تحقیقات منابع آب ایران
Iran-Water Resources Research

سال شانزدهم، شماره ۳، پائیز ۱۳۹۹
Volume 16, No. 3, Fall 2020 (IR-WRR)
۲۷۴-۲۸۳

پیش‌بینی جریان ماهانه با استفاده از مدل ECMWF، مطالعه موردی: حوضه آبریز سفیدرود

حسین دهبان[۱]، کیومرث ابراهیمی[۲*]، شهاب عراقی‌نژاد[۳]، جواد بذرافشان[۳] و فرشته مدرسی[۴]

چکیده

پیش‌بینی جریان در مقیاس زمانی ماهانه برای مدیریت و برنامه‌ریزی بهینه منابع آب ضروری است. در این مقاله با استفاده از پیش‌بینی‌های حاصل از مدل اقلیمی ECMWF، پیش‌بینی جریان ماهانه در زیر حوضه شاهرود واقع در حوضه آبریز سفیدرود در شمال غرب کشور انجام شد. برای این منظور با استفاده از پیش‌بینی بارش ماهانه حاصل از مدل اقلیمی ECMWF و مدل‌سازی داده محور SVR به‌عنوان مدل بارش- رواناب، بارش پیش‌بینی‌شده به جریان تبدیل شد. ابتدا نتایج مربوط به پیش‌بینی بارش در دوره تاریخی حاصل از مدل اقلیمی ECMWF تا افق پیش‌بینی ۳ ماهه برای محدوده مورد مطالعه، از درگاه اینترنتی Climate Data Store دریافت شد. سپس با استفاده از مدل داده محور SVR، مدل ترکیب‌شده اقلیمی- داده محور برای پیش‌بینی جریان تا افق پیش‌بینی ۳ ماه آینده توسعه داده شد. نتایج نشان داد که پیش‌بینی جریان مبتنی بر مدل‌های پیش‌بینی اقلیمی برای افق پیش‌بینی ۱ ماه آینده نسبت به دو افق پیش‌بینی ۲ و ۳ ماه آینده دقیق‌تر است. به‌طوری‌که افق پیش‌بینی ۱ ماه آینده بیشترین ضریب نش- ساتکلیف در واسنجی مساوی ۰/۷۷ و در مرحله صحت‌سنجی ۰/۴۸، بیشترین ضریب همبستگی در واسنجی ۰/۸۷ و در صحت‌سنجی ۰/۶۹، کمترین مقدار جذر میانگین مربعات خطا در واسنجی ۶/۸ میلیون مترمکعب و صحت‌سنجی ۶/۳ میلیون مترمکعب و بهترین مقدار اریبی نسبی برای واسنجی ۰/۹۶ و صحت‌سنجی ۱/۱ را داشته است. همچنین نتایج نشان داد که بر اساس دو شاخص ارزیابی احتمالاتی POD و FAR، مدل پیش‌بینی توسعه‌یافته، توانایی بالایی در تشخیص وقایع مختلف جریان به‌خصوص جریان‌های کم و زیاد را دارد.

کلمات کلیدی: مدل‌های اقلیمی، SVR، مدل‌سازی بارش- رواناب.

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۹/۶/۱۶

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۹/۳

۱- دانشجوی دکتری مهندسی منابع آب، گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران.
۲- استاد، گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران.
۳- دانشیار، گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران.
۴- استادیار گروه علوم و مهندسی آب دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران.
*- نویسنده مسئول

بحث و مناظره (Discussion) در مورد این مقاله تا پایان زمستان ۱۳۹۹ امکانپذیر است.

Monthly Stream-Flow Forecasting Using the ECMWF Model, Case Study: Sefidrud Basin-Iran

