

ارزیابی مدل‌های SWAT و SVM در شبیه‌سازی رواناب رودخانه ليقوان چای

آیدین جودی حمزه‌آباد^۱، مصطفی کدخدا حسینی^{۲*}، سمیرا اخوان^۳، حامد نوذری^۴

تاریخ دریافت: ۹۳/۱۲/۰۳ تاریخ پذیرش: ۹۵/۰۵/۱۹

- ۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مهندسی آبیاری و زهکشی، دانشگاه بوعلی سینا
 - ۲- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب، دانشگاه شهرکرد
 - ۳- استادیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا
 - ۴- استادیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا
- *مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: Hosseini_mostafa69@yahoo.com

چکیده

در این مطالعه، عملکرد مدل هیدرولوژیک ابزار ارزیابی آب و خاک (SWAT) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) در شبیه‌سازی ماهانه رواناب رودخانه ليقوان چای مورد ارزیابی قرار گرفت. مرحله‌های واسنجی و اعتبارسنجی پس از جمع‌آوری داده‌های مورد نیاز برای هر دو مدل به اجرا درآمد. از الگوریتم SUFI-2 برای تحلیل عدم قطعیت مدل SWAT استفاده شد. با استفاده از مدل SWAT رواناب حوضه آبریز ليقوان شبیه‌سازی و نتایج به‌دست‌آمده در ایستگاه ليقوان برای این مطالعه مورد استفاده قرار گرفت. همچنین مدل SVM با استفاده از اطلاعات بارش و رواناب ثبت‌شده در ایستگاه ليقوان اجرا و برای بهبود نتایج از روش ایجاد تأخیرهای زمانی استفاده گردید. برای ارزیابی عملکرد دو مدل از سه آماره ضریب تبیین (R^2)، ضریب ناش-ساتکلیف (NS) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) استفاده شد. نتایج نشان‌دهنده توانایی هر دو مدل در شبیه‌سازی رواناب رودخانه ليقوان چای می‌باشد. مدل SWAT با اختصاص ضرایب $NS=0.71$ و $RMSE=0.41$ مترمکعب در ثانیه عملکرد بهتری نسبت به مدل SVM در شبیه‌سازی مقادیر بیشینه رواناب رودخانه ليقوان-چای را دارا بود.

واژه‌های کلیدی: شبیه‌سازی رواناب، ماشین بردار پشتیبان، مدل هیدرولوژیک، ناش

Evaluation of SWAT and SVM Models to Simulate the Runoff of Lighvanchay River

AJ Hamzeabad¹, M Khadkhodahosseini^{2*}, S Akhavan³, H Nozari⁴

Received: 22 February 2012 Accepted: 9 August 2016

1- M.Sc Graduate., of Irrigation and Drainage, Bu-Ali Sina Univ., Hamedan, Iran

2- M.Sc Graduate., of Water Resource, Shahrekord Univ., Shahrekord, Iran

3- Assist. Prof., Dept. of Water Engin., Faculty of Agric., Bu-Ali Sina Univ., Hamedan, Iran

4- Assist. Prof., Dept. of Water Engin., Faculty of Agric., Bu-Ali Sina Univ., Hamedan, Iran

*Corresponding Author, Email: hosseini_mostafa69@yahoo.com

Abstract

In this study, performances of the hydrological model of Soil and Water Assessment Tool (SWAT) and support vector machine (SVM) in monthly simulating the runoff of Lighvanchai river were evaluated. After collecting the required data, the models were calibrated and verified. The SUFI-2 algorithm was used for uncertainty analysis of the SWAT model. The discharge of the Urmia lake basin was simulated using SWAT model and the results obtained for the Lighvan station were used in this study. The SVM model was applied using the rainfall and runoff data measured in the Lighvan station. In order to improve the results, the time series with different lag times were used. Three statistical criteria including coefficient of determination (R^2), Nash-Sutcliffe coefficient (NS) and root mean square error ($RMSE$) were used to evaluate the performances of the models. The results revealed the ability of the both models in simulating the discharge of Lighvanchai river. However, the SWAT model had better performance than SVM in simulating the maximum values of the runoff of Lighvanchai river with NS and $RMSE$ values of 0.71 and $0.41 \text{ m}^3\text{s}^{-1}$ respectively.

Keywords: Hydrological model, Nash, Runoff simulation, SVM

مقدمه

اشاره کرد (کولیگوسکی و باروس ۱۹۹۸). در مطالعه حاضر مقایسه‌ای بین شبیه‌سازی جریان ماهانه رودخانه لیقوان با استفاده از مدل مفهومی فیزیکی SWAT^۲ و مدل ریاضی SVM انجام گرفته است. SWAT یک مدل فیزیکی و مفهومی با بازده محاسباتی بالا می‌باشد که توسط سرویس تحقیقات کشاورزی آمریکا طرح‌ریزی شده است. این مدل برای گام‌های زمانی روزانه در مقیاس حوضه‌ای طراحی و ارائه شده است (نیتج و همکاران ۲۰۰۹). مدل SWAT توسط محققان در حوضه‌های کوچک مقیاس و بزرگ مقیاس به‌کاربرده شده و نتایج

امروزه اهمیت تحقیق و پژوهش در مورد منابع آب شیرین، با توجه به محدود و آسیب‌پذیر بودن این بخش از چرخه آب در طبیعت بر کسی پوشیده نیست. آب قابل دسترس در هر منطقه در بلندمدت مقداری ثابت است و تقاضا برای آب در بیشتر مناطق جهان به دلیل افزایش جمعیت امری اجتناب‌ناپذیر است. از روش‌های شناخت رفتار و شبیه‌سازی حوضه‌های آبریز می‌توان به مدل‌سازی با استفاده از تکنیک‌های رگرسیونی، شبکه‌های عصبی و مدل‌های ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۱

² Soil and water assessment tools

¹ Support vector machine

گردید (واقفی و همکاران ۲۰۱۴، عظیمی و همکاران ۲۰۱۳، عباسپور و همکاران ۲۰۰۵، اخوان و همکاران ۲۰۱۰، یانگ و همکاران ۲۰۰۸). یکی از مدل‌های هوشمند که توانایی بالایی در پیش‌بینی ابزارهای داده محور دارد و توسط وانپیک (۱۹۹۸) مطرح شد، مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) می‌باشد که توانایی بالایی در پیش‌بینی داده‌های هیدرولوژیک از قبیل ارتفاع موج (ملک محمدی و همکاران ۲۰۱۱)، پیش‌بینی جریان (کارآموز و همکاران ۲۰۰۹)، خشکسالی (بلاینه و همکاران ۲۰۱۳)، تراز سطح آب (هایپنی و همکاران ۲۰۱۳) دارد. لیونگ و سیواپراگاسام (۲۰۰۲) در مطالعه‌ای عملکرد SVM و ANN^۷ را برای تخمین سیلاب رودخانه‌ای در بنگلادش مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج نشان داد که مدل SVM برآورد دقیق‌تری در پیش‌بینی سیلاب دارد. لین و همکاران (۲۰۰۹b) با استفاده از مدل SVM اقدام به پیش‌بینی جریان ساعتی ورودی به مخزن سدی در شمال تایوان کردند و دریافتند که مدل SVM عملکرد قابل قبولی در پیش‌بینی جریان مخزن دارد. نوری و همکاران (۲۰۱۱) مدلی برای تخمین جریان ماهانه با مدل ترکیبی ماشین بردار پشتیبان و تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) توسعه دادند. نتایج نشان داد علاوه بر اینکه مدل SVM عملکرد مناسبی در پیش‌بینی جریان دارد، ترکیب این مدل‌ها برآورد بهتری در تخمین جریان رودخانه نشان داده است. سودهیر و همکاران (۲۰۱۳) از مدل ماشین بردار پشتیبان با رفتار بهینه‌سازی کوانتومی ازدحام ذرات برای پیش‌بینی جریان ماهانه رودخانه‌های گوداوری^۸ و ویجایاوادا^۹ هند استفاده کردند. نتایج نشان داد که مدل SVM-QPSO روش مناسبی برای پیش‌بینی جریان ماهانه رودخانه با دقت بالا می‌باشد. زهراتول و آنی (۲۰۱۲) به مقایسه مدل ماشین بردار پشتیبان و مدل رگرسیون خطی چندگانه در پیش‌بینی جریان در

