

$$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

$$k(x, x_j) = x_i \cdot x_j \quad (10)$$

[۱۶]. در مدل رگرسیون SVM تابعی مرتبط با متغیر وابسته Y که خود تابعی از چند متغیر مستقل X است، برآورد می شود. مشابه سایر مسائل رگرسیونی فرض می شود رابطه میان متغیرهای مستقل و وابسته با تابع جبری مانند $f(x)$ به علاوه مقداری اغتشاش (خطای مجاز ϵ) مشخص شود [۱۷].

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

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

چنانچه WT ترانهاده بردار ضرایب و b ثابت مشخصه های تابع رگرسیونی و ϕ نیز تابع کرنل باشد، آنگاه هدف پیدا کردن فرم تابعی برای $f(x)$ است. این مهم با آموزش مدل SVM توسط مجموعه ای از داده ها (مجموعه آموزش) محقق می شود [۱۱] برای محاسبه W و b لازم است تابع خطا (معادله ۳) در مدل SVM - ϵ با در نظر گرفتن شرایط مندرج (قیود) در معادله (۴) و (۵) کمینه شود [۹ و ۱۰].

$$\frac{1}{2} W^T \cdot W + C \sum_{i=1}^N \epsilon_i + C \sum_{i=1}^N \epsilon_i^* \quad (3)$$

$$W^T \cdot \phi(X_i) + b - y_i \leq \epsilon + \epsilon_i^* \quad (4)$$

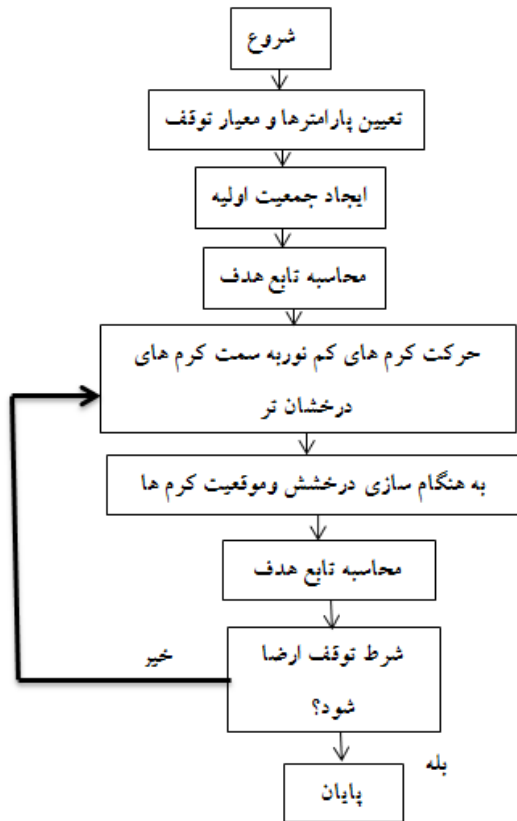
$$y_i - W^T \cdot \phi(X_i) - b \leq \epsilon + \epsilon_i, \epsilon_i, \epsilon_i^* \geq 0, i=1, 2, \dots, N \quad (5)$$

در معادلات بالا C عددی صحیح و مثبت است که عامل تعیین جریمه در هنگام رخ دادن خطای آموزش مدل است. ϕ تابع کرنل، N تعداد نمونه ها و دو مشخصه ϵ_i و ϵ_i^* متغیرهای کمبود هستند. در نهایت تابع SVM رگرسیونی را می توان به فرم زیر بازنویسی کرد:

$$f(x) = \sum_{i=1}^N \bar{\alpha}_i \phi(x_i)^T \cdot \phi(x) + b \quad (6)$$

1. Polynomial
2. Radial Basis Functions (RBF)

الگوریتم کرم شب تاب



شکل ۲: روند نما الگوریتم بهینه سازی FA

محلی است که کرم شب تاب بیشترین جذابیت را داشته باشد.

معیارهای ارزیابی

در این تحقیق به منظور ارزیابی دقت و کارایی مدل‌ها، از نمایه‌های ضریب تبیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین قدر مطلق خطا (MAE) و ضریب نش ساتکلیف (NS) طبق روابط زیر استفاده گردید. بهترین مقدار برای این چهار معیار به ترتیب یک، صفر، صفر و یک می‌باشد.

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}} \quad -1 \leq R \leq 1 \quad (14)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2} \quad 0 \leq RMSE \leq 1 \quad (15)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |x_i - y_i| \quad 0 \leq MAE \leq 1 \quad (16)$$

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \quad -\infty \leq NS \leq 1 \quad (17)$$

در روابط بالا، x_i و y_i به ترتیب مقادیر مشاهداتی و محاسباتی در گام زمانی N ام، 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 تحلیل بیش تر نتایج استفاده شده است.

الگوریتم کرم شب تاب از الگوریتم‌های برگرفته از طبیعت است که رفتار اجتماعی کرم‌های شب تاب را شبیه سازی می‌کند. این الگوریتم توسط یانگ در سال ۲۰۰۸ معرفی گردید [۱۸]. کرم‌های شب تاب نورهایی تولید می‌کنند که الگوی نوری هر کدام با دیگری متفاوت است. آن‌ها به منظور جذب جفت و شکار از این نور استفاده می‌کنند، میزان این نور رابطه مستقیم با جذابیت کرم شب تاب دارد. با در نظر گرفتن میزان نور هر کرم به عنوان مقدار تابع هدف، می‌توان رفتار کرم‌های شب تاب را به صورت یک الگوریتم بهینه ساز مدل نمود. برای راحتی شبیه سازی زندگی کرم‌های شب تاب در فرآیند مدل سازی سه فرض اساسی در نظر گرفته شده است. ۱- کرم‌های شب تاب همگی تک جنسیتی هستند، بنابراین جنسیت نقشی در جذب آن‌ها به سمت یکدیگر ندارد ۲- میزان جذب بین دو کرم شب تاب با درخشندگی آن‌ها نسبت مستقیم و بافاصله بین آن‌ها نسبت عکس دارد؛ بنابراین کرم شب تاب درخشان تر سایر کرم‌های شب تاب که در همسایگی اش است را به سمت خود جذب می‌کند و اگر هیچ کدام درخشان تر از دیگری نبودند حرکت آن‌ها به صورت تصادفی انجام می‌شود.