H. Dehban [1], K. Ebrahimi[2], Sh. Araghinejad[3], J. Bazrafshan[3], and F. Modaresi[4]*

Abstract

Stream flow forecasting on a monthly time scale is essential for optimal water resources management and planning. In this paper using the predictions obtained from the ECMWF climate model, monthly stream flow forecast was made in Shahroud river Subbasin, part of Sefidrood basin northwest of Iran. To this end, using monthly precipitation forecasts from ECMWF climate model in tandem with SVR data-driven modelling, as a rainfall-runoff model, the stream flow was predicted based on the predicted precipitations. First, the results of precipitation forecast for the desired historical period and up to a 3-month forecast horizon for the study area were obtained from the Climate Data Store. Then, by using the SVR driven model, a linked Climate-Data-driven model was developed to predict the flow up to a 3-month forecast horizon. The results showed that flow forecasting based on climate forecasting models for the forecast horizon of the next month is more accurate than that of two and three months. The forecast horizon of the next month had the highest Nash-Sutcliffe coefficients of 0.77 and 0.48 in calibration and validation, respectively. It alo had the highest correlation coefficients in calibration (0.87) and validation (0.69), the lowest root mean square error in calibration (6.8 million cubic meters) and validation (6.3 million cubic meters) and moreover had the best relative bias value for calibration (0.96) and validation (1.1). Furthermore, based on the POD and FAR probabilistic indices, the results showed that the developed predictive model has a high ability to detect different states of stream flow events, especially for extreme flows event.

Keywords: Climate Models, SVR, Rainfall-Runoff Modelling.

Received: September 6, 2020

Accepted: November 23, 2020

1- Ph.D. Student of Water Resources Engineering, Irrigation and Reclamation Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering & Technology, College of Agriculture & Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran.Email: Dehban@ut.ac.ir
2- Professor, Irrigation and Reclamation Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering & Technology, College of Agriculture & Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran. Email: EbrahimiK@ut.ac.ir
3- Associate Professor, Irrigation and Reclamation Engineering Department, Faculty of Agricultural Engineering & Technology, College of Agriculture & Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran. Email: Araghinejad@ut.ac.ir, JBazr@ut.ac.ir
4- Assistant Professor, Department of Water Science and Engineering, Ferdowsi University of Mashhad (FUM), Mashhad, Iran. Email: Modaresi@ferdowsi.um.ac.ir
*- Corresponding Author

۱- مقدمه

پیش‌بینی پارامترهای آب و هواشناسی در مقیاس‌های زمانی مختلف کاربردهای زیادی در بخش‌های مختلف ازجمله مدیریت منابع آب دارد. به‌عنوان مثال پیش‌بینی کوتاه‌مدت در مقیاس زمانی ساعتی و روزانه می‌تواند در مدیریت و کنترل سیلاب مفید باشد و پیش‌بینی‌های میان‌مدت در مقیاس ماهانه و فصلی نیز می‌تواند در برنامه‌ریزی و تخصیص بهینه منابع آب موجود جهت مدیریت عرضه و تقاضا مورد استفاده قرار گیرد. روش‌های متعددی برای پیش‌بینی جریان در مقیاس زمانی مختلف وجود دارد. برای پیش‌بینی جریان در مقیاس زمانی ماهانه، عمده‌ی روش‌ها بر مبنای داده‌های تاریخی ثبت‌شده در ایستگاه‌های مشاهداتی و داده‌های مربوط به سیگنال‌های دور پیوند اقلیمی با تکیه بر مدل‌سازی آماری (مدل‌های داده محور) توسعه یافته‌اند. برخی از پژوهش‌هایی که در این زمینه انجام شده‌اند عبارت‌اند از: پیش‌بینی جریان ماهانه با استفاده از ماشین بردار تصمیم (Luo et al., 2019)، شبکه عصبی مصنوعی (Sabzi et al., 2018; Ahani and Shourian, 2017)، شبکه عصبی فازی (Poustizadeh and Najafi, 2011)، مدل‌های سری زمانی خود همبسته (Silveira et al., 2017)، شبکه بیزین[1] (Tanhapour et al., 2018)، استفاده از روش‌های تجربی و مدل‌های مبتنی بر هوش محاسباتی (Bahrampour et al., 2019)، استفاده از مدل هیبرید موجک و شبکه عصبی (Shafaei et al., 2014) و استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی (Schepen et al., 2016). آن‌چه مسلم است از بین پارامترهای جوی، نزولات جوی یا بارش منبع اصلی جریان آب در سطح و زیر زمین می‌باشد، بنابراین اگر پیش‌بینی بارش با دقت بیشتری انجام شود در واقع توانسته‌ایم پیش‌بینی‌های هیدرولوژیکی به‌ویژه پیش‌بینی جریان را با دقت مناسب‌تری انجام دهیم.

