محور مقاله: فرسایش آبی، سیلاب و حفاظت خاک و آب

پیش بینی جریان رودخانه با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (SVM) (مطالعه موردی: رودخانه قزل اوزن)

مجید محمدی ایالوئی[۱*]، حسن اوجاقلو[۲]

[۱]دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب، سازمان مدیریت و برنامه ریزی استان زنجان

[۲] استادیار گروه علوم و مهندسی آب دانشکده کشاورزی، دانشگاه زنجان

چکیده

جریان رودخانه یکی از مهمترین مولفه های منابع آب محسوب می شود و همواره تغییرات جریان مشکلاتی را در بخش‌های مختلف به خصوص مدیریت بحران بوجود آورده است. بنابراین مدیریت این منابع و پیش بینی میزان جریان آب رودخانه ها جهت برنامه ریزی مصرف آن در آینده امری مهم و ضروری به حساب می آید. در این تحقیق کارایی روش ماشین بردار پشتیبان در پیش بینی جریان رودخانه قزل اوزن مورد ارزیابی قرار گرفت. به این منظور از آمار مقدار جریان متوسط ماهانه رودخانه قزل اوزن در یک دوره ۳۹ ساله از سال ۱۳۵۵تا ۱۳۹۳ در ایستگاه بیانلو-یساول استفاده شد که ۷۵ درصد داده ها برای آموزش و ۲۵ درصد برای تست مدل بکار رفت. در این مدل از شش ترکیب مختلف داده ورودی که شامل جریان یک، دو و سه ماه قبل و شماره ماه های جریان بود استفاده شد. و نتایج آن با استفاده از معیارهای ارزیابی ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا مورد بررسی قرار گرفت. مقادیر معیارهای R و RMSE به ترتیب برابر با ۰/۷۲۹ و ۱۰/۹۴۶ (m^3/s) به دست آمد. نتایج نشان داد، ترکیب های ورودی شامل ماه های جریان نتایج بهتری در تخمین جریان رودخانه داشته و در حالت کلی مدل ماشین بردار پشتیبان عملکرد قابل قبولی در پیش بینی جریان ماهانه داشته است.

کلمات کلیدی: پیش بینی دبی، جریان ماهانه، ماشین بردار پشتیبان ، رودخانه قزل اوزن.

مقدمه

افزایش برای تقاضای آب در مناطق مختلف به ویژه در نواحی خشک و نیمه خشک، نیاز به مدیریت بهینه منابع آب را بیش از پیش نشان می دهد. پیش بینی دقیق و به موقع منابع آب در دسترس را می توان نکته کلیدی در برنامه ریزی، مدیریت و بهره برداری بهینه از منابع آب قلمداد کرد. بر این پایه دستیابی به روش های مطمئن پیش بینی جریان رودخانه ها به منظور برنامه ریزی در بهره برداری به موقع از منابع آب از اهمیت روزافزونی برخوردار است. در مناطقی که جریان رودخانه با تاسیسات ویژه ای کنترل می شود، مدل های پیش بینی جریان رودخانه ها به عنوان ابزار مناسبی در برنامه ریزی و مدیریت منابع آب مورد بهره گیری قرار می گیرند. پیش بینی رواناب و پیش آگاهی از میزان آب در دسترس می تواند در تقسیم بهینه منابع آب برای آبیاری، تولید جریان برق، کنترل سیلاب، برنامه ریزی کاربرد آب در بخش های صنعت، کشاورزی و شرب، حفاظت زیستگاه های منطقه های طبیعی، کنترل آلودگی آب و نیز گسترش بهره گیری تفرجگاهی از منابع و اراضی مفید بوده و منافع اقتصادی در بر داشته باشد. علاوه بر این، بهبود مدل ها و افزایش دقت پیش بینی را با توجه به اثرگذاری یادشده می‌توان به عنوان درآمد اقتصادی که در این راستا فراهم می‌شود در نظر گرفت. بنابراین مطالعه و بررسی روش های نوین و تعیین الگوریتم های مناسب جهت پیش بینی و مدل‌سازی مقادیر دبی رودخانه ها ضروری به نظر می رسد (فتاحی، دلاور و نوری، ۱۳۹۱).