۳- میزان درخشندگی کرم‌های شب تاب بر اساس مقدار تابع هدف مربوط به آن‌ها تعیین می‌گردد. همان طور که گفته شد میزان جذابیت کرم‌های شب تاب (β) نسبی بوده و به فاصله بین دو کرم شب تاب (r) و ضریب جذب نور (γ) بستگی دارد که از رابطه زیر قابل محاسبه است:

$$\beta_r = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \quad (11)$$

در این رابطه، β_0 ، میزان جذابیت کرم درخشان تر در $r=0$ است. موقعیت کرم N ام پس از حرکت به سمت کرم j ام که درخشان تر است از رابطه زیر محاسبه می‌گردد:

$$x_i^n = x_i^{n-1} + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j^{n-1} - x_i^{n-1}) + \alpha e_i^{n-1} \quad (12)$$

$$r_{ij} = \|x_i - x_j\| \quad (13)$$

که x_i ، موقعیت کرم شب تاب کم نورتر، x_j ، موقعیت کرم شب تاب درخشان تر، n ، شماره تکرار، α ، عددی تصادفی و e_i^{n-1} ، یک بردار از اعداد تصادفی است که می‌تواند داری توزیع یکنواخت یا گوسی باشد. قسمت سوم رابطه ترم تصادفی رابطه محسوب می‌شود که باعث جستجوی جامع تر فضای تصمیم مسئله توسط الگوریتم می‌شود. جذب کرم‌های شب تاب تا جایی ادامه پیدا می‌کند که آن‌ها به سمت درخشان ترین کرم موجود جذب شوند، در واقع این کرم بهترین مقدار را برای تابع هدف ما ایجاد می‌کند. شکل ۲ روند نمای این الگوریتم را نشان می‌دهد.

در تعیین پارامترهای بهینه الگوریتم FA معمولاً مقادیر α و β_0 در بازه $[0, 1]$ و مقدار γ در بازه $[0, 100]$ متغیر است. در مسئله مدل سازی، هدف ما یافتن بهترین نقطه از فضای تصمیم مسئله می‌باشد با این شرط که تمامی قیودات مسئله رعایت شوند؛ بنابراین در حل این مسئله با استفاده از الگوریتم کرم شب تاب بهترین نقطه

درصد باقی مانده جهت آزمون، به صورت تصادفی که گستره وسیعی از انواع داده‌ها را پوشش دهد، انتخاب شد [۸ و ۱۲].

جدول ۲: ترکیب‌های منتخب پارامترهای ورودی

شماره	ساختار ورودی	خروجی
۱	Q(t-1)	Q(t)
۲	Q(t-1), Q(t-2)	Q(t)
۳	Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3)	Q(t)
۴	Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4)	Q(t)

نتایج مدل هیبریدی ماشین بردار پشتیبان - الگوریتم کرم شب‌تاب

به منظور بررسی نتایج حاصل از مدل ترکیبی، ابتدا با استفاده از الگوریتم کرم شب‌تاب، پارامترهای توابع محرک مدل ماشین بردار پشتیبان به بهینه‌ترین میزان بهینه‌سازی می‌شوند سپس مدل مزبور با توجه به مقادیر بهینه‌شده پارامترهای تنظیم کرنل انتخاب می‌شود، هم‌چنین از کرنل‌های توابع پایه شعاعی، چندجمله‌ای و خطی جهت پیش‌بینی جریان استفاده شد که کرنل توابع پایه شعاعی دقت بیش‌تری از خود نشان داده است. در جدول ۴ نتایج حاصل از مدل ترکیبی در ایستگاه‌های منتخب نشان داده شده است. در این جدول مدل هیبریدی در ایستگاه‌های گله رود، سیلاخور، سزار و تله زنگ از دقت بیش‌تر و خطای کم‌تری برخوردار است. در شکل ۳ نمودار پراکنش مدل هیبرید ماشین بردار پشتیبان-الگوریتم کرم شب‌تاب مربوط به مرحله صحت‌سنجی نشان‌دهنده خط برازش مقادیر محاسباتی با بهترین خط برازش $y=x$ است. در این شکل مقادیر تخمینی و مشاهداتی به‌غیر از چند نقطه که روی خط نیمساز قرار گرفته که این امر دلالت بر برابری مقادیر مشاهداتی و محاسباتی بر