در چند سال اخیر مجموعه‌ای از مدل‌های اقلیمی در مراکز مختلفی توسعه یافته‌اند که پیش‌بینی پارامترهای اقلیمی را از چند روز تا چند ماه آینده انجام می‌دهند. مزیت استفاده از این نوع مدل‌ها این است که سامانه‌های جو- اقیانوس- زمین و اندرکنش بین آن‌ها را بهتر شبیه‌سازی می‌کنند (Xu et al., 2018). مدل‌های اقلیمی در حال حاضر توسط مراکز اقلیمی معتبر برای تولید پیش‌بینی‌های عملیاتی، اجرا می‌شوند (Jia et al., 2015). وجود چنین مدل‌هایی جهت پیش‌بینی پارامترهای جوی به‌ویژه بارش باعث می‌شود تا امر پیش‌بینی جریان نیز بهتر از گذشته انجام شود. در ارتباط با پیش‌بینی‌های حاصل از مدل‌های اقلیمی و تهیه پیش‌بینی‌های هیدرولوژیکی مبتنی از آن، مطالعاتی در نقاط مختلف جهان انجام شده است که در ادامه به برخی از آن‌ها پرداخته شده است. برخی از مطالعات به توانایی مدل‌های اقلیمی همچون ECMWF در پیش‌بینی پارامترهای جوّی و پس پردازش آماری آن‌ها پرداخته‌اند. برای مثال Wang et al. (2019) دقت مدل‌های میان‌مدت نسل پنجم ECMWF را در پیش‌بینی بارش، دمای حداکثر و دمای حداقل در سطح استرالیا مورد بررسی قرار دادند. همچنین آن‌ها از روش‌های آماری پس پردازش و تصحیح اریبی برای حذف خطای سامانمند (سیستماتیک) در پیش‌بینی مدل استفاده کردند و نتایج کار خود را با نتایج مربوط به پیش‌بینی‌های حاصل از مدل‌های نسل چهارم ECMWF مقایسه کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که پیش‌بینی پارامترهای جوی مذکور تا افق پیش‌بینی ۱ ماه آینده با استفاده از مدل‌های نسل پنجم ECMWF دقت قابل قبولی دارد. همچنین آن‌ها نتیجه گرفتند که توانایی مدل‌های نسل پنجم در پیش‌بینی بارش و دمای بیشینه در مقایسه با مدل‌های نسل چهارم ECMWF، افزایش یافته است ولی برای دمای کمینه تفاوتی نداشته است. به‌طورکلی پیشنهاد کردند که از پیش‌بینی‌های حاصل از مدل‌های نسل پنجم ECMWF می‌توان به‌صورت عملیاتی برای پیش‌بینی پارامترهای جوی مذکور تا افق پیش‌بینی ۱ ماه آینده در استرالیا استفاده نمود. در زمینه استفاده از پیش‌بینی‌های اقلیمی در پیش‌بینی جریان، پژوهشی در حوضه آبریز رودخانه راین با استفاده از پیش‌بینی‌های اقلیمی حاصل از مدل ECMWF انجام شده است. نتایج آن‌ها نشان داد که پیش‌بینی جریان صورت گرفته به‌خصوص تا افق پیش‌بینی ۱ ماه آینده مبتنی بر پیش‌بینی‌های اقلیمی، از دقت قابل قبولی برخوردار است (Schick et al., 2017). در پژوهش دیگری به ارزیابی تأثیر تصحیح اریبی پیش‌بینی بارش و دمای حاصل از مدل ECMWF در پیش‌بینی‌های هیدرولوژیکی پرداخته شد و نتایج نشان داد که استفاده از پیش‌بینی‌های اصلاح‌شده ECMWF باعث بهبود در دقت پیش‌بینی‌های هیدرولوژیکی می‌شود (Verkade et al., 2013). همچنین در پژوهش دیگری پیش‌بینی هیدرولوژیکی حاصل از روش‌های مبتنی بر داده‌های تاریخی و روش‌های مبتنی بر پیش‌بینی‌های حاصل از مدل ECMWF مورد مقایسه قرا گرفت. هدف پیش‌بینی جریان ماهانه برای افق پیش‌بینی ۱ تا ۵ ماه آینده بوده است. نتایج نشان داد که پیش‌بینی جریان حاصل از دو روش تا حدی نزدیک به هم بوده و قابل اعتماد هستند و در مواردی پیش‌بینی حاصل از مدل اقلیمی ECMWF بهتر بوده است به‌طوری‌که پیشنهاد کردند که برای پیش‌بینی جریان تا افق ۱ ماه آینده به علت دقت قابل قبول آن، بهتر است تا از روش‌های مبتنی بر پیش‌بینی‌های حاصل از مدل اقلیمی استفاده شود (Bazile et al., 2017). در مقیاس جهانی نیز پژوهشی توسط Emerton et al. (2018) برای پیش‌بینی جریان ماهانه رودخانه‌های بزرگ جهان تا افق پیش‌بینی ۴ ماه آینده با استفاده از پیش‌بینی‌های میان‌مدت ECMWF و مدل‌سازی هیدرولوژیکی