پژوهشگران متعددی در دهه‌های اخیر روش‌های مختلفی را در پیش بینی جریان رودخانه‌ها به کار برده و مورد بررسی قرار داده اند که در این بین روش های هوشمند هم چون ماشین بردار پشتیبان SVM[۱] در علوم مهندسی آب و به ویژه پیش بینی جریان گسترش چشم گیری داشته است.

آداموفسکی (۲۰۱۳) دو مدل ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی را برای شبیه سازی بارش- رواناب در یک حوضه کوهستانی با داده‌های محدود در یوتارانچال هندوستان به کار گرفت. نتایج بررسی وی نشان از توانایی مدل ماشین بردار پشتیبان با تابع کرنل پایه شعاعی در پیش بینی رواناب مستقیم، جریان پایه و جریان کل این منطقه کوهستانی و پر از تپه داشت. قربانی و همکاران (۲۰۱۶) جهت پیش بینی جریان روزانه رودخانه سایپرس تگزاس از مدل های ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی استفاده نمودند و همچنین معیارهای ضریب همبستگی و ریشه میانگین مربعات خطا را جهت ارزیابی مدل ها به کار بردند و دریافتند مدل ماشین بردار پشتیبان عملکردی مناسبی جهت پیش بینی جریان رودخانه داشته و نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی از دقت مطلوبی برخوردار است .

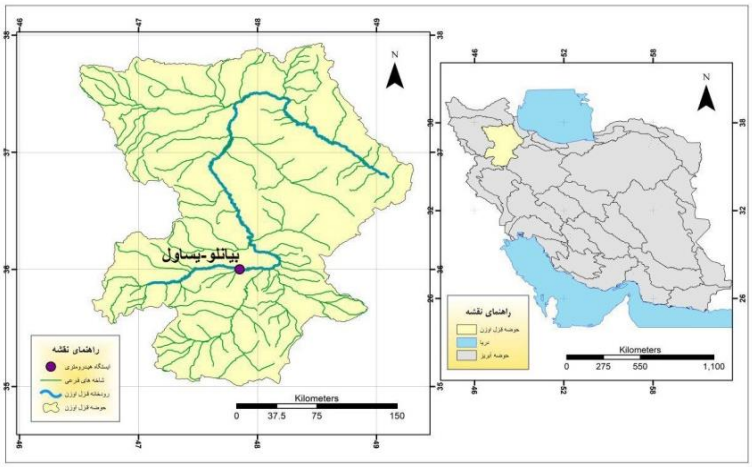
* ایمیل نویسنده مسئول: majidmohammadi.a94@gmail.com

1 - Support Vector Machine

محرم پور و همکاران (۱۳۹۰) دبی رودخانه قره سو را با استفاده از ماشین بردار پشتیبان پیش بینی کردند. در این پژوهش با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان سری های زمانی و اطلاعات یک دوره ۱۸ساله از سال ۶۸ تا ۸۶ از رودخانه قره سو جهت تولید جریان مصنوعی مورد استفاده قرارگرفت. نتایج نشان از قدرت این روش در پیش بینی دبی می باشد. موذنی و ذونعمت کرمانی (۱۳۹۶) جهت تخمین دبی جریان در مقاطع مرکب از مدل ماشین بردار پشتیبان استفاده نمودند. نتایج حاکی ازدقت وکارایی بالای مدل SVM و به خصوص در حین استفاده از کرنل RBF بوده است به طوری که این کرنل با معیارهای ضرب راندمان، ریشه میانگین مربعات خطا و ضریب همبستگی، به ترتیب مقادیر ۰/۹۸۴۷، ۰/۰۰۱۴۲و ۰/۹۹۲۷ را کسب کرده است. دهقانی و همکاران (۱۳۹۶) در پژوهشی جهت مدل سازی جریان روزانه رودخانه کشکان واقع در استان لرستان از مدل های ماشین بردار پشتیبان، برنامه ریزی بیان ژن و شبکه بیزین استفاده نمودند. . نتایج نشان داد هر سه مدل، در ساختاری متشکل از ۱ تا ۵ تأخیر زمانی نتایج بهتری نسبت به سایر ساختارهای تعیین شده دارد. همچنین، با توجه به معیارهای ارزیابی مشخص شد که از بین مدل های به کار رفته مدل ماشین بردار پشتیبان، با بیش ترین دقت R، کم ترین ریشه میانگین مربعات خطا RMSE و کم ترین میانگین قدرمطلق خطا MAE در مرحله صحت سنجی عملکرد بهتری نسبت به مدل های شبکه بیزین و برنامه ریزی بیان ژن دارد. با عنایت به موارد فوق در این تحقیق محققان سعی می کنند که کارایی مدل ماشین بردار پشتیبان را برای پیش بینی جریان ماهانه رودخانه قزل اوزن استان زنجان ارزیابی کنند و دقت این مدل را در این تخمین مورد بررسی قرار دهند.