یکی از مهم‌ترین مراحل در مدل‌سازی، انتخاب ترکیب مناسبی از متغیرهای ورودی است. از این رو، ابتدا همبستگی متقابل^{۱۱} بین متغیرهای ورودی و خروجی محاسبه گردید و پارامترهای ورودی به منظور دستیابی به مدل بهینه جهت پیش‌بینی جریان رودخانه‌های حوزه آبریز دز انتخاب و در جدول ۲ ارائه شد. در این جدول، ستون‌های (Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Q(t-4)) (به ترتیب جریان رودخانه در زمان‌های t-1, t-2, t-3, t-4 به‌عنوان ورودی و Q(t) (جریان رودخانه در زمان t) به‌عنوان خروجی مدل در نظر گرفته شد. به منظور آموزش ماهیت سازوکار حاکم بر پدیده نه تنها سبب پیچیدگی الگو و افزایش حافظه درگیر خواهد شد، بلکه سبب کاهش دقت مدل نیز می‌شود. لذا در الگوسازی جریان رودخانه نیز بایستی سعی نمود مؤثرترین داده‌های مشاهداتی را به‌عنوان داده‌های آموزشی انتخاب کرد. با توجه به اینکه در تحقیق حاضر تأثیر توالی دبی روزهای قبل در پیش‌بینی دبی روز مدنظر بوده، صرفاً از داده‌های نرمال شده دبی جریان با توالی برگشتی تا چهار روز به‌عنوان داده‌های آموزشی، به صورت ترکیب‌های مختلف مطابق جدول استفاده شده است که از این پس از آن‌ها به‌عنوان الگو نام‌برده خواهد شد و هم‌چنین با توجه به اینکه مقدار همبستگی متقابل بین داده‌های ورودی و خروجی که مطابق جدول ۳ بیش از ۰/۷۵۰ حاصل شد، ترکیب‌های مختلفی از پارامترهای ورودی به منظور دستیابی به مدل بهینه جهت تخمین جریان روزانه حوزه آبریز دز استفاده گردید. بدین منظور از داده‌های ایستگاه‌های هیدرومتری آبگره، گله رود، سیلاخور، آبسرد، تیره مروک، تیره دورود، چم چیت، سزار، تنگ پنج و تله زنگ واقع در حوزه آبریز دز که دارای ۳۶۵۰ رکورد ثبت شده طی بازه زمانی (۱۴۰۲-۱۳۹۲)، در مقیاس زمانی روزانه می‌باشد، استفاده شد. در نهایت تعداد ۲۹۲۰ رکورد برای آموزش و تعداد ۷۳۰ رکورد باقی‌مانده برای صحت‌سنجی مدل‌های مورد بررسی انتخاب شد. لازم به ذکر است جهت مدل‌سازی ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰

جدول ۳: همبستگی متقابل بین پارامترهای ورودی و خروجی

ایستگاه	Q(t-1)	Q(t-2)	Q(t-3)	Q(t-4)
آبگره	۰/۹۳۰	۰/۸۹۰	۰/۸۴۰	۰/۷۸۰
تیره مروک	۰/۹۴۱	۰/۸۹۵	۰/۸۶۲	۰/۸۱۰
گله رود	۰/۹۶۳	۰/۹۲۳	۰/۸۸۴	۰/۸۲۵
سیلاخور	۰/۹۵۲	۰/۹۰۱	۰/۸۵۸	۰/۸۱۲
تیره	۰/۹۲۴	۰/۸۸۱	۰/۸۲۵	۰/۷۷۲
چم چیت	۰/۸۹۳	۰/۸۳۳	۰/۸۰۴	۰/۷۵۰
آبسرد	۰/۹۲۶	۰/۸۸۴	۰/۸۳۲	۰/۷۹۳
سزار	۰/۹۵۴	۰/۸۹۸	۰/۸۶۲	۰/۸۲۱
تله زنگ	۰/۹۴۳	۰/۸۹۵	۰/۸۶۸	۰/۸۱۵
تنگ پنج	۰/۹۳۳	۰/۸۸۷	۰/۸۴۵	۰/۷۹۲

1. Cross-correlation

اساس خط $(y=x)$ است. هم‌چنین همان‌طور که در این شکل مشهود است مدل هیبریدی در پیش‌بینی مقادیر ماکزیمم و مینیمم از عملکرد قابل قبولی برخوردار است به‌گونه‌ای که این مقادیر را نزدیک به مقدار واقعی‌شان تخمین زده است.

نتایج مدل ماشین بردار پشتیبان

به‌منظور مدل‌سازی دبی جریان از مدل SVM می‌توان انواع تابع کرنل را مورد بررسی قرارداد که از بین توابع کرنل، کرنل‌های چندجمله‌ای و توابع پایه شعاعی از انواع رایج مورد استفاده در هیدرولوژی می‌باشند، انتخاب گردید؛ که در این پژوهش سه کرنل خطی، چندجمله‌ای و توابع پایه شعاعی مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاصل بررسی مدل‌ها در جدول ۵ آورده شده است. در این جدول مدل ماشین بردار پشتیبان در ایستگاه گله رود از دقت بیش‌تر و خطای کم‌تری برخوردار است. در شکل ۴ نمودار بهترین مدل