رضایت‌بخشی را نیز دربرداشته است. اغلب آب ورودی در مدل SWAT در قالب بارش حوضه آبریز می‌باشد. جریان و پارامترهای کیفی آب برای هر یک از واحدهای هیدرولوژیکی (HRU) شبیه‌سازی شده و از تجمیع نتایج این واحدها شبیه‌سازی کل حوضه آبریز کامل می‌شود (تافسه ۲۰۱۲). مهم نیست که چه عاملی با استفاده از SWAT شبیه‌سازی می‌شود، تعادل آبی^۳ در تمامی عواملی که در حوضه اتفاق می‌افتد حضور دارد. لذا تمام پارامترهای شبیه‌سازی باید با آنچه که در حوضه اتفاق می‌افتد همخوانی داشته باشد (نیتچ و همکاران ۲۰۰۹). وایت^۴ و همکاران (۲۰۰۹) ارزیابی چگونگی توسعه و کاربرد منابع آب در حوضه گومارا^۵ با استفاده از مدل SWAT را مورد بررسی قرار دادند. نتایج حاکی از عملکرد قابل قبول مدل SWAT در پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه‌های مناطق حاره‌ای است. سنگن و همکاران (۲۰۱۰) اقدام به شبیه‌سازی هیدرولوژیکی با مدل SWAT 2005 در حوضه دریاچه تانا^۶ در کشور اتیوپی نمودند. اثرات کاربری اراضی، بافت خاک، توپوگرافی و شرایط آب و هوایی بر دبی رودخانه‌ها مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج اعتبارسنجی با ضریب همبستگی ۰/۷۰ و ضریب ناش ساتکلیف ۰/۶۰ مورد تأیید قرار گرفت. آبابایی و سهرابی (۱۳۸۸) مدل SWAT را در پیش‌بینی جریان رودخانه در حوضه آبریز زاینده‌رود مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد که این مدل کاربرد مناسبی در پیش‌بینی جریان دارد. با توجه به وجود پدیده‌هایی همچون ساده‌سازی مدل‌های فیزیکی، فرآیندهایی که در مدل گنجانده نشده‌اند و خطای کاربر، به وجود آمدن عدم قطعیت در شبیه‌سازی مدل‌های فیزیکی اجتناب‌ناپذیر است (یانگ و همکاران ۲۰۰۸)، لذا برای واسنجی و تجزیه و تحلیل عدم قطعیت مدل SWAT از الگوریتم SUFI-2 که به نرم‌افزار SWAT-CUP لینک شده است استفاده

⁷ Artificial neural network

⁸ Godavary

⁹ Vijavayada

³ Water balance

⁴ White

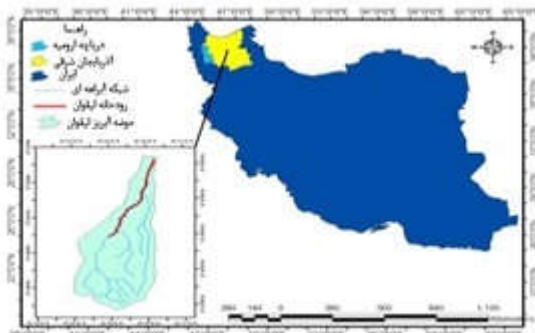
⁵ Gomara

⁶ Tana

بارش برای آموزش این مدل استفاده شده است که بیش از سایر پارامترها در یک منطقه در دسترس می‌باشد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه: حوضه آبریز ليقوان در شمال غرب ایران بین طول‌های شرقی ۴۶ درجه و ۲۰ دقیقه و ۳۰ ثانیه تا ۴۶ درجه و ۲۷ دقیقه و ۳۰ ثانیه و عرض‌های شمالی ۳۷ درجه و ۴۲ دقیقه و ۵۵ ثانیه تا ۳۷ درجه و ۴۹ دقیقه و ۳۰ ثانیه واقع شده است (شکل ۱). رواناب این رودخانه از طریق آبی‌چای به دریاچه ارومیه می‌رسد. این حوضه آبریز با توجه به قرار گیری در دامنه‌های شمالی سهند و پوشش برف دائمی، دارای رژیم برفی می‌باشد به طوری که ذوب برف اثر قابل توجهی بر آبدهی رودخانه دارد (نبی‌زاده و همکاران ۱۳۹۱).



شکل ۱- موقعیت منطقه مطالعاتی در شمال غرب ایران.

۲- ماشین‌های بردار پشتیبان: در یک مدل رگرسیونی SVM لازم است وابستگی تابعی متغیر وابسته y به مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل x تخمین زده شود. فرض بر این است که مانند دیگر مسائل رگرسیونی، رابطه بین متغیرهای وابسته و مستقل توسط یک تابع معین f به علاوه یک مقدار اضافی خطا^{۱۲} مشخص می‌شود.

$$y = f(x) + Noise \quad [1]$$

رودخانه پنین سولار^{۱۰} مالزی پرداختند. نتایج نشان از عملکرد مناسب مدل SVM در پیش‌بینی جریان رودخانه داشت. لین و همکاران (۲۰۱۳) از رویکرد دومرحله‌ای ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی سیل در حوضه رودخانه ویو در تایوان استفاده کردند. نتایج نشان از برآورد موفق SVM در پیش‌بینی سیل این رودخانه دارد. ژیبین و همکاران (۲۰۱۴) در مطالعه‌ای به مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی و ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی جریان رودخانه‌ای در حوضه آبریز پایلیوگو^{۱۱} در شمال غربی گانسو چین استفاده کردند. نتایج نشان داد که این مدل‌ها توانایی قابل قبولی در پیش‌بینی جریان دارد اما مدل SVM عملکرد بهتری نسبت به مدل ANFIS^{۱۲} و ANN دارد. با توجه به اهمیت شناخت و بهره‌برداری اصولی از منابع آب در مناطق خشک و نیمه‌خشک که اغلب مناطق ایران نیز در این محدوده قرار می‌گیرند، در این مطالعه مقایسه‌ای بین توانایی‌های شبیه‌سازی رواناب ماهانه توسط مدل هیدرولوژیک SWAT و مدل هوش مصنوعی SVM در محدوده رودخانه ليقوان مورد بررسی قرار گرفته است. با توجه به اینکه این دو مدل دارای ماهیت متفاوتی هستند و حجم اطلاعات ورودی یکسانی برای شبیه‌سازی رواناب ندارند، سعی بر این است، این دو مدل از نظر عملکرد مورد ارزیابی قرار گیرند. این دو مدل از نظر عملکرد و نوع داده‌های ورودی کاملاً باهم متفاوت هستند. SWAT مدلی فیزیکی که برای شبیه‌سازی رواناب پارامترهای ورودی زیادی را نیاز دارد که ممکن است در یک منطقه همه آن‌ها در دسترس نباشد و مدل SVM یک مدل ریاضی می‌باشد که برای آموزش آن داده‌های ورودی از طریق سعی و خطا به دست می‌آید و از سری زمانی پارامترهای هواشناسی و هیدرولوژی منطقه استفاده می‌کند. در این مطالعه از داده‌های رواناب و

¹² Adaptive neuro fuzzy inference system

¹³Noise

¹⁰ Pninsoular

¹¹ Papiogo

پشتیبان برای حل مسائل غیرخطی، ابعاد مسئله را از طریق توابع کرنل تغییر می‌دهند. انتخاب کرنل برای SVM به حجم داده‌های آموزشی و ابعاد بردار ویژگی بستگی دارد. به عبارت دیگر، باید با توجه به این پارامترها تابع کرنلی را انتخاب نمود که توانایی آموزش برای ورودی‌های مسئله را داشته باشد. در عمل چهار نوع ۱. کرنل خطی^{۱۴}، ۲. کرنل چندجمله‌ای^{۱۵}، ۳. کرنل تانژانت هیپربولیک^{۱۶} و ۴. کرنل گوسی^{۱۷} (RBF) به کار گرفته می‌شوند. در جدول ۱ معادلات برخی از کرنل‌های رایج ارائه شده‌اند.