انجام شد. هدف آن‌ها کاهش خطا ناشی از خشک‌سالی و سیل بوده است. نتایج آن‌ها نشان داد که پیش‌بینی جریان حاصل از روش مذکور دقت بیشتر در مقایسه با روش‌های مبتنی بر داده‌های کلیماتولوژی دارد. همچنین دقت مدل پیش‌بینی اقلیمی- هیدرولوژیکی توسعه داده‌شده در مناطق و فصل‌های مختلف، تغییر می‌کند. در ارتباط با استفاده از پیش‌بینی‌های میان‌مدت ECMWF در خشک‌سالی هیدرولوژیکی تا افق ۷ ماه آینده، پژوهشی توسط Van Hateren et al. (2019) در مقیاس حوضه آبریز انجام شد. نتایج آن‌ها نشان داد که دقت پیش‌بینی‌های خشک‌سالی حاصل از مدل اقلیمی تا افق پیش‌بینی ۱ تا ۳ ماه آینده نسبت به استفاده از داده‌های کلیماتولوژی، بالاتر است. همچنین نتایج آن‌ها نشان داد که دقت مدل‌ها در پیش‌بینی خشک‌سالی در فصل زمستان بالا بوده و در فصل بهار پایین است. علاوه بر این، پیشنهاد کردند که درصورتی‌که پس پردازش و تصحیح اریبی روی پیش‌بینی‌های حاصل از ECMWF انجام شود، دقت پیش‌بینی خشک‌سالی هیدرولوژیکی بالاتر می‌رود. همان‌طور که انتظار می‌رود برای پیش‌بینی جریان ازجمله استفاده از روش‌های مبتنی بر پیش‌بینی‌های حاصل از مدل‌های اقلیمی، با افزایش افق پیش‌بینی، از دقت پیش‌بینی جریان کاسته می‌شود. این موضوع علاوه بر اینکه در برخی از پژوهش‌هایی که در بالا نامبرده شد در پژوهش‌های دیگری مثل Lucatero et al. (2018) نیز تأکید شده است. در پژوهش Lucatero et al. (2018)، هدف بررسی تأثیر حذف خطای سامانمند موجود در پیش‌بینی‌های هواشناسی و جریان آب بوده است. آن‌ها از پیش‌بینی‌های حاصل از مدل ECMWF تا افق پیش‌بینی ۷ ماه آینده به‌عنوان ورودی در مدل هیدرولوژیکی MIKE SHE استفاده کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که پیش‌بینی جریان حاصل از مدل توسعه داده‌شده، دقت مناسب برای افق پیش‌بینی ۱ ماه آینده به‌خصوص در فصل زمستان را دارد و با افزایش افق پیش‌بینی، از دقت آن کاسته می‌شود.

با بررسی مطالعات پیشین و با توجه به پتانسیل خوبی که در زمینه پیش‌بینی پارامترهای جوی ازجمله بارش با استفاده از مدل‌های اقلیمی در مقیاس ماهانه و فصلی ایجاد شده است، هدف مقاله حاضر استفاده از پیش‌بینی بارش حاصل از مدل پیش‌بینی ECMWF در پیش‌بینی جریان ماهانه تا افق پیش‌بینی ۳ ماه آینده برای سرشاخه شاهرود واقع در حوضه آبریز سفیدرود است. با توجه به اینکه پیش‌بینی جریان ماهانه به‌عنوان یکی از پارامترهای مؤثر در برنامه‌ریزی و تخصیص منابع به‌خصوص منابع آب سطحی به شمار می‌رود، بنابراین تهیه و ارائه پیش‌بینی جریان ماهانه با دقت بالا، می‌تواند به مدیران بخش آب کشور جهت تصمیم‌گیری و برنامه‌ریزی بهینه، کمک نماید.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز سفیدرود در تقسیم‌بندی کلی حوضه‌های آبریز ایران، بخشی از حوضه آبریز دریای خزر محسوب شده و در محدوده تلاقی رشته‌کوه‌های البرز، زاگرس و مرکزی قرار دارد. این حوضه آبریز بین مختصات جغرافیائی ′۲۷-°۴۶ تا ′۱۱-°۵۱ درجه طول شرقی و ′۵۳-°۳۴ تا ′۵۶-°۳۷ درجه عرض شمالی قرار گرفته است. یکی از سدهای مهم در این حوضه، سد منجیل بوده که تقریباً در بخش انتهایی حوضه (خروجی) واقع شده است. جریان ورودی به سد منجیل از دو رودخانه مهم شاهرود و قزل‌اوزن تأمین می‌شود. در مقاله حاضر، پیش‌بینی جریان در سرشاخه شاهرود که در قسمت جنوب شرقی حوضه آبریز سفیدرود قرار دارد، انجام‌شده است. در شکل ۱، موقعیت منطقه مورد مطالعه نشان داده شده است.