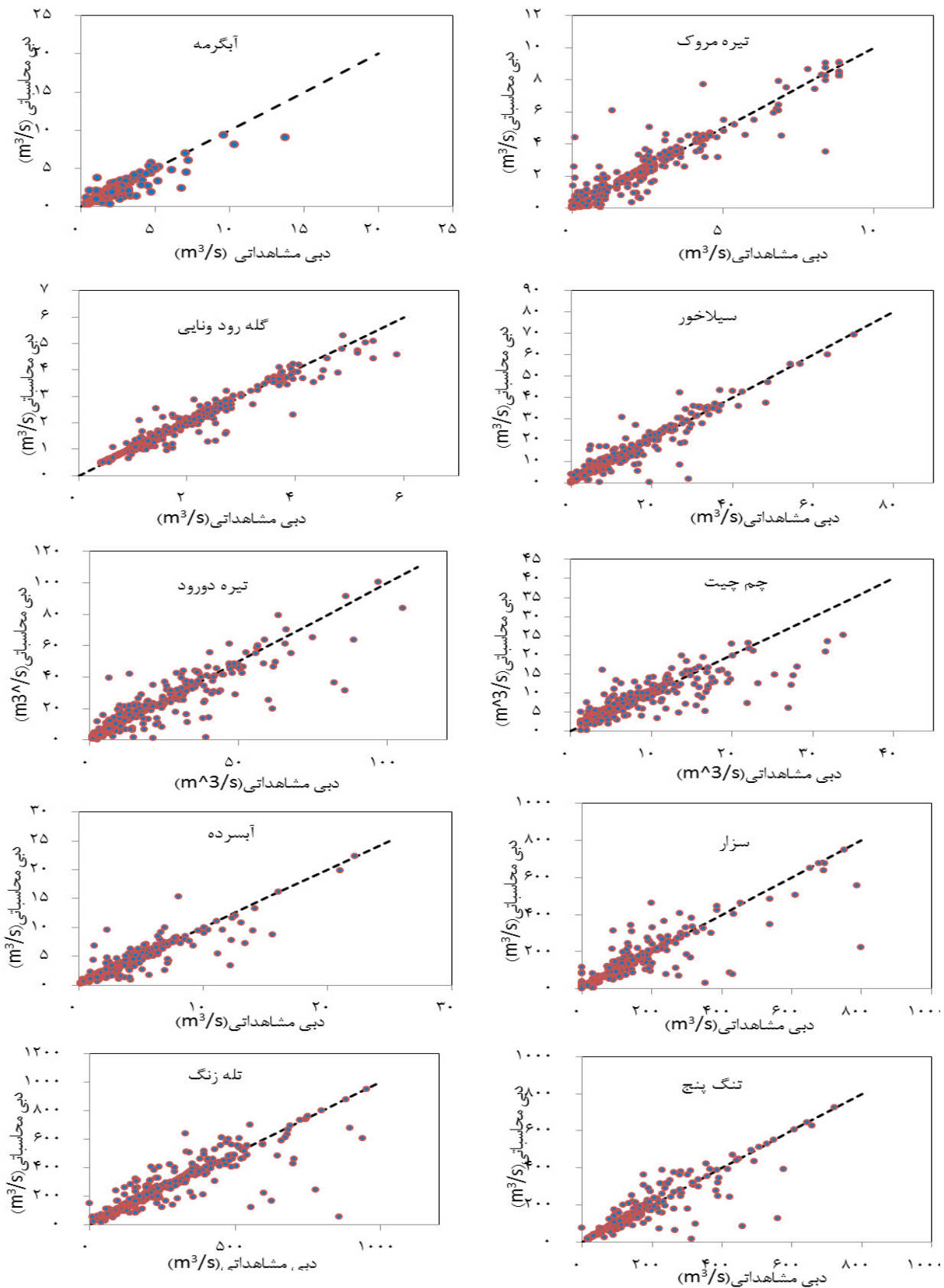
حاصل شده برای داده‌های بخش صحت‌سنجی نشان داده شده است. همان‌طور که در این شکل مشخص است بیش‌تر مقادیر تخمینی و مشاهداتی به‌غیر از یک نقطه روی خط نیمساز قرار گرفته و این امر دلالت بر عدم برازش مقادیر مشاهداتی و محاسباتی بر اساس خط $(y=x)$ می‌باشد. هم‌چنین همان‌طور که در شکل ۴ نشان داده شده است مدل ماشین بردار پشتیبان در تخمین مقادیر مینیمم مناسبی از خود نشان داده است؛ که این نتایج با پژوهش‌های [۶] همخوانی دارد. در تبیین این نتایج می‌توان بیان نمود با توجه به اینکه ماشین بردار پشتیبان بر مبنای استفاده از اصل استقرای کمینه‌سازی خطای ساختاری است بنابراین در شبیه‌سازی، با به‌کارگیری روش یادگیری با نظارت در توابع پایه شعاعی باعث می‌شود تخمین پارامتر از سرعت بالا و خطای کم‌تری نسبت به سایر کرنل‌ها داشته باشد و این یکی از ویژگی‌های ممتاز توابع پایه شعاعی محسوب می‌شود.

جدول ۴: تحلیل نتایج مدل هیبریدی ماشین بردار پشتیبان-الگوریتم کرم شب‌تاب برای ایستگاه‌های منتخب