جدول ۱- توابع کرنل رایج در ماشین‌های بردار پشتیبان (همل ۲۰۰۹).

نوع تابع	تابع کرنل
خطی	$K(x_i, x_j) = x_i^T \cdot x_j$
چندجمله‌ای	$K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T \cdot x_j + C)^d$
تانژانت هیپربولیک	$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T \cdot x_j + C)$
RBF	$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\gamma x_i - x_j ^2\right)$

در نهایت، تابع تصمیم رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی به صورت معادله ۴ خواهد بود که کنترل‌کننده میزان نوسان تابع گوسی و همچنین کنترل‌کننده نتایج پیش‌بینی و تعمیم‌دهنده مدل SVM است (یو و همکاران ۲۰۰۶).

$$f(x_i) = \sum_{i=1}^l (-\partial_i - \partial_i^*) K(x_i, x_j) + b \quad [4]$$

در این تحقیق از مدل SVM تحت تابع کرنل برای شبیه‌سازی رواناب رودخانه لیقوان توسط نرم‌افزار Statistica 10 استفاده شد. تابع کرنل RBF به دلیل اینکه دقت بالاتری در پیش‌بینی رواناب ماهانه داشت به کار گرفته شد. در گام نخست مقادیر بهینه مشخصه‌های مدل SVM شامل ε ، C و γ باید تعیین شوند. بدین منظور مشخصه‌های ε و C توسط الگوریتم بهینه‌سازی

بنابراین موضوع اصلی، یافتن فرم تابع f است که بتواند به صورت صحیح، موارد جدیدی را که SVM تاکنون تجربه نکرده است پیش‌بینی کند. این تابع به وسیله آموزش مدل SVM بر روی یک مجموعه داده به عنوان مجموعه آموزش که شامل فرآیندی به منظور بهینه‌سازی دائمی تابع خطا است، قابل دسترسی است. بر مبنای تعریف این تابع خطا، دو نمونه از مدل‌های SVM شناخته شده است که عبارت‌اند از الف) مدل‌های رگرسیونی SVM نوع اول که مدل‌های SVM-V نیز نامیده می‌شوند و ب) مدل‌های رگرسیونی SVM نوع دوم که با نام SVM-E شناخته شده هستند. در روش SVM-E از توابع هسته‌ای (کرنل) به منظور جداسازی صفحات و بهینه‌سازی فواصل موجود بین داده‌های مشاهداتی و تخمینی استفاده می‌شود اما در مدل SVM-V از روش برنامه‌ریزی غیرخطی برای کاهش خطای پیش‌بینی استفاده می‌شود (ریاحی و همکاران ۲۰۰۹). در این مطالعه SVM-E به دلیل کاربرد گسترده آن در مسائل رگرسیونی مورد استفاده قرار گرفت. برای این مدل، تابع خطا به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\frac{1}{2} W^T W + C \sum_{i=1}^N \xi_i + C \sum_{i=1}^N \xi_i^* \quad [2]$$

تابع خطای فوق لازم است که با توجه به محدودیت‌های زیر کمینه گردد (همل ۲۰۰۹):

$$\begin{aligned} \xi_i, \xi_i^* &\geq 0 & [3] \\ W^T \phi(x_i) + b - y_i &\leq \varepsilon + \xi_i \\ y_i - W^T \phi(x_i) - b &\leq \varepsilon + \xi_i^* \end{aligned}$$

که در این روابط C ثابت گنجایش، W بردار ضرایب، W^T ترانهاده بردار ضرایب، ξ_i و ξ_i^* ضرایب کمبود، b ضریب ثابت، N الگوهای آموزش مدل و ϕ تابع کرنل است. اطلاعات کمی در مورد انتخاب تابع غیرخطی مناسب ϕ در دسترس می‌باشد. ماشین‌های بردار

¹⁶Hyperbolic tangent kernel
¹⁷Radial base function kernel

¹⁴Linear kernel
¹⁵Polynomial kernel

جست‌وجوی شبکه^{۱۸} و متغیر λ با آزمون و خطا محاسبه شد. ابتدا شبکه‌هایی با ابعاد بزرگ محدود شده مشخصه‌های C و E به ازای مقدار ثابت λ تعیین می‌شود. سپس این محدوده به ابعاد کوچک‌تر تقسیم می‌شود تا مقادیر دقیق‌تر این متغیرها به دست آیند. این فرآیند برای λ مختلف اجرا شده و مدل‌های زیادی به ازای تغییر در مقدار λ ایجاد می‌شوند که از میان آن‌ها مدلی که دارای کمترین خطا باشد انتخاب و مشخصه‌های آن به عنوان مقادیر بهینه انتخاب می‌شوند. هرچه اطلاعات ورودی به برای شبیه‌سازی رواناب کمتر و عملکرد بهتر باشد نشان

از کارآیی مدل دارد. در این مطالعه جهت پیش‌بینی رواناب ماه مورد نظر در مدل SVM از هشت الگو از میان الگوهای متعددی، انتخاب گردید. این الگوها شامل ترکیبی از بارش و رواناب با تأخیرهای زمانی بوده است. در این میان الگوهای ۱ و ۲ بهترین نتیجه را ارائه دادند که برای مقایسه با مدل SWAT انتخاب شدند، و الگوی ۸ ضعیف‌ترین نتیجه را نشان داد. الگوهای مورد بررسی در جدول ۲ نشان داده شده است.

جدول ۲- الگوهای مورد بررسی در مدل SVM.

شماره	الگو	شماره	الگو
۱	$Q_n = f(Q_{n-1}, Q_{n-2}, Q_{n-3}, R_n, R_{n-1}, R_{n-2}, R_{n-3})$	۵	$Q_n = f(Q_{n-1}, Q_{n-2}, R_n, R_{n-1})$
۲	$Q_n = f(Q_{n-1}, Q_{n-2}, Q_{n-3})$	۶	$Q_n = f(Q_{n-1}, Q_{n-2}, R_{n-1})$
۳	$Q_n = f(Q_{n-1}, Q_{n-2}, Q_{n-3}, R_n, R_{n-1})$	۷	$Q_n = f(Q_{n-1}, Q_{n-2}, R_{n-1}, R_{n-2})$
۴	$Q_n = f(Q_{n-1}, Q_{n-2}, R_n, R_{n-1})$	۸	$Q_n = f(R_n)$

در این توابع R ، مقدار بارش ماهانه (میلی‌متر) و Q ، مقدار رواناب ماهانه (مترمکعب در ثانیه) و n ماه مورد شبیه‌سازی می‌باشد.

مدل SWAT: مؤلفه‌های اصلی SWAT شامل آب و هوا، هیدرولوژی، رسوب، رشد محصول، مواد غذایی، آفت-کش‌ها، باکتری‌ها و پاتوژن‌ها و مدیریت کشاورزی می‌باشد. در این مدل، غیرهمگنی مکانی در دو سطح محاسبه می‌شود: ابتدا حوضه آبریز به زیرحوضه‌هایی بر اساس نقشه‌های ارتفاعی (DEM) تقسیم و سپس با توجه به نقشه‌های خاک و کاربری اراضی، به واحدهای واکنش هیدرولوژیک (HRU) تقسیم‌بندی می‌گردد. خصوصیات فیزیکی مانند شیب و ابعاد آبراه‌ها برای زیرحوضه‌ها بر اساس نقشه ارتفاعی توسط مدل شبیه‌سازی می‌گردد. این تقسیم‌بندی حوضه آبریز، به مدل SWAT توانایی انعکاس اختلاف در تبخیر و تعرق برای کاربری‌های مختلف اراضی و خاک را می‌دهد، دقت محاسبات را