مواد و روش ها

منطقه مورد مطالعه و داده های مورد نیاز: رودخانه قزل اوزن که در شمال غرب کشور واقع شده مهمترین رودخانه حوضه سفیدرود می‌باشدکه در دوره های اخیر زمین شناسی دچار تحولات زیادی شده است. سرچشمه رودخانه ی قزل اوزن از ارتفاعات چهل چشمه کردستان بوده و با طولی بالغ بر ۷۰۰ کیلومتر پس از عبور از استان های زنجان، آذربایجان شرقی و اردبیل ضمن دریافت شاخه های متعدد با رودخانه ی شاهرود تلاقی و وارد مخزن سد سفیدرود می‌گردد .وسعت حوضه ی آبخیز آن نزدیک به ۴۹۴۰۰ کیلومتر مربع است (رضایی مقدم و همکاران ۱۳۹۰). شکل ۱ حوضه آبریز قزل اوزن و موقعیت ایستگاه هیدرومتری بیانلو-یساول واقع در استان زنجان را نشان می دهد.



شکل ۱- موقعیت حوضه قزل اوزن و ایستگاه آب سنجی بیانلو-یساول

در این مطالعه از داده های دبی جریان ماهانه ایستگاه هیدرومتری بیانلو-یساول واقع در رودخانه قزل اوزن زنجان در طول دوره آماری ۱۳۹۳-۱۳۵۵ استفاده گردید.

ماشین بردار شتیبان

ماشین بردار پشتیبان یکی از روش های یادگیری تحت نظارت[۲] است که هم برای دسته بندی و هم رگرسیون قابل استفاده است. این روش توسط وپنیک در سال ۱۹۹۸ بر پایه تئوری یادگیری آماری[۳] بنا نهاده شده است. SVM روشی برای طبقه بند ی دوتائی در فضای

ویژگی های دلخواه است و از این رو روشی مناسب برای مسائل پیش‌بینی به شمار می رود (پای و هان، ۲۰۰۷).

در مدل رگرسیون SVM، بردار پشتیبان 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 که رابطه میان متغیرهای مستقل و وابسته با تابع جبری مانند$f(x)$ به علاوه مقداری اغتشاش[۴] (خطای مجاز(ε)) مشخص شود.(واپین ۱۹۹۸).

$$f(x) = W^T.\emptyset(x) + b \quad (۱)$$

$$y = f(x) + noise \quad (۲)$$

چنانچه W (بردار ضرایب) و b (ثابت) مشخصه های تابع رگرسیونی و Ø نیز تابع کرنل[۵](هسته) باشد،آنگاه هدف پیدا کردن فرم تابعی برای $f(x)$ است. این مهم با آموزش مدل SVM توسط مجموعه ای از نمونه ها (مجموعه آموزش) محقق می شود. این روند شامل بهینه سازی متوالی تابع خطاست. بسته به تعریف این تابع خطا دو نوع مدل SVM تعریف می شود:

SVM رگرسیونی نوع ۱ (به عنوان ε -SVR رگرسیونی نیز شناخته می شود)؛

SVM رگرسیونی نوع۲ (به عنوان ν- SVR رگرسیونی نیز شناخته می شود)؛

شایان ذکر است که مدل ε -SVM رگرسیونی در مطالعات رگرسیونی کاربرد بیشتری دارد. بنابراین برای محاسبه W و b لازم است تابع خطا معادله ۳در مدل ε -SVM با در نظر گرفتن شرایط مندرج (قیود) در معادله ۴، بهینه شود.