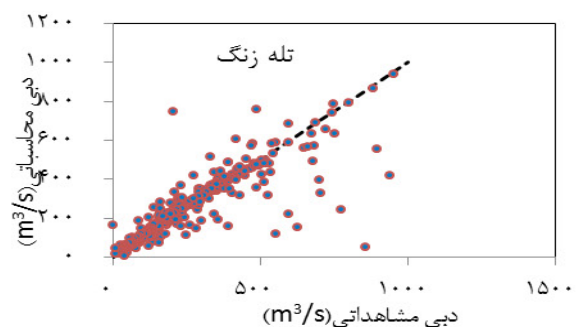
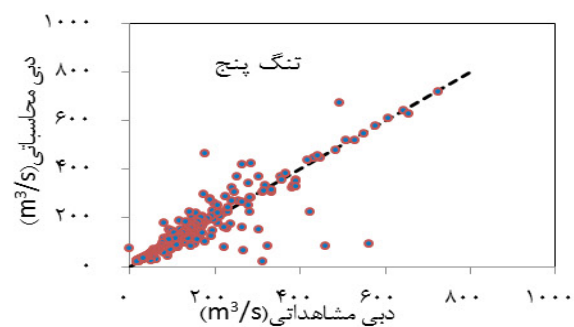
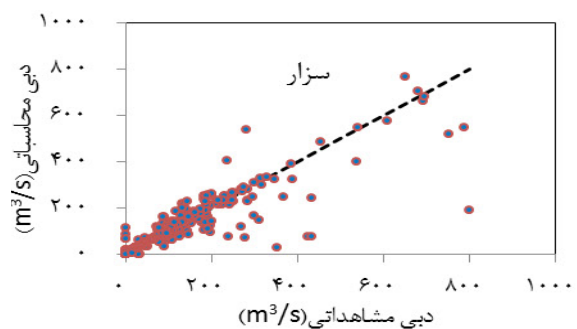
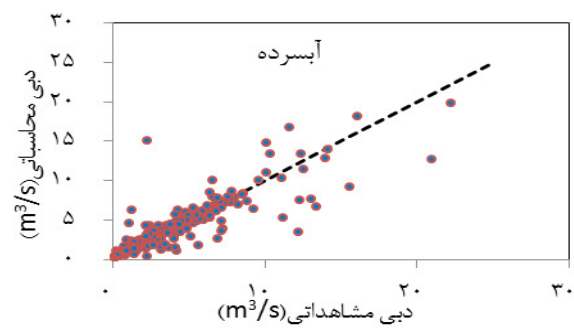
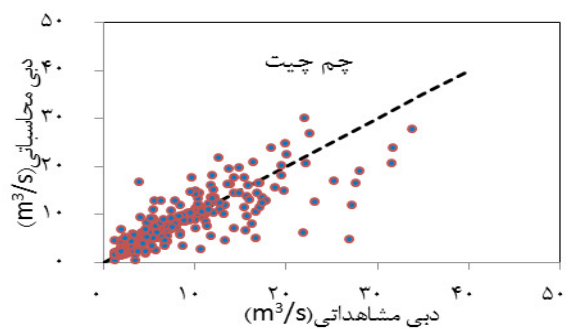
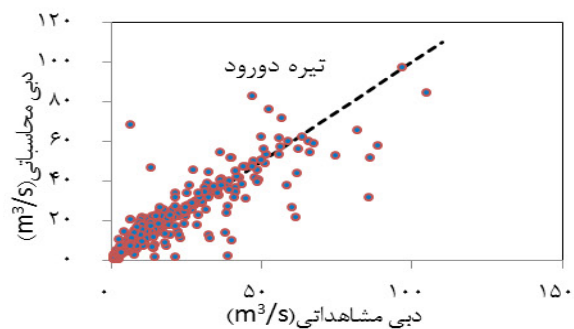
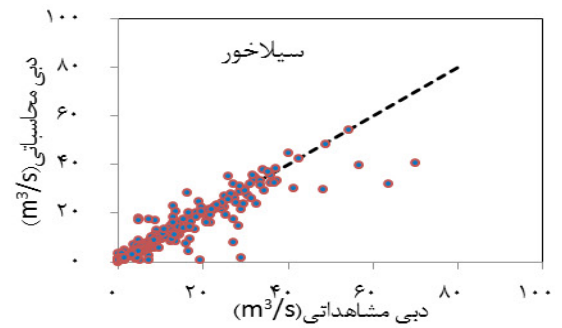
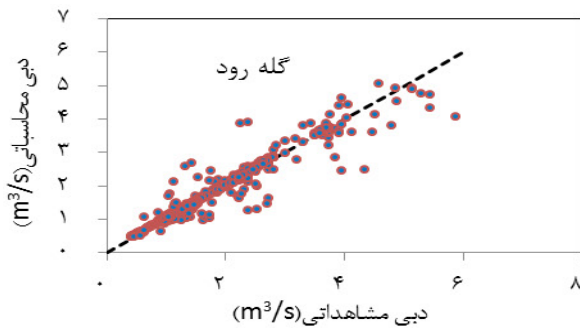
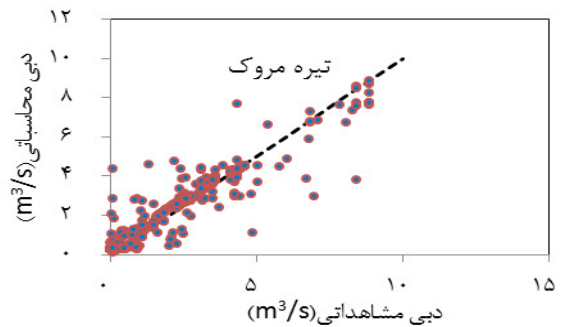
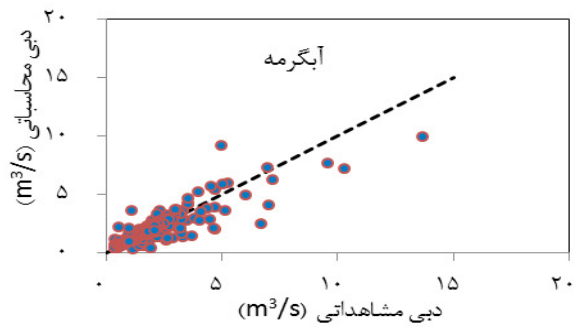
ایستگاه	آموزش			صحت‌سنجی			
	R	RMSE (m ³ /s)	MAE (m ³ /s)	NS	R	RMSE (m ³ /s)	MAE (m ³ /s)
آبگرمه	۰/۹۰۸	۰/۰۶۵	۰/۰۳۲	۰/۹۳۰	۰/۹۳۱	۰/۰۵۰	۰/۰۲۵
تیره مروک	۰/۹۲۲	۰/۰۷۰	۰/۰۳۵	۰/۹۴۰	۰/۹۶۲	۰/۰۴۲	۰/۰۳۰
گله رود	۰/۹۴۰	۰/۰۳۵	۰/۰۲۵	۰/۹۶۲	۰/۹۶۶	۰/۰۲۵	۰/۰۱۸
سیلاخور	۰/۹۳۰	۰/۰۷۲	۰/۰۳۶	۰/۹۵۰	۰/۹۶۱	۰/۰۴۰	۰/۰۲۲
تیره	۰/۹۱۰	۰/۰۷۰	۰/۰۳۵	۰/۹۲۰	۰/۹۲۲	۰/۰۵۲	۰/۰۲۸
چم چیت	۰/۸۴۰	۰/۱۳۲	۰/۰۹۱	۰/۸۶۲	۰/۸۸۲	۰/۱۰۸	۰/۰۵۲
آبسرده	۰/۹۱۰	۰/۰۶۶	۰/۰۳۱	۰/۹۳۵	۰/۹۳۰	۰/۰۴۸	۰/۰۲۴
سزار	۰/۹۳۰	۰/۰۴۸	۰/۰۲۸	۰/۹۵۵	۰/۹۴۸	۰/۰۳۲	۰/۰۱۸
تله زنگ	۰/۹۲۱	۰/۰۵۲	۰/۰۳۵	۰/۹۴۰	۰/۹۵۱	۰/۰۳۴	۰/۰۲۹
تنگ پنج	۰/۹۱۵	۰/۰۶۱	۰/۰۲۸	۰/۹۳۰	۰/۹۳۲	۰/۰۴۲	۰/۰۲۱