افزایش داده و توصیف فیزیکی بهتری از بیلان آب می‌دهد (اخوان و جودی حمزه‌آباد ۱۳۹۱). در این مطالعه حوضه آبریز رودخانه لیقوان به ۳۴ واحد پاسخ هیدرولوژیک یا HRU تقسیم‌بندی شد. در SWAT دو روش برای تخمین رواناب سطحی وجود دارد: الف) روش شماره منحنی و ب) فرمول نفوذ گرین و آمپت. در مطالعه حاضر، از روش SCS به منظور محاسبه رواناب سطحی استفاده شد. همچنین SWAT بیشینه رواناب را با استفاده از روش منطقی (استدلالی) محاسبه می‌کند. چرخه هیدرولوژی که به وسیله SWAT شبیه‌سازی می‌شود، بر پایه رابطه بیلان آبی است:

[۵]

$$SW_t = SW_0 + \sum_{i=1}^t (R_{day} - Q_{surf} - E_a - W_{seep} - Q_{gw})$$

در این رابطه: SW_t : مقدار نهایی آب در خاک (میلی‌متر)، SW_0 : مقدار اولیه آب در خاک (میلی‌متر)، t : زمان (روز)،

تحليل عدم قطعیت با استفاده از نرم‌افزار SUFI-2: SUFI-2 یک الگوریتم نیمه‌خودکار مدل‌سازی معکوس است. در این روش، عدم قطعیت که در برگیرنده تمام منابع عدم قطعیت (یعنی عدم قطعیت در ورودی‌ها، مدل مفهومی و پارامترهای مدل) می‌باشد ارزیابی و به‌صورت کمی بیان می‌شود. در روش SUFI-2 میزان عدم قطعیت توسط دو معیار P-فاکتور و R-فاکتور محاسبه می‌گردد. در الگوریتم SUFI-2، عدم قطعیت^{۱۹} برای تمام منابع مؤثر همچون بارش باران، مدل مفهومی، پارامترهای اندازه‌گیری شده محاسبه می‌شود. در این برنامه از عامل P-factor برای بیان میزان تأثیر تمام پارامترهایی که باعث به‌وجود آمدن عدم قطعیت شده‌اند استفاده می‌گردد، که بیانگر درصد داده‌هایی است که باعث به‌وجود آمدن عدم قطعیت در سطح اطمینان ۹۵ درصد است. بررسی و تقسیم عدم قطعیت به اجزای مختلف سازنده آن بسیار جالب توجه می‌تواند باشد ولی انجام آن بسیار دشوار خواهد بود و هیچ روش تأییدشده‌ای نیز تاکنون ارائه نشده است. R-factor از دیگر پارامترهای مشخص‌کننده قدرت تحلیل و واسنجی عدم قطعیت در برنامه SUFI-2 می‌باشد که عبارت است از متوسط پهنای باند اطمینان ۹۵ درصد است که از تقسیم انحراف استاندارد داده‌های شبیه‌سازی بر داده‌های واقعی به‌دست می‌آید. در SUFI-2 امکان طبقه‌بندی انبوه داده‌های اندازه‌گیری شده برای یافتن کوچکترین باند عدم قطعیت وجود دارد. به‌منظور مقایسه دبی ماهانه شبیه‌سازی‌شده و مشاهده‌ای بین ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) و ابزار ارزیابی آب‌و‌خاک (SWAT) از توابع هدف ضریب تبیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا^{۲۰} ($RMSE$) و ضریب ناش-ساتکلیف^{۲۱} (NS) استفاده گردید. عموماً اگر شاخص ناش-ساتکلیف بیشتر از ۰/۷۵ باشد مدل عالی و کامل، و اگر بین ۰/۳۶ تا ۰/۷۵ باشد، رضایت‌بخش و اگر کمتر از ۰/۳۶ باشد غیر قابل‌قبول فرض می‌شود (ناش و

R_{day} : مقدار بارش در روز i ام (میلی‌متر)، Q_{surf} : مقدار رواناب در روز i ام (میلی‌متر)، Ea : مقدار تبخیر و تعرق در روز i ام (میلی‌متر)، W_{seep} : مقدار آبی که از پروفیل خاک وارد منطقه غیر اشباع می‌شود (میلی‌متر)، Q_{gw} : مقدار جریان برگشتی در روز i ام (میلی‌متر) (نیتچ و همکاران ۲۰۰۹) که در مدل محاسبه می‌شوند. برای شبیه‌سازی به کمک مدل SWAT از گستره وسیعی از اطلاعات هیدرولوژیک موجود در حوضه آبریز ليقوان شامل آب‌شناسی، کشاورزی، خاک‌شناسی و هواشناسی استفاده گردید. داده‌های آب‌شناسی شامل بارش روزانه، درجه حرارت، تشعشع خورشیدی می‌باشد. داده‌های کشاورزی شامل پوشش گیاهی، کاربری اراضی و کاربرد کود است. داده‌های خاک‌شناسی شامل نقشه خاک و داده‌های ژئومورفولوژی شامل نقشه توپوگرافی و شبکه جریان می‌باشد (جودی حمزه‌آباد ۱۳۹۲). در این مطالعه از نتایج حاصل از شبیه‌سازی در خروجی ایستگاه ليقوان استفاده شده است. مدل به‌وسیله واحدهای پاسخ هیدرولوژیک (HRU) می‌تواند تفاوت تبخیر و تعرق انواع گیاهان در خاک‌های متفاوت را در نظر بگیرد. مدل به‌طور جداگانه با استفاده از اطلاعات ورودی و تنظیمات خاص برای محاسبه برخی پدیده‌های هیدرولوژیکی همچون تبخیر و تعرق و تلفات انتقال و برداشت‌ها در طول مسیر برای هر واحد (HRU) رواناب را تخمین می‌زند و سپس کل رواناب حوضه از جمع تمام واحدها به‌دست می‌آید. این کار باعث افزایش دقت مدل می‌شود (نیتچ و همکاران ۲۰۰۹). در این بخش از مطالعه، مدل SWAT برای حوضه آبریز ليقوان در مقابل متغیر دبی ماهانه واسنجی و اعتبارسنجی خواهد شد. به‌منظور واسنجی و تحلیل عدم قطعیت از برنامه SUFI2 استفاده گردید. این برنامه در بسته نرم‌افزاری SWAT-CUP به مدل SWAT لینک شده است.

² Nash-Sutcliffe¹⁹ Uncertainty¹ Root mean square error

منطقه برای مدل تعریف شد، در این قسمت نوع محصولات و زمان کاشت و زمان و نحوی شخم و نوع و میزان آبیاری و چگونگی تأمین منابع آبی برای HRUهای مختلف به‌طور جداگانه تعریف شد. پس از پایان مراحل تکمیل و اجرای مدل اقدام به واسنجی مدل گردید. واسنجی مدل‌های هیدرولوژیکی به دلیل استفاده از طیف وسیعی از داده‌ها و پارامترها امری بسیار پیچیده و زمان‌بر می‌باشد، بنابراین برای اجتناب از این پیچیدگی بیش از حد، به جای استفاده از تمام پارامترهای تعریف‌شده برای مدل از ۲۴ پارامتر اصلی پرکاربرد و با تأثیرگذاری بیشتر استفاده شد. واسنجی در واقع فرآیندی است که در آن حدود اصلی و واقعی پارامترها تعیین می‌شود به طوری که بین مقادیر شبیه‌سازی‌شده توسط مدل و مقادیر مشاهده‌ای بهترین برازش ایجاد گردد. بنابراین در هر مرحله از واسنجی لازم است که تحلیل حساسیت مدل به منظور فهم رفتار و تغییرات شبیه‌سازی مدل نسبت به تغییرات پارامترهای مختلف و اطمینان از نتایج قابل قبول انجام شود. حساسیت مطلق با ثابت نگه‌داشتن همه پارامترها در مقدار واقعی و تنها با تغییر یک پارامتر در هر مرحله تعیین می‌شود.