$$\frac{1}{2}W^T.W + C\sum_{i=1}^{N}\xi_i + C\sum_{i=1}^{N}\xi_i^* \quad (۳)$$

$$W^T.\emptyset(X_i) + b - y_i \le \varepsilon + \xi_i^* \quad (۴)$$

$$y_i - W^T.\emptyset(X_i) - b \le \varepsilon + \xi_i$$

$$\xi_i, \xi_i^* \ge 0 \ , \ i = 1,2,\dots,N$$

در معادلات بالا C عددی صحیح مثبت است که عامل تعیین جریمه در هنگام رخداد خطای آموزش مدل است. Ø تابع کرنل، N تعداد نمونه‌ها و دو مشخصه ξ_i و ξ_i^* متغیرهای کمبود[۶] هستند که حد بالا و پایین خطای مجاز ε را مشخص می‌کنند. .(کاراموز و همکاران ۲۰۰۹) در این مدل از توابع مختلف کرنل برای ساخت انواع مختلف ε -SVM استفاده میشود که کرنل تابع پایه شعاعی (RBF) به عنوان بهترین انتخاب از بین دیگر توابع کرنل گزارش شده است (دیباک و همکاران ۲۰۰۱).

ارزیابی مدل

به منظور ارزیابی عملکرد مدل از دو معیار ضریب همبستگی[۷] (R) و ریشه میانگین مربعات خطا[۸] (RMSE) استفاده گردید. هر چه مقدار ضریب همبستگی بالاتر و ریشه میانگین مربعات خطا کمتر باشد، نتایج دقیق تر خواهد بود.

2- Supervised learning
3- Statistical Learning Theory
4- Nois
5- Kernel
6- Slack Variable
7 - Correlation Coefficient
8 - Root Mean Square Error

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{N}(Q_{xi} - \bar{Q}_x)(Q_{yi} - \bar{Q}_y)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(Q_{xi} - \bar{Q}_x)^2 \sum_{i=1}^{N}(Q_{yi} - \bar{Q}_y)^2}} \quad (۵)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(Q_{xi} - Q_{yi})^2} \quad (۶)$$

در روابط بالا Q_{x_i} وQ_{y_i}، به ترتیب مقادیر دبی مشاهداتی و محاسباتی در ماه iام، N تعداد داده‌ها، $\bar{Q}_x$ و$\bar{Q}_y$ نیز میانگین مقادیر دبی مشاهداتی و محاسباتی می‌باشد (میسرا و همکاران، ۲۰۰۹).

نتایج و بحث

به منظور شبیه سازی جریان از طریق مدل SVM می توان انواع تابع کرنل را مورد بررسی قرار داد، که از بین توابع کرنل، کرنل های خطی، چندجمله ای و تابع پایه شعاعی که از انواع رایج مورد استفاده در هیدرولوژی میباشند انتخاب و از طریق سعی و خطا نتایج بهینه این نوع کرنل ها را محاسبه نمود (قربانی و همکاران ۱۳۹۵). برای مدل سازی جریان ماهانه رودخانه قزل اوزن با استفاده از مدل SVM، ۷۵ درصد داده ها برای آموزش و ۲۵ درصد برای صحت سنجی مدل ها در نظر گرفته شد. یکی از مهم ترین مراحل در مدل سازی، انتخاب ترکیب های ورودی مناسب است است . با توجه به این که هدف پیش بینی جریان رود خانه می باشد بنابراین جریان ماه های قبل در آن تاثیر گذار خواهد بود که در جدول ۱ الگوهای مختلف ورودی نشان داده شده است. در این پژوهش مقادیر بهینه پارامترهای مورد نیاز مدل با تابع کرنل RBF برای الگوی ورودی ۵، از طریق سعی و خطا C=۲/۲۲۷ و σ^2 =۴/۲۳۹ محاسبه شد.