جدول ۵: تحلیل نتایج مدل ماشین بردار پشتیبان برای ایستگاه‌های منتخب

ایستگاه	آموزش			صحت‌سنجی			
	R	RMSE (m ³ /s)	MAE (m ³ /s)	NS	R	RMSE (m ³ /s)	MAE (m ³ /s)
آبگرمه	۰/۸۹۱	۰/۱۱۶	۰/۰۷۳	۰/۹۱۰	۰/۹۱۷	۰/۰۸۵	۰/۰۴۲
تیره مروک	۰/۹۲۲	۰/۰۷۵	۰/۰۳۴	۰/۹۴۱	۰/۹۴۰	۰/۰۶۰	۰/۰۲۹
گله رود	۰/۹۳۶	۰/۰۶۷	۰/۰۲۷	۰/۹۵۵	۰/۹۵۰	۰/۰۲۵	۰/۰۱۷
سیلاخور	۰/۹۲۷	۰/۰۶۷	۰/۰۳۲	۰/۹۴۵	۰/۹۴۷	۰/۰۴۸	۰/۰۲۱
تیره	۰/۸۹۲	۰/۱۱۱	۰/۰۷۰	۰/۹۱۲	۰/۹۱۴	۰/۰۸۵	۰/۰۴۵
چم چیت	۰/۸۱۷	۰/۱۳۱	۰/۰۸۷	۰/۸۴۰	۰/۸۵۲	۰/۱۱۰	۰/۰۶۵
آبسرده	۰/۸۸۵	۰/۱۱۸	۰/۰۷۶	۰/۹۰۵	۰/۹۱۵	۰/۰۸۴	۰/۰۴۵
سزار	۰/۹۱۷	۰/۰۸۴	۰/۰۳۶	۰/۹۳۵	۰/۹۴۲	۰/۰۵۸	۰/۰۳۲
تله زنگ	۰/۹۱۱	۰/۰۸۸	۰/۰۴۰	۰/۹۳۰	۰/۹۳۵	۰/۰۶۰	۰/۰۳۸
تنگ پنج	۰/۸۹۰	۰/۱۰۵	۰/۰۶۱	۰/۹۱۷	۰/۹۰۵	۰/۰۷۰	۰/۰۵۸



شکل ۳: نمودار پراکنش مقادیر مشاهداتی و محاسباتی حاصل از مدل هیبریدی ماشین بردار پشتیبان-الگوریتم کرم شب‌تاب در مرحله صحت‌سنجی

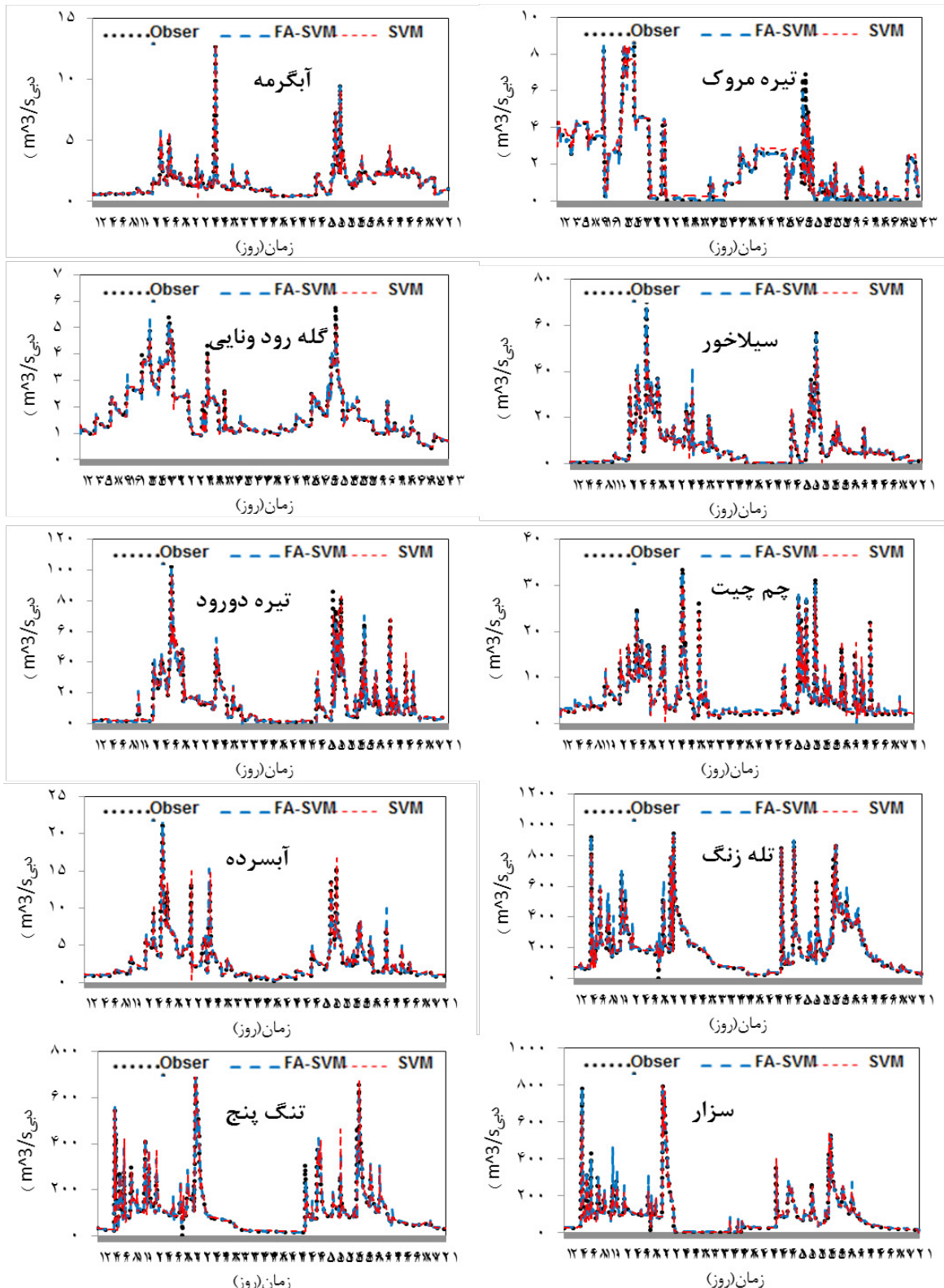


شکل ۴: نمودار پراکنش مقادیر مشاهداتی و محاسباتی حاصل از مدل ماشین بردار پشتیبان در مرحله صحت‌سنجی