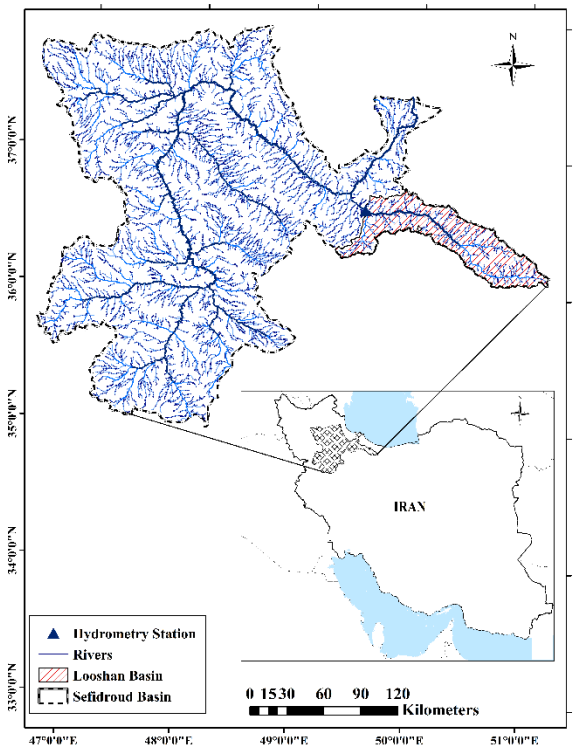


Fig. 1- The location of Shahroud River in Sefidrood basin

شکل ۱- موقعیت رودخانه شاهرود در حوضه آبریز سفیدرود

۲-۲- مدل ECMWF

مرکز اروپایی پیش‌بینی میان‌مدت وضع هوا یک سازمان بین‌المللی است که توسط بسیاری از کشورهای اروپایی پشتیبانی می‌شود. این مرکز از سال ۱۹۹۳ سامانه پیش‌بینی بهنگام در مقیاس فصلی را راه‌اندازی کرده است. سامانه پیش‌بینی فصلی مرکز ECMWF تقریباً

هر ۵ سال یک‌بار، به‌روزرسانی می‌شود. در حال حاضر نسل پنجم سامانه پیش‌بینی فصلی این مرکز (SEAS5) از سال ۲۰۱۷ پیش‌بینی‌های ماهانه و فصلی پارامترهای جوی را در سطح عملیاتی برای کل جهان ارائه می‌دهد. مدل پیش‌بینی فصلی ECMWF به‌صورت پیش‌بینی‌های گروهی متناسب با پیکربندی و داده‌های اولیه مختلف در قالب پیش‌بینی‌های همادی (گروهی یا چند مدلی) تهیه و ارائه می‌شوند (Molteni et al., 2011). یکی از مزیت‌های مرکز پیش‌بینی ECMWF ارائه پیش‌بینی دوره تاریخی از پارامترهای جوی است که این امکان را برای پژوهشگران و کاربران در نقاط مختلف جهان فراهم می‌سازد تا با استفاده از پیش‌بینی‌های دوره تاریخی، پس پردازش‌های لازم جهت استفاده در بخش‌های مختلف از جمله مـــدل‌سازی هیدرولوژیکی را انجام دهند. دریافت داده‌های بارش ماهانه مربوط به مدل پیش‌بینی ECMWF از درگاه اینترنتی[۲] Climate Data Store با استفاده از زبان برنامه‌نویسی Python انجام شد. فرمت این داده‌ها به‌صورت فایل netcdf بوده و برای انجام پیش‌پردازش داده‌ها و انجام تحلیل‌ها لازم آماری، از زبان برنامه‌نویسی متن‌باز R استفاده شده است.