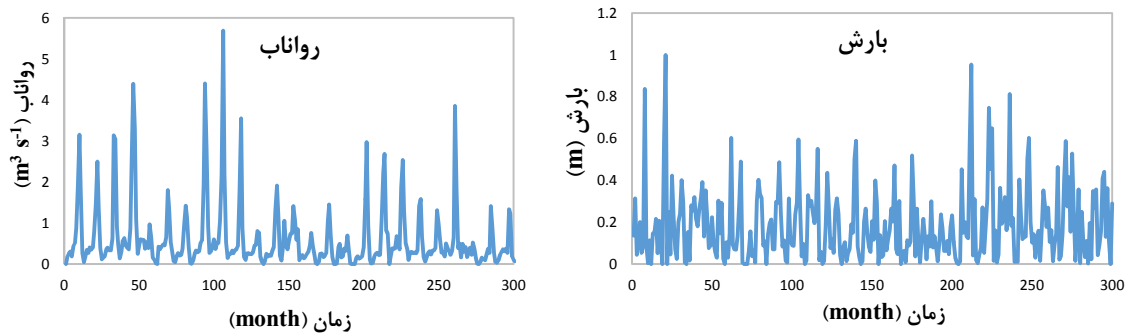
انتخاب بازه زمانی واسنجی و اعتبارسنجی: با توجه به مقایسه‌ای که بین دبی‌های بیشینه و میانگین کل رواناب ایستگاه‌ها و همچنین با توجه به کامل بودن داده‌های هواشناسی به عمل آمد، بازه زمانی اکتبر ۱۹۸۴ الی سپتامبر ۲۰۰۲ به عنوان بازه واسنجی و آموزش و بازه زمانی اکتبر ۲۰۰۲ الی سپتامبر ۲۰۰۸ به عنوان دوره اعتبارسنجی در نظر گرفته شد. جدول ۳ مشخصات آماری بارش و دبی در منطقه مورد مطالعه را نشان داده است.

ساتکلیف (۱۹۷۰). همچنین طبق گزارش موریاسی اگر ضریب ناش ساتکلیف بیشتر از ۰/۶۵ باشد نتایج واسنجی و اعتبارسنجی خیلی خوب، اگر بین ۰/۵۰ تا ۰/۶۵ نتایج مناسب و اگر کمتر از ۰/۵ باشد نتایج واسنجی و اعتبارسنجی رضایت‌بخش نیست (موریاسی ۲۰۰۷).

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{obs} - Q_{sim})_i^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{obs,i} - \overline{Q_{obs}})^2} \quad [6]$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Q_{obs} - Q_{sim})_i^2} \quad [7]$$

که در این روابط Q_{obs} مقادیر اندازه‌گیری شده رواناب، $\overline{Q_{obs}}$ متوسط مقادیر اندازه‌گیری شده رواناب، Q_{sim} مقادیر شبیه‌سازی شده رواناب، $\overline{Q_{sim}}$ متوسط مقادیر شبیه‌سازی شده رواناب و n تعداد مشاهدات می‌باشد. **واسنجی مدل SWAT:** برای اجرای مدل پس از تهیه تمام اطلاعات لازم و فرمت مورد نیاز آن‌ها اقدام به تعریف ۵ باند ارتفاعی متفاوت گردید زیرا حوضه آبریز ليقوان در منطقه‌ای بسیار کوهستانی و با تغییرات ارتفاعی زیاد واقع شده است. تمام زیرحوضه‌هایی که بیش از ۵۰۰ متر اختلاف ارتفاع داشتند مشخص شدند و اثر ارتفاع بر بارش و دما به صورت یک میلی‌متر افزایش بارش در هر پدیده بارشی و کاهش ۶ درجه‌ای دما برای هر کیلومتر افزایش ارتفاع تعریف شد. سپس با بررسی جهت جریان شبیه‌سازی شده توسط مدل و جهت جریان واقعی اقدام به تعریف دستی و تصحیح جهت جریان مدل گردید. به منظور بالا بردن دقت عمل مدل و نزدیکی بیشتر به حالت واقعی و طبیعی اقدام به تعریف مدیریت‌های اراضی مختلف در حوضه آبریز گردید، این مدیریت‌ها و اعمال تغییرات در سه قسمت اراضی دیم، آبی و باغات به‌طور جداگانه و با توجه به سطح زیر کشت این محصولات در



شکل ۲- سری زمانی بارش و رواناب در طول دوره آماری (۱۹۸۴-۲۰۰۸).

جدول ۳- مشخصات آماری داده‌های بارش و رواناب در طول دوره آماری.

متغیر	رواناب ($m^3 s^{-1}$)	بارش (mm)
میانگین	۰/۶۱	۰/۱۸
انحراف معیار	۰/۷۹	۰/۱۷
واریانس	۰/۶۳	۰/۰۳
بیشینه	۵/۶۹	۱
کمینه	۰	۰
ضریب تغییرات	۱/۲۹	۰/۹۵

نتایج و بحث

هدف اصلی از این مطالعه بررسی توانایی مدل SWAT و ماشین بردار پشتیبان SVM در شبیه‌سازی رواناب ماهانه رودخانه ليقوان می‌باشد. برای شبیه‌سازی با استفاده از مدل SWAT و تحلیل عدم قطعیت با استفاده از الگوریتم SUFI-2 نیاز به تعیین محدوده پارامترهای اثرگذار بر رواناب می‌باشد، که نتایج تحلیل حساسیت پارامترهای منتخب در جدول ۴ ارائه شده است. نحوه محاسبه این تحلیل بدین صورت است که بعد از هر تکرار، تحلیل حساسیت با محاسبه رگرسیون چندگانه روی پارامترهای تولید شده در مقابل مقادیر تابع هدف محاسبه می‌شود حساسیت به دست آمده در رابطه زیر متوسط تغییرات تابع هدف است که از تغییرات هر پارامتر نتیجه می‌شود.

$$g = \alpha + \sum_{i=1}^m \beta_i b_i \quad [8]$$

که در این رابطه α = عرض از مبدأ، β_i = شیب

پارامتر، b_i و m = تعداد پارامتر می‌باشد.

با توجه به جدول ۵ و مقادیر به دست آمده توسط برنامه SWAT-CUP برای آزمون‌های t-stat و p-value (قدر مطلق t-stat بزرگ و مقدار p-value نزدیک به صفر)، مشخص شد که بیشتر پارامترهای انتخاب شده از لحاظ تحلیل حساسیت، پارامترهای اثرگذاری بر رواناب بودند و به ترتیب پارامترهای r-CN2، v_SUB_SFTMP، v_SUB_SMFM، v_SUB_SMFMX، v_SUB_SMTMP و v_SUB_TIMP دارای بیشترین تأثیر بر شبیه‌سازی رواناب بودند. البته با توجه به کوهستانی بودن حوضه آبریز و سهم بیش از ۳۵ درصدی بارش برف در این حوضه آبریز (بی‌نام ۱۳۹۱) این نتایج با واقعیت‌های این حوضه‌ی آبریز تطابق کامل دارد، همچنین فرامرزی و همکاران (۲۰۰۹) و اخوان و همکاران (۲۰۱۰) که در حوضه‌های کوهستانی برف‌گیر اقدام به شبیه‌سازی کردند به نتایج مشابهی از تحلیل حساسیت در این‌گونه مناطق دست یافتند. همچنین مقادیر بهینه مشخصه‌های مدل SVM شامل ϵ ، C و γ در بهینه‌ترین حالت برای الگوی

۱ به ترتیب ۰/۱، ۱۰ و ۰/۲۷۵ و برای الگوی ۲ به ترتیب ۰/۱، ۱۰ و ۰/۳۲۵ به دست آمد.

جدول ۴- پارامترهای مؤثر بر رواناب.