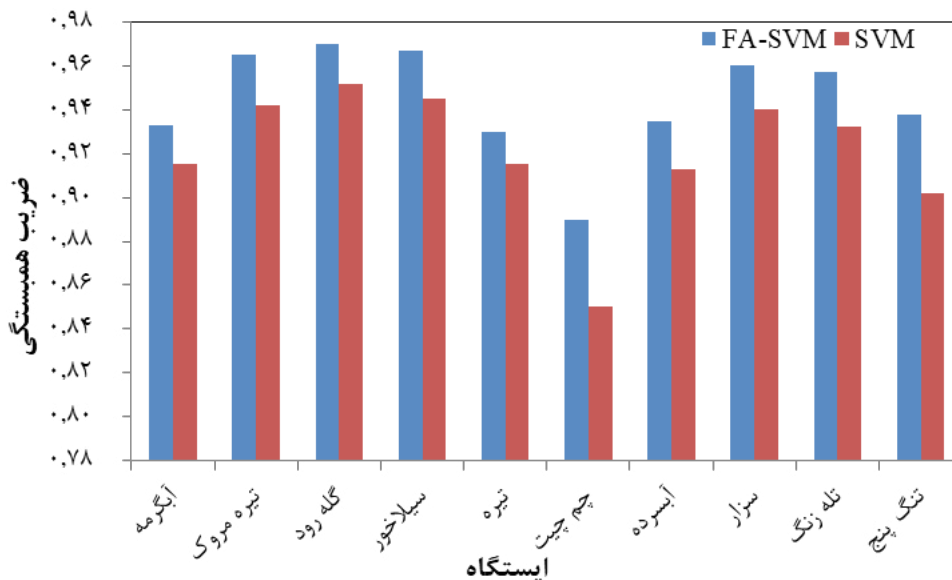
مقایسه عملکرد مدل‌ها

دبی حوزه آبریز دز را شبیه‌سازی کنند در شکل ۵ که مقادیر معیار ارزیابی ضریب همبستگی مدل‌های مورد بررسی در ایستگاه‌های حوزه آبریز دز نشان داده شده است مدل هیبریدی ماشین بردار

در ادامه با انتخاب جواب بهینه هر کدام از مدل‌ها و مقایسه آن‌ها با یکدیگر مشخص گردید، هر دو مدل با دقت خوبی توانسته‌اند



شکل ۵: نمودار مقادیر مشاهداتی و محاسباتی حاصل از مدل‌های ماشین بردار پشتیبان-الگوریتم کرم شب‌تاب و ماشین بردار پشتیبان در مرحله صحت‌سنجی



شکل ۶: میزان ضریب همبستگی مدل‌های مورد بررسی در بخش صحت‌سنجی

دقت بیشتر و خطای کم‌تری نسبت به مدل ماشین بردار پشتیبان از خود نشان داده است. در مجموع این تحقیق نشان می‌دهد استفاده از مدل ترکیبی ماشین بردار پشتیبان-الگوریتم کرم شب‌تاب می‌تواند در زمینه پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه‌ها مؤثر باشد. همچنین، این مدل می‌تواند به‌نوبه خود برای تسهیل توسعه و پیاده‌سازی استراتژی‌های مدیریت آب‌های سطحی مفید باشد؛ و گامی در اتخاذ تصمیمات مدیریتی در جهت بهبود کمیت جریان رودخانه‌ها می‌باشد.

منابع

1. Adnan, R., Liang, Z., Heddami, S., Kermani, M., Kisi, O., and Li, B. 2019. Least square support vector machine and multivariate adaptive regression splines for streamflow prediction in mountainous basin using hydro-meteorological data as inputs. *Journal of Hydrology*, 19(4), 432-448.
2. Alizadeh, F., Gharamaleki, A., Jalilzadeh, M., and Akhoundzadeh, A. 2020. Prediction of River Stage-Discharge Process Based on a Conceptual Model Using EEMD-WT-LSSVM Approach. *Water Resources*, 47(3), 41-53.
3. Basak, D., Pal, S., and Patranabis, D.C. 2007. Support vector regression. *Neural Inf. Process*, 11(2), 203-225.
4. Ghorbani, M.A., Khatibi, R., Geol, A., Fazelifard, M.H., and Azani, A. 2016. Modeling river discharge time series using support vector machine and artificial neural networks. *Environmental Earth Sciences*, 75(4),

پشتیبان- الگوریتم کرم شب‌تاب دقت بیشتری در ایستگاه‌های مورد بررسی به دلیل همپوشانی داده‌های محاسباتی با مشاهداتی از خود نشان داده است که این امر در ایستگاه‌های چم چیت و تنگ پنج مشهود است. همچنین در ایستگاه‌های تیره دورود و آبگره هر دو مدل مورد بررسی در برآورد دبی رودخانه‌های حوزه آبریز دز کارایی مناسبی دارند. نمودار مقادیر دبی جریان حاصل از مدل‌های ماشین بردار پشتیبان- الگوریتم کرم شب‌تاب و ماشین بردار پشتیبان در مرحله صحت‌سنجی در شکل ۶ نشان داده شده است در این شکل مدل ماشین بردار پشتیبان- الگوریتم کرم شب‌تاب در تخمین مقادیر مینیمم و ماکزیمم ایستگاه‌های مورد بررسی عملکرد مناسبی از خود نشان داده است.