جدول ۱- الگوهای ورودی مورد استفاده در مقیاس زمانی ماهانه رودخانه قزل اوزن

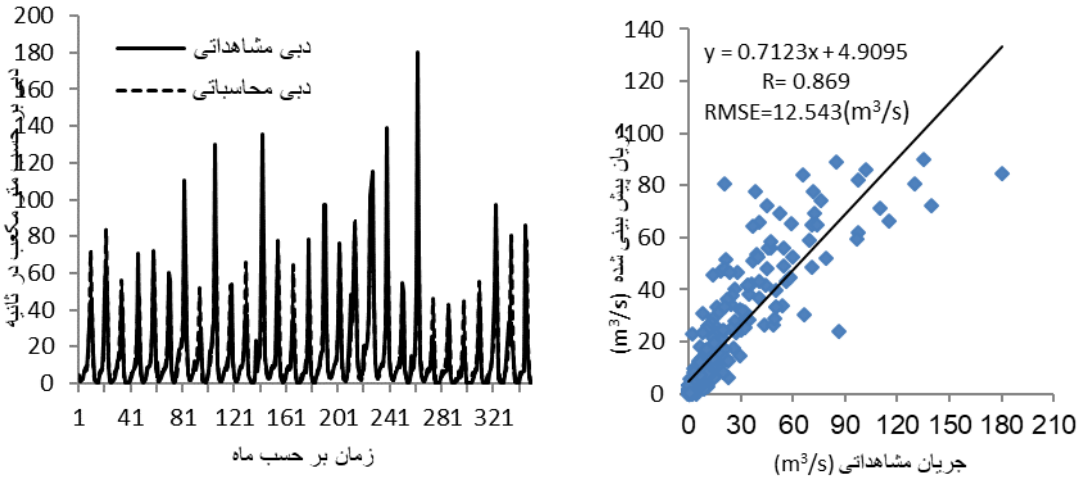
شماره ترکیب	تعداد ورودی	ترکیب ورودی	خروجی
۱	۱	Q(t-1)	Q(t)
۲	۲	Q(t-2)), Month	Q(t)
۳	۲	Q(t-1), Q(t-2)	Q(t)
۴	۳	Q(t-1), Q(t-2), Month	Q(t)
۵	۴	Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3), Month	Q(t)
۶	۳	Q(t-1), Q(t-2), Q(t-3)	Q(t)

جدول ۲ نتایج ارزیابی الگوهای مختلف ورودی مدل ماشین بردار پشتیبان برای مدل سازی جریان ماهانه رودخانه در مراحل آموزش و تست را نشان می دهد با توجه به این جدول می توان نتیجه گرفت که الگوی ورودی شماه ۵ با مقادیر شاخص‌های R و RMSE به ترتیب برابر ۰/۷۲۹ و ۱۰/۹۴۶ (m^3/s) مترمکعب بر ثانیه در مرحله تست نسبت به الگوهای ورودی دیگر بهترین کارایی را داشته است. نمودارهای پراکنش و مقادیر مشاهداتی و محاسباتی مربوط به مراحل آموزش و تست بهترین ترکیب ورودی به ترتیب در شکل های ۲ و ۳ آورده شده است. با توجه به این شکل ها مشاهده می شود که ماشین بردار پشتیبان در هر دو مرحله آموزش و تست عملکرد خوبی در تخمین دبی های حداقل و متوسط داشته ولی در تخمین دبی های بیشینه عملکرد ضعیفی از خود نشان داده است.