ردیف	پارامتر	حد بالا	حد پایین	توضیحات
۱	r_CN2.mgt	۰/۵	-۰/۵	شماره منحنی برای شرایط رطوبتی
۲	V_GW_REVAP.gw	۰/۲	۰	ضریب آبی که از سفره‌های کم عمق به پروفیل خاک برمی‌گردد
۳	V_GW_DELAY.gw	۵۰۰	۰	زمان تأخیر برای تغذیه آبخوان
۴	V_ALPHA_BF.gw	۱	۰	ثابت کاهش جریان پایه
۵	V_REWAPMN.gw	۱	۰	عمق آستانه آب در آبخوان کم عمق برای نفوذ به آبخوان عمیق
۶	V_GWQMN.gw	۴۰۰	۱۰۰	عمق آستانه آب در آبخوان کم عمق برای برگشت جریان (m)
۷	V_RCHRG_DP.gw	۱	۰	ضریب نفوذ آبخوان
۸	r_SOL_AWC.sol	۱	۰	متوسط آب قابل استفاده (mm mm^{-1})
۹	r_SOL_K.sol	۰/۵	-۰/۵	هدایت هیدرولیکی اشباع خاک
۱۰	r_SOL_BD.sol	۰/۵	-۰/۵	جرم مخصوص ظاهری خاک
۱۱	V_SOL_ALB.sol	۰/۲۵	۰	آلبیدوی خاک مرطوب
۱۲	V_EPCO.hru	۱	۰/۰۱	فاکتور جبران جذب گیاهی
۱۳	V_ESCO.hru	۱	۰/۰۱	فاکتور جبران تبخیر از خاک
۱۴	V_SLSUBBSN.hru	۱۵۰	۱۰	متوسط طول (شیب)
۱۵	V_OV_N.hru	۰/۸	۰	ضریب مانینگ برای جریان سطحی روی زمین
۱۶	r_CH_N2.rte	۰/۵	-۰/۵	ضریب مانینگ برای جریان در آبراهه اصلی
۱۷	V_CH_K2.rte	۱۵۰	۰	هدایت هیدرولیکی مؤثر در آبراهه اصلی
۱۸	V_ALPHA_BNK.rte	۱	۰/۰۱	فاکتور نگهداشت رطوبتی
۱۹	V_SUB_SFTMP.sno	۵	-۵	دمای بارش برف
۲۰	V_SUB_SMTMP.sno	۵	-۵	دمای پایه ذوب برف
۲۱	V_SUB_SMFMX.sno	۲۰	۰	فاکتور ذوب برف در ۲۱ ژوئن
۲۲	V_SUB_SMFMN.sno	۲۰	۰	فاکتور ذوب برف در ۲۱ دسامبر
۲۳	V_SUB_TIMP.sno	۱	۰/۰۱	فاکتور تأخیر در ذوب برف
۲۴	V_SURLAG.bsn	۲۴	۱	ضریب تأخیر رواناب سطحی

با توجه به جدول‌های ۶ و ۷ و با توجه به دامنه پارامترهای آماری به دست آمده مشخص می‌شود که هر دو مدل SWAT و SVM عملکرد نسبتاً خوبی در دو مرحله آموزش و آزمون داشته‌اند. تنها حالتی که شبیه-سازی چندان قابل اعتمادی را دارا نمی‌باشد استفاده از شبیه‌سازی جریان با استفاده از مدل SVM بدون ایجاد تأخیر زمانی می‌باشد. در مرحله آموزش و با توجه به جدول ۶ مشاهده می‌شود که ضریب تبیین R^2 فقط برای

حالت شبیه‌سازی با استفاده از SVM بدون ایجاد تأخیر زمانی عددی کوچکتر از ۰/۵ می‌باشد و قابل قبول نیست، همین حالت برای ضریب ناش-ساتکلیف نیز تکرار شده است و عدد به دست آمده در این حالت کمتر از محدوده قابل قبول ۰/۳۶ می‌باشد. بهترین حالت شبیه‌سازی از لحاظ آماره ضریب تبیین ($R^2=۰/۵۴$) در مرحله آموزش مربوط به مدل SWAT می‌باشد و بهترین عملکرد از لحاظ ضریب ناش-ساتکلیف مربوط به SVM به همراه ایجاد ۳

ماه تأخیر زمانی برای دبی و بارش مشاهده شد. همچنین بالاترین خطای محاسبه‌شده برای شبیه‌سازی‌های مختلف مربوط به حالت SVM بدون تأخیر زمانی می‌باشد.

جدول ۵- تحلیل حساسیت ضرایب اثرگذار بر رواناب در مدل SWAT.

ردیف	پارامتر	t-stat	p-value	ردیف	پارامتر	t-stat	p-value
۱	r_CN2.mgt	۱۷/۹	۰	۱۳	V_ESCO.hru	-۰/۰۷	۰/۹۴
۲	V_GW_REVAP.gw	-۱/۰۳	۰/۳	۱۴	V_SLSUBBSN.hru	-۰/۱۱	۰/۹۱
۳	V_GW_DELAY.gw	-۰/۷۳	۰/۴۷	۱۵	V_OV_N.hru	۰/۵۸	۰/۵۶
۴	V_ALPHA_BF.gw	۲/۱	۰/۳	۱۶	r_CH_N2.rte	۰/۰۹	۰/۹۳
۵	V_REWAPMN.gw	-۰/۱۷	۰/۸۶	۱۷	V_CH_K2.rte	-۱/۸۶	۰/۰۷
۶	V_GWQMN.gw	-۰/۴۸	۰/۶۳	۱۸	V_ALPHA_BNK.rte	۳/۲۴	۰
۷	V_RCHRG_DP.gw	۱/۹	۰/۰۶	۱۹	V_SUB_SFTMP.sno	۸/۶۳	۰
۸	r_SOL_AWC.sol	-۰/۳۶	۰/۷۲	۲۰	V_SUB_SMTMP.sno	۷/۳	۰
۹	r_SOL_K.sol	-۰/۱۹	۰/۸۵	۲۱	V_SUB_SMFMX.sno	۴/۴	۰
۱۰	r_SOL_BD.sol	۱/۶	۰/۱۲	۲۲	V_SUB_SMFMN.sno	۴/۳	۰
۱۱	V_SOL_ALB.sol	-۰/۱۵	۰/۱۲	۲۳	V_SUB_TIMP.sno	۳/۳۶	۰
۱۲	V_EPCO.hru	۰/۸	۰/۴۲	۲۴	V_SURLAG.bsn	-۱	۰/۳

جدول ۶- نتایج واسنجی مدل SWAT و آموزش مدل SVM.

مدل	R^2	RMSE ($m^3 s^{-1}$)	NS
SWAT	۰/۵۴	۰/۸۴	۰/۴۷
SVM بدون ایجاد تأخیر زمانی در بارش و دبی	۰/۰۸	۰/۹۸	۰/۰۴
SVM به‌همراه ایجاد ۳ ماه تأخیر زمانی فقط برای دبی	۰/۵۱	۰/۵۹	۰/۳۹
SVM به‌همراه ایجاد ۳ ماه تأخیر زمانی برای دبی و بارش	۰/۵	۰/۶۷	۰/۴۳

جدول ۷- نتایج اعتبارسنجی مدل SWAT و آزمون مدل SVM.