داده‌های دوره تاریخی مربوط به ایستگاه آب‌سنجی لوشان که در شکل ۱، موقعیت آن نشان داده شده است نیز از دفتر مطالعات پایه منابع آب وزارت نیرو جهت توسعه مدل پیش‌بینی جریان در مقیاس زمانی ماهانه تهیه شد.

۲-۳- مدل‌سازی بارش- رواناب

برای مدل‌سازی بارش- رواناب معمولاً از مدل‌های مفهومی حوضه آبریز استفاده می‌شود. اما با توجه به اینکه بیشتر مدل‌های مفهومی بارش- رواناب ازلحاظ مقیاس زمانی، کوتاه‌مدت بوده و در گام زمانی کمتر از روزانه توسعه یافته‌اند، نمی‌توان از آن‌ها برای مدل‌سازی در مقیاس ماهانه استفاده نمود. بنابراین باید به دنبال مدل‌هایی بود تا بتوان از آن‌ها جهت تبدیل بارش ماهانه به جریان ماهانه استفاده نمود. برای این کار می‌توان از مدل‌های مفهومی بیلان آب و یا مدل‌های آماری داده محور ازجمله مدل‌های رگرسیونی، شبکه‌های عصبی و سایر مدل‌های ریاضی مبتنی بر هوش محاسباتی استفاده نمود. در پژوهش حاضر از مدل داده محور رگرسیون بردار پشتیبان[۳] (SVR) جهت تبدیل بارش پیش‌بینی‌شده در مقیاس ماهانه استفاده شده است.

۲-۴- مدل رگرسیونی بردار پشتیبان (SVR)

این مدل برای اولین بار توسط وپنیگ[۴] به‌منظور تشخیص الگو و طبقه‌بندی توسعه یافت. در این الگوریتم، مرز تصمیم در قالب مجموعه کوچکی از نمونه‌های آموزشی (بردار پشتیبان) نمایش داده می‌شود. پس از آن سعی شد تا با استفاده از این الگوریتم، تخمین توابع و روابط بین متغیرها با مقادیر حقیقی انجام شود (Vapnik, 1995). استفاده از این مدل در مدل‌سازی نسبت به شبکه‌های عصبی عمومی، برتری دارد. در مسائل رگرسیونی، نقطه داده‌هایی که مرز بیشینه را به وجود می‌آورند، بردارهای پشتیبان نامیده می‌شوند. تئوری این روش بر اساس اصل کمینه‌سازی ریسک ساختاری[۵] (SRM) استوار است درحالی‌که شبکه‌های عصبی از اصل کمینه‌سازی ریسک تجربی[۶] (ERM) استفاده می‌کنند. برای پیاده‌سازی مدل داده محور SVR، از کتابخانه‌های متن‌باز در محیط برنامه‌نویسی R استفاده شد. همچنین مقادیر بهینه پارامترهای مربوط به کرنل و پارامتر تنظیم مدل با رویکرد ارزیابی متقاطع تعیین شده است.

لازم به ذکر است که در مقاله حاضر از مدل SVR برای توسعه مدل پیش‌بینی داده محور جریان استفاده شده است. برای این کار نیاز به متغیر پیش‌بینی‌کننده و پیش‌بینی‌شونده می‌باشد. بنابراین در مقاله حاضر، داده‌های جریان ماهانه به‌عنوان متغیر پیش‌بینی‌شونده و داده‌های مربوط به پیش‌بینی بارش ماهانه حاصل از مدل ECMWF (به همراه عضوهای مختلف مدل پیش‌بینی) به‌عنوان متغیرهای پیش‌بینی‌کننده جریان در نظر گرفته شده‌اند.

۲-۵- شاخص‌های ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی

ارزیابی کمی پیش‌بینی جریان حاصل از پیش‌بینی بارش مدل‌های اقلیمی می‌تواند با استفاده از مجموعه‌ای از شاخص‌های آماری انجام شود. در پژوهش حاضر از ۴ شاخص آماری قطعی تحت عنوان ضریب همبستگی پیرسون (R)، ضریب نش- ساتکلیف (NSE)، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و شاخص اریبی نسبی (MPBIAS) برای ارزیابی جریان پیش‌بینی‌شده استفاده شده که در ادامه هر یک از شاخص‌های مورد استفاده، به تفکیک توضیح داده شده است.