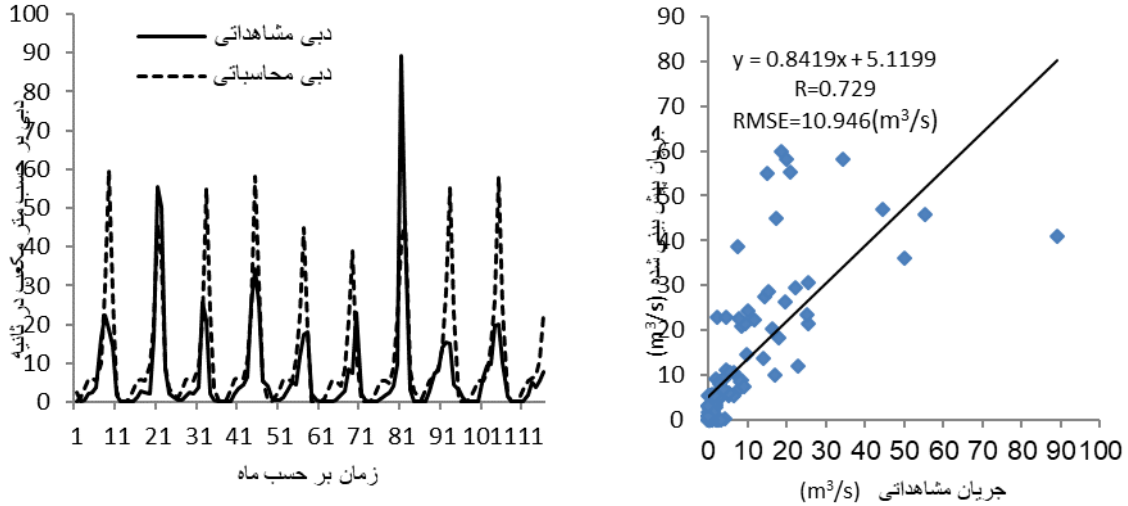
جدول ۲- نتایج ماشین بردار پشتیبان با تابع کرنل پایه شعاعی مربوط به مراحل آموزش و تست.

ایستگاه	ترکیب	آموزش		تست	
		RMSE (m^3/s)	R	RMSE (m^3/s)	R
بیانلو - یساول	۱	۱۹/۸۵۱	۰/۶۲۱	۱۱/۴۱۴	۰/۵۶
	۲	۱۲/۹۶۵	۰/۸۵۹	۱۱/۳۸۸	۰/۷۵۴

۳	۱۷/۰۹۶	۰/۷۳۷	۱۱/۴۰۶	۰/۶۲۸
۴	۱۲/۶۲۶	۰/۸۶۷	۱۱/۲۱۰	۰/۷۳۶
۵	**۱۲/۵۴۳**	**۰/۸۶۹**	**۱۰/۹۴۶**	**۰/۷۲۹**
۶	۱۶/۵۱۵	۰/۷۵۷	۱۱/۳۵۳	۰/۶۰۵



شکل ۲- نمودارهای پراکنش و مقادیر مشاهداتی و محاسباتی بهترین ترکیب مدل SVM در مرحله آموزش



شکل ۳- نمودارهای پراکنش و مقادیر مشاهداتی و محاسباتی بهترین ترکیب مدل SVM در مرحله تست

نتیجه گیری

پیش بینی جریان رودخانه‌ها یکی از مولفه‌های اساسی و تاثیرگذار در مدیریت منابع آب می‌باشد. مطالعه این پدیده هیدرولوژیکی کاربردهای فراوانی از جمله در زمینه پیش بینی سیلاب را داراست. در این مطالعه جریان ماهانه رودخانه قزل اوزن در دوره آماری ۱۳۵۵ تا ۱۳۹۳ با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان مدل سازی شد که بهترین عملکرد با سه تاخیر زمانی و ماه های جریان در ورودی های مدل به دست آمد و معیار ضریب همبستگی و ریشه میانگین مربعات خطا به ترتیب برابر ۰/۷۲۹ و۱۰/۹۴۶ (m^3/s) محاسبه شد. بررسی ترکیب های ورودی مدل ها نشان داد که با افزودن ماه های جریان به عنوان ورودی مدل باعث بهبود عملکرد و

نتایج می شود. در حالت کلی نتایج این مطالعه نشان داد که مدل ماشین بردار پشتیبان در تخمین دبی ماهانه از دقت و کارایی خوبی برخوردار بوده و می تواند برای پیش بینی جریان ماهانه در سایر رودخانه ها مورد استفاده قرار گیرد.

منابع

فتاحی، ا.، دلاور، م.، نوحی، ک. ۱۳۹۱. پیش بینی جریان رودخانه های کارون شمالی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. فصلنامه تحقیقات جغرافیایی، سال ۲۷ ، شماره اول، بهار ، شماره پیاپی ۱۰۴.

قربانی، م، ع. ازانی، ع. نقی پور، ل. ۱۳۹۵. مقایسه عملکرد ماشین بردار پشتیبان با سایر مدل های هوشمند در شبیه سازی فرآیند بارش - رواناب. پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز. سال هفتم. شماره ۱۳. صفحات ۹۲-۱۰۳.

محرم پور، م .محرابی، ع .و کاتوزی، م. ۱۳۹۰. به کارگیری ماشین بردار پشتیبان SVM برای پیش بینی دبی روزانه، چهارمین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران.

رضایی مقدم، م.ح. ثروتی، م.ر. اصغری سراسکانرود،ص. ۱۳۹۰. بررسی مقایسه ای الگوی پیچانرود با استفاده از تحلیل هندسه فراکتالی و شاخص های زاویه مرکزی و ضریب خمیدگی (مطالعه موردی :رودخانه قزل اوزن)، پژوهشنامه مدیریت حوضه آبخیز .سال دوم . شماره ۳. صفحات ۱۸-۱.

دهقانی، ر. یونسی، ح. ترابی پوده، ح. ۱۳۹۶. مقایسه عملکرد مدل های ماشین بردار پشتیبان، برنامه ریزی بیان ژن و شبکه بیزین در پیش بینی جریان رودخانه ها (مطالعه موردی :رودخانه کشکان). نشریه پژوهش های حفاظت آب و خاک. جلد بیست و چهارم، شماره چهارم. صفحات ۱۶۱-۱۷۷.

موذنی، س.، ذونعمت کرمانی، م. ۱۳۹۶. تخمین دبی جریان در مقاطع مرکب با استفاده از رویکرد ماشین بردار پشتیبان، دومین کنفرانس بین المللی مهندسی عمران،معماری ومدیریت بحران، تهران، دانشگاه علامه مجلسی.

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. 675-685.

Adamowski, J. 2013. Using support vector regression to predict direct runoff, base flow and total flow in a mountainous watershed with limited data in Uttaranchal, India. Versita J. 45: 1. 71-83.

Pai, P.F., and Hong, W.C. 2007. A recurrent support vector regression model in rainfall forecasting. Hydrological Process. 21: 819-827.

Vapnik V.N. 1998. Statistical Learning Theory. Wiley, New York.

Karamouz, M. Ahmadi, A. Moridi, A. 2009. Probabilistic reservoir operation using Bayesian stochastic model and support vector machine. Adv. Water Resour. 32 (11), 1588–1600.

Misra, D., Oommen, Th., Agarwal, A., Mishra, S.K., and Thompson, A.M.2009. Application and analysis of support vector machine based simulation for runoff and sediment yield. Biosystems Engineering. 103: 507-535.

Dibike, Y., Velickov, S., Solomatine, D., and Abbott, M. 2001. Model induction with of support vector machines: Introduction and applications. J. Comp. Civil Engin. 15: 3. 208-216.

Topic for submission: Water Erosion, Flood, Soil and Water Conservation

River Flow Forecasting Using Support Vector Machines (A Case Study: Ghezel Ozan River)

Mohammadi Ayalouei[*1], M., Ojaghlou [2], H.

[1] M.Sc. Graduate of Water Rwsources Engineering, Management and Planning Organization of Zanjan Province, Iran

[2] Assistant Prof., Water Science and Engineering Department, Faculty of Agriculture, University of Zanjan, Iran

Abstract

River flow is one of the most important components of water resources and flow changes have created problems in different water resources management sectors. Therefore, it is important to manage these resources and predict the flow rate of rivers in order to plan water consumptions in the future. In this research, the efficiency of the support vector method (SVM) in forecasting the discharge of Ghezel Ozan River was evaluated. For this purpose, the average of monthly discharge data of the Ghezel Ozan river in Bayanloo hydrometery station was used during a 39-year period from 1976 to 2014, where 75% of the data was used for training and 25% for the model test. In this model, six input data combinations consisting of one, two and three months before and the number of flow mounts were used and its results were evaluated using correlation coefficient and root mean square error criteria. The values of correlation coefficient (R) and RMSE were obtained 0.729 and 10.946(m3/s), respectively. The results showed that, input data combinations including the number of flow months have better results in prediction of river flow and it can be said that, the SVM model has a reasonable support in predicting of monthly discharge of rivers.

Keywords:Flow Prediction, Monthly Flow, Support Vector Machine, Ghezel Ozan River

[*] Corresponding author, Email: majidmohammadi.a94@gmail.com