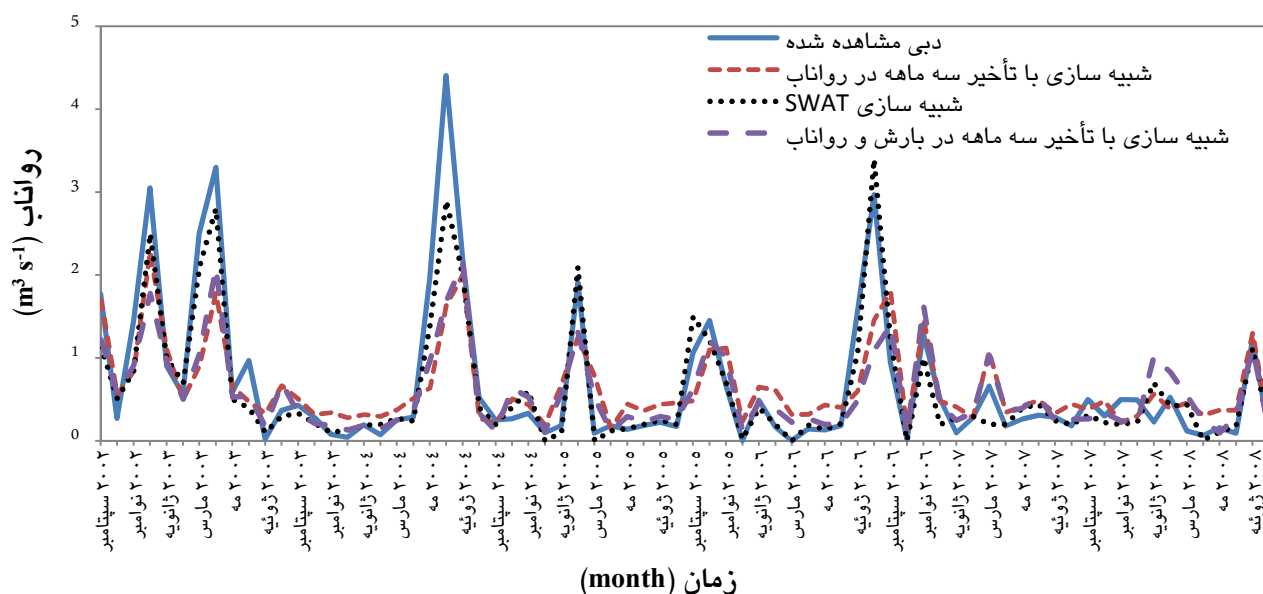
مدل	R^2	RMSE ($m^3 s^{-1}$)	NS
SWAT	۰/۶۹	۰/۴۱	۰/۷۱
SVM بدون ایجاد تأخیر زمانی در بارش و دبی	۰/۱۲	۰/۷۴	۰/۱
SVM به‌همراه ایجاد ۳ ماه تأخیر زمانی فقط برای دبی	۰/۶۵	۰/۵۸	۰/۴۷
SVM به‌همراه ایجاد ۳ ماه تأخیر زمانی برای دبی و بارش	۰/۷	۰/۵۷	۰/۵

و نتایج به‌دست‌آمده برای مرحله آزمون مشخص می‌شود که همه حالت‌های شبیه‌سازی از لحاظ آماره‌های ضریب تبیین و ناش-ساتکلیف در حد قابل قبولی می‌باشند. بهترین دامنه به‌دست‌آمده برای آماره ضریب تبیین ($R^2=0.70$) برای حالت شبیه‌سازی با مدل SVM

با توجه به نتایج به‌دست‌آمده در مرحله آموزش که نشان‌دهنده ضعف شبیه‌سازی جریان با استفاده از مدل SVM در حالت بدون تأخیرهای زمانی بود، لذا این حالت از شبیه‌سازی در مرحله آزمون یا اعتبارسنجی از بررسی‌های به‌عمل‌آمده حذف گردید. با توجه به جدول ۷

برخوردار است به طوری که نتایج به دست آمده برای آماره $RMSE$ نیز تأییدکننده این موضوع می‌باشد و مدل SWAT با کمترین خطا $RMSE=0.41$ نسبت به مدل SVM عمل شبیه‌سازی را انجام داده است که این عامل می‌تواند ناشی از تخصصی بودن مدل SWAT در شبیه‌سازی هیدرولوژیک حوضه‌های آبریز با استفاده از تمام داده‌های در دسترس و شبیه‌سازی واقعیت‌های رخ داده در منطقه مورد مطالعه باشد.

به همراه ایجاد ۳ ماه تأخیر زمانی برای دبی و بارش به دست آمده است و با ضریب تبیین به دست آمده $(R^2=0.79)$ برای شبیه‌سازی مدل SWAT تفاوت چندانی را نشان نمی‌دهد، این امر نشان‌دهنده این واقعیت است که هر دو مدل در شبیه‌سازی دینامیک جریان از توانایی نسبتاً برابری برخوردارند. نتایج به دست آمده برای آماره ناش-ساتکلیف مشخص می‌کند که مدل SWAT با اختصاص ضریب $NS=0.71$ از توانایی بالایی در شبیه‌سازی جریان‌های بیشینه و کمینه نسبت به مدل SVM



شکل ۳- مقایسه جریان مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده مدل‌های SWAT و SVM.

نتیجه‌گیری کلی

تعیین جریان رودخانه‌ها یکی از مؤلفه‌های مهم و تأثیرگذار در مدیریت منابع آب حوضه‌های آبریز می‌باشد. در این مطالعه جریان ماهانه رودخانه لیقوان چای با استفاده از مدل هیدرولوژیک SWAT و مدل هوش مصنوعی ماشین‌های بردار پشتیبان SVM گردید. نتایج حاصل از این مطالعه به شرح زیر است:

هرچند دو مدل در شبیه‌سازی جریان ماهانه حوضه آبریز لیقوان چای عملکرد مناسبی را نشان می‌دهد اما مدل SWAT دقت بالاتری در برآورد جریان ماهانه رودخانه دارد. نتایج این مطالعه با نتایج مطالعه

با توجه به شکل ۳ مشخص می‌شود که همه حالت‌های شبیه‌سازی تا حدودی در شبیه‌سازی دینامیک جریان موفق بوده‌اند و بررسی دقیق‌تر مشخص می‌کند که در اغلب موارد دبی شبیه‌سازی شده کمتر از مقدار واقعی می‌باشد ولی در میان حالت‌های شبیه‌سازی اعداد به دست آمده برای مدل SWAT به مقادیر واقعی نزدیک‌تر و در برآورد مقادیر بیشینه جریان عملکرد بهتری نسبت به مدل SVM نشان می‌دهد که این خود عاملی برای کمتر شدن خطا و بهبود ضریب ناش-ساتکلیف و آماره $RMSE$ می‌باشد.

مدل SWAT از دقت بالاتری برخوردار بود ولی با توجه به اینکه برای اجرای این مدل نیاز به اطلاعات وسیعی از حوضه آبریز می‌باشد و همچنین معمولاً به دلیل پیچیده بودن و حجم وسیع داده‌ها نیاز به رایانه‌های با توانایی پردازش بالا می‌باشد و نیاز به صرف زمان بیشتری برای تحلیل عدم قطعیت و تجزیه و تحلیل داده‌ها می‌باشد، لذا در مطالعاتی که با کمبود اطلاعات مواجه هستیم و زمان و امکانات کمتری در اختیار داریم به‌کاربردن مدل‌هایی مانند SVM که با کمترین داده موجود قابل اجرا می‌باشند و نتایج قابل قبولی ارائه می‌دهند توجیه‌پذیر است. علاوه بر این در مطالعاتی که هدف از شبیه‌سازی، بررسی همه‌جانبه رخداد‌های هیدرولوژیک از جمله رواناب، رسوب، تغییرات آب‌های زیرزمینی، کیفیت منابع آبی و عواملی از این دست و همچنین اثرات این عوامل بر یکدیگر می‌باشد استفاده از مدل‌های هیدرولوژیک همچون SWAT توصیه می‌شود.

جاجرمی‌زاده و همکاران (۲۰۱۴) که به مقایسه مدل SWAT و پیش‌بینی جریان ماهانه در حوضه رودان بین استان‌های هرمزگان و کرمان پرداختند مطابقت دارد. همچنین اکبری‌مجدر و همکاران (۱۳۹۲) برای پیش‌بینی جریان رودخانه چهل‌چای از مدل SWAT بهره بردند. نتایج نشان از عملکرد بالای مدل SWAT در شبیه‌سازی جریان رودخانه دارد. لین و همکاران (۲۰۱۳) و ژیبین و همکاران (۲۰۱۴) در تحقیقات خود نشان دادند که مدل ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی جریان دقت بالایی را دارد. همچنین برای سری ماهانه پس از بررسی هشت الگو، بهترین عملکرد مدل ماشین بردار پشتیبان برای سه تأخیر در بارش و رواناب $Q_n = f(Q_{n-1}, Q_{n-2}, Q_{n-3}, R_n, R_{n-1}, R_{n-2}, R_{n-3})$ در ورودی‌های مدل به‌دست آمد و ضریب تبیین و میانگین مربعات خطا برای این الگو به ترتیب ۰/۷ و ۰/۵۷ محاسبه گردید و الگوی $Q_n = f(R_n)$ با ضریب تبیین و میانگین مربعات خطا، ۰/۱۲ و ۰/۷۴ ضعیف‌ترین عملکرد را نشان داده است.