نتیجه‌گیری

در این تحقیق سعی بر آن شد عملکرد مدل‌هایی جهت شبیه‌سازی جریان روزانه رودخانه‌های حوزه آبریز دز با استفاده از داده‌های روزانه مورد ارزیابی قرار گیرد. مدل‌های به کار گرفته شده شامل مدل هیبریدی ماشین بردار پشتیبان-الگوریتم کرم شب‌تاب و ماشین بردار پشتیبان است. مقادیر جریان مشاهداتی با جریان پیش‌بینی شده در مدل‌های مذکور (مدل هیبریدی ماشین بردار پشتیبان- الگوریتم کرم شب‌تاب و ماشین بردار پشتیبان)، با استفاده از معیارهای ارزیابی مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج تحقیق را می‌توان به صورت زیر خلاصه نمود: نتایج نشان داد که در هر دو مدل مورد بررسی شامل مدل هیبریدی ماشین بردار پشتیبان- الگوریتم کرم شب‌تاب و ماشین بردار پشتیبان، در ساختاری متشکل از ۱ تا ۴ تأخیر زمانی نتایج بهتری نسبت به سایر ساختارها ارائه می‌دهد. همچنین با توجه به معیارهای ارزیابی نتیجه شد که هر دو مدل مورد بررسی، می‌توانند با عملکرد مناسبی میزان جریان روزانه رودخانه را پیش‌بینی نمایند. در این میان، مدل هیبرید ماشین بردار پشتیبان- الگوریتم کرم شب‌تاب

13. Sedighi, F., Vafakhah, M., and Javadi, MR. 2016. Rainfall–Runoff modeling using support vector machine in snow-affected watershed. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 41(10), 4065-4076.
14. 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.
15. Vapnik, V., and 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.
16. Vapnik, V.N. 1995. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer, New York.
17. Vapnik, V.N. 1998. *Statistical learning theory*. Wiley, New York
18. Yang, X.S. 2008. *Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms*, Luniver Press.
19. Yoon, H., Jun, S.C., Hyun, Y., Bae, G.O., and Lee, K.K. 2011. A comparative study of artificial neural networks and support vector machines for predicting groundwater levels in a coastal aquifer. *J Hydrol*, 396(4), 128–138.
20. Zhao, X., Chen, X., Xu, Y., Xi, D., Zhang, Y., and Zheng, X. 2017. An EMD-based chaotic least squares support vector machine hybrid model for annual runoff forecasting. *Water*, 9(3), 153-164.
- 675-685
5. Ghorbani, M.A., Khatibi, R., Karimi, V., Yaseen, Z.M., and Zounemat-Kermani, M. 2018. Learning from multiple models using artificial intelligence to improve model prediction accuracies: Application to River Flows. *Water Resour Management*, 32(13), 4201-4215.
6. Ghorbani, M.A., Deo, R.C., Karimi, V., Yassen, Z.M., and Terzi, O. 2018. Implementation of a hybrid MLP-FFA model for water level prediction of Lake Egirdir, Turkey. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 32(6), 1683-1697.
7. Huang, S., Chang, J., Huang, Q., and Chen, Y. 2014. Monthly streamflow prediction using modified emd-based support vector machine. *Journal of Hydrology*, 511(4), 764-775.
8. Kisi, O., Karahan, M., and Sen, Z. 2006. River suspended sediment modeling using fuzzy logic approach. *Hydrol Process*, 20(2), 4351-4362.
9. Lin, J.Y., Cheng, C.T., and Chau, K.W. 2006. Using support vector machines for long-term discharge prediction. *Hydrolog Sci J*, 51(3), 599–612.
10. Liong, S.Y., and Sivapragasam, C. 2002. Flood stage forecasting with support vector machines. *J Am Water Resour*, 38(4), 173–186.
11. Misra, D., Oommen, T., Agarwa, A., Mishra, S.K., and Thompson, A.M. 2009. Application and analysis of support vector machine based simulation for runoff and sediment yield. *Biosyst Eng*, 103(3), 527–535.
12. Nagy, H., Watanabe, K., and Hirano, M. 2002. Prediction of sediment load concentration in rivers using artificial neural network model. *Journal of Hydraulics Engineering*, 128(3), 558-559.



Abstract

Estimating River Flows With a New Hybrid ModelH.R. Babaali ^{*1}, R. Dehghani² and F. Dehghani³

Received: 2024/05/13 Accepted: 2024/05/28

River flow prediction is one of the key issues in the management and planning of water resources, in particular the adoption of proper decisions in the event of floods and droughts. To predict the flow rate of rivers, various approaches have been introduced in hydrology, the most important of which are the intelligent models. In this study, a hybrid, model Firefly Algorithm- support vector machine, was applied to estimate the discharge of Dez river basin based on the daily discharge statistics provided by the hydrometric stations located at the upstream of the dam during the statistical period (2002-2022) and its performance was compared with the support vector machine model. The correlation coefficients, root mean square error, and mean absolute error was used for evaluation and a comparison of the performance of models. The results showed that the hybrid structures presented acceptable outcomes in the modeling of river discharge. A comparison of models also showed that the hybrid model of Firefly Algorithm-support vector machine has a better performance in forecasting the flow. In conclusion, the use of the FA-SVM model could be effective in estimating flood peak discharge.

Keywords: Dez basin, Firefly, Prediction, Support vector machine.

1. Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Islamic Azad University, Khorramabad branch, Iran. Email: hr.babaali91@gmail.com
2. PhD in Water Sciences and Engineering, Department of Soil Conservation and Watershed Management, Lorestan Province Agriculture and Natural Resources Research and Education Center, Agricultural Research, Education and Extension Organization, Khorramabad, Iran
3. Bachelor student, Department of Civil Engineering, Lorestan University, Iran