ضریب همبستگی: همبستگی نوع و شدت ارتباط بین دو متغیر (شبیه‌سازی‌شده با مقدار مشاهداتی) را مورد بررسی قرار می‌دهد. مقدار این ضریب بین ۱- تا ۱+ بوده و در صورت عدم وجود ارتباط بین دو متغیر، مقدار آن برابر با صفر خواهد بود (Jolliffe and Rosso, 2012). ضریب همبستگی پیرسون از رابطه ۱ به دست می‌آید:

$$PCC = \frac{\sum_i^N (Pr_{O_i} - \overline{Pr}_O)(Pr_{M_i} - \overline{Pr}_M)}{\sqrt{\sum_i^N (Pr_{O_i} - \overline{Pr}_O)^2} \sqrt{\sum_i^N (Pr_{M_i} - \overline{Pr}_M)^2}} \quad (۱)$$

ضریب نش- ساتکلیف: شاخص نش-ساتکلیف یکی از رایج‌ترین شاخص‌های آماری در ارزیابی نتایج حاصل از مدل‌ها در بخش منابع

آب و هواشناسی می‌باشد. این شاخص، حالت استاندارد حداقل مربعات خطا بوده و نسبت واریانس باقی‌مانده به واریانس مشاهدات را نشان می‌دهد و از رابطه ۲ محاسبه می‌شود:

$$NSE = \frac{\sum_i^N (Pr_{O_i} - Pr_{M_i})^2}{\sum_i^N (Pr_{O_i} - \overline{Pr}_O)^2} \quad (۲)$$

بازه تغییرات NSE بین منفی بی‌نهایت تا ۱ بوده و مقدار بهینه آن برابر با یک می‌باشد.

جذر میانگین مربعات خطا: این شاخص بر اساس رابطه ۳ محاسبه می‌شود و مقدار بهینه آن صفر است (Kottegoda and Rosso, 2008):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_i^N (Pr_{M_i} - Pr_{O_i})^2}{N}} \quad (۳)$$

شاخص اریبی نسبی: این شاخص که برابر با نسبت میانگین داده‌های مدل پیش‌بینی به میانگین داده‌های مشاهداتی است بیانگر بیش برآورد یا کم برآورد مدل پیش‌بینی بوده و از رابطه ۴ به دست می‌آید (Kottegoda and Rosso, 2008):

$$Multiplicativebias = \frac{\overline{Pr}_M}{\overline{Pr}_O} = \frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N (Pr_{Mi})}{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N (Pr_{Oi})} \quad (۴)$$

در رابطه‌های ۱ تا ۴، Pr_o: مقدار مشاهداتی پارامتر، Pr_M: مقدار پارامتر حاصل از مدل پیش‌بینی و N بیانگر تعداد داده‌ها می‌باشد. لازم به ذکر است برای ارزیابی و مقایسه مدل پیش‌بین جریان در سه افق ۱، ۲ و ۳ ماه آینده، از نمودار تیلور دیاگرام استفاده شده است. نمودار تیلور بر اساس سه شاخص همبستگی، جذر میانگین مربعات خطا و انحراف معیار قابل ترسیم است و برای ارزیابی و مقایسه مدل‌های پیش‌بینی بسیار مناسب است. علاوه بر شاخص‌های ارزیابی که در بالا به آن اشاره شد، از دو شاخص ارزیابی احتمالاتی هشدار نادرست[۷] (FAR) و احتمال تشخیص[۸] (POD) که بر اساس کلاسه‌بندی جریان به دست می‌آید برای ارزیابی مدل‌های پیش‌بینی جریان استفاده شده است. هریک از دو شاخص FAR و POD بر اساس آستانه جریان و کلاسه‌بندی جریان متناسب با جدول دودویی ۱، محاسبه می‌شود.

Table 1- Contingency table for flow Classification

جدول ۱- جدول احتمالاتی برای کلاسه‌بندی جریان

		Observation	
		yes	no
Forecast	yes	hit	false alarm
	no	miss	correct negative

بر اساس جدول ۱، حالت‌های مختلف برای یک پیش‌بینی متناسب با کلاس جریان اتفاق می‌افتد و شاخص‌های متعددی از جمله FAR و POD از آن قابل محاسبه است. شاخص POD