منابع مورد استفاده

- آبایی ب و سهرابی ت، ۱۳۸۸. ارزیابی عملکرد مدل SWAT در حوضه آبریز زاینده رود. پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، جلد ۱۶، شماره ۳، صفحه‌های ۴۱ تا ۵۸.
- اخوان س و جودی حمزه‌آباد آ، ۱۳۹۱. شبیه‌سازی هیدرولوژیک حوضه آبریز دریاچه ارومیه. صفحه‌های ۱-۱۵. کنفرانس بین‌المللی دریاچه ارومیه، چالش‌ها و راهکارها، ۱۸ مهرماه، دانشگاه ارومیه.
- اکبری‌مجدر ح، بهره‌مند ع، نجفی‌نژاد ع و بردی‌شیخ و، ۱۳۹۲. شبیه‌سازی جریان روزانه رودخانه چهل‌چای استان گلستان با مدل SWAT. حفاظت آب و خاک، جلد ۲۰، شماره ۳، صفحه‌های ۲۵۳ تا ۲۵۹.
- بی‌نام، ۱۳۹۱. به‌هنگام‌سازی طرح جامع حوضه‌های مازندران و دریاچه ارومیه، گزارش مطالعات هواشناسی جلد یک.
- جودی حمزه‌آباد آ، ۱۳۹۲. شبیه‌سازی رواناب حوضه آبریز دریاچه ارومیه با استفاده از مدل SWAT. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا همدان.
- نبی‌زاده م، مساعدی ا، حسام م و دهقانی ا، ۱۳۹۱. مقایسه عملکرد مدل‌های مبتنی بر منطق فازی در پیش‌بینی آبدی روزانه رودخانه ليقوان. پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، جلد ۱۹، شماره ۱، صفحه‌های ۱۱۷ تا ۱۳۴.
- Abbaspour KC, 2005. Calibration of hydrologic models: when is a model calibrated? Pp. 2449-2455. In: Zerger A, and Argent RM. (eds) MODSIM 2005 International Congress on Modelling and Simulation. Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand. 26-28 December, ISBN: 0-9758400-2-9.
- Akhavan S, Jahangir AK, Mousavi SF, Afyuni M, Eslamian SS and Abbaspour KC, 2010. Application of SWAT model to investigate nitrate leaching in Hamadan-Bahar Watershed, Iran. Agriculture, Ecosystems and Environment 139: 675-688.
- Azimi M, Heshmati GhA, Farahpour M, Faramarzi M and Abbaspour KC, 2013. Modeling the impact of rangeland management on forage production of sagebrush species in arid and semi-arid regions of Iran. Ecological Modelling 250: 1- 14.

- Belayneh A and Adamowski J, 2013. Drought forecasting using new machine learning methods. *Journal of Water and Land Development* 18: 3–12.
- Faramarzi M, Abbaspour KC, Schulin R and Yang H, 2009. Modelling blue and green water resources availability in Iran. *Hydrological Processes* 23: 486–501.
- Jajarmizadeh M, Kakaei Lafdani E, Harun S and Ahmadi A, 2014. Application of SVM and SWAT Models for Monthly Streamflow Prediction, a Case Study in South of Iran. *KSCE Journal of Civil Engineering*. 1-13.
- Hamel L, 2009. *Knowledge Discovery with Support Vector Machines*. Hoboken NJ. John Wiley.
- Haipni A, EL-Shafie A, Najah A, Abdol Karim O, Hussain A, and Mukhlisi M, 2013. Daily forecasting of dam water levels: comparing a support vector machine (SVM) model with an adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS). *Water Resources Management* 27: 3803–3823.
- Karamouz M, Ahmadi A and Moridi A, 2009. Probabilistic reservoir operation using Bayesian stochastic model and support vector machine. *Advance in Water Resources* 32: 1588–1600.
- Kuligowski R and Barros AP, 1998. Localized precipitation forecasts from a numerical weather prediction model using artificial neural networks. *Weather and Forecasting* 13 (40): 1195-1205.
- Lin GF, Chen GR, Huang PY and Ching Chong Y, 2009b. Support vector machine-based models for hourly reservoir inflow forecasting during typhoon-warning periods. *Journal of Hydrology* 372: 17-29.
- Lin GF, Chun YC and Wu CM, 2013. Typhoon flood forecasting using integrated two-stage support vector machine approach. *Journal of Hydrology* 486: 334–342.
- Liong SY and Sivapragasam C, 2002. Flood stage forecasting with SVM. *Journal of the American Water Resources Association* 38: 173-186.
- Malekmohamadi I, Bazargan-Lari MR, Kerachian R, Nikoo MR and Fallahnia M, 2011. Evaluating the Efficacy of SVMs, BNs, ANNs and ANFIS in Wave Height Prediction in Iran. *Ocean Engineering* 38: 487–497.
- Moriasi DN, Arnold JG, Van Liew MW, Bingner RL, Harmel RD and Veith TL, 2007. Model evaluation guideline for systematic quantification of accuracy in watershed simulation. *American Society of Agricultural and Biological Engineers ISSN 0001–2351 Transactions of the ASABE* 50(3): 885-900.
- Nash JE and Sutcliffe JV, 1970. River flow forecasting through conceptual models. Part I –A discussion of principles. *Journal of Hydrology* 10: 282–290.
- Neitsch SL, Arnold JG, Kiniry JR and Williams JR, 2009. Soil and water assessment tool, the theoretical documentation. Texas Water Resources Institute Technical Report. Texas, USA.
- Noori R, Karbassi AR, Moghaddamnia A, Han D, Zokaei-Ashtiani MH, Farokhnia A and Gousheh MG, 2011. Assessment of input variables determination on the SVM model performance using PCA, gamma test, and forward selection techniques for monthly stream flow prediction. *Journal of Hydrology* 401: 177–189.
- Riahi S, Pourbasheer E, Ganjali MR and Norouzi P, 2009. Investigation of different linear and nonlinear chemometric methods for modeling of retention index of essential oil components: concerns to support vector machine. *Journal of Hazardous Materials* 166(2): 853-859.
- Setegn SG, 2010. Modeling hydrological and hydrodynamic processes in lake Tana basin, Ethiopia. KTH. TRITA-LWR PhD Thesis 1057. Royal Institute of Technology. Sweden.
- Sudheer CH, Nitin ABK, Panigrahi BK and Shashi M, 2013. Streamflow forecasting by SVM with quantum behaved particle swarm optimization. *Neurocomputing* 101: 18–23.
- Taffese T. 2012. Physically based rainfall-runoff modeling in the Northern Ethiopian highlands: the case of Mizewa watershed. the thesis for Degree of Master of Science in Water Resource Engineering. Bahir Day University. Ethiopia.
- Vaghefi SA, Mousavi SJ, Abbaspour KC, Srinivasan R and Yang H, 2014. Analyses of the impact of climate change on water resources components, drought and wheat yield in semiarid regions: Karkheh River Basin in Iran. *Hydrological Processes* 28: 2018-2032.
- Vapnik VN, 1998. *Statistical Learning Theory*. Wiley, New York.
- White ED, Eston ZM, Fuka DR and Steenhuis TS, 2009. SWAT-WB theoretical documentation, Soil and Water Lab. Department of Biological and Environmental Engineering. Technical Report. Cornell University. Ithaca NY.
- Yong J, Reichert P, Abbaspour KC, Xia J and Yang H, 2008. Comparing uncertainty analysis techniques for a SWAT application to the Chaohe Basin in China. *Journal of Hydrology* 358: 1-23.
- Yu PS, Chen ST and Chang IF, 2006. Support vector regression for real-time flood stage forecasting. *Journal of Hydrology* 328: 704-716.
- Zahrahtul AZ and Ani S, 2012. Streamflow forecasting at ungaged sites using support vector machines. *Applied Mathematical Sciences* 6 (60): 3003–3014.
- Zhibin H, Xiaohu W and Jun D, 2014. A comparative study of artificial neural network, adaptive neuro fuzzy inference system and support vector machine for forecasting river flow in the semiarid mountain region. *Journal of Hydrology* 509: 379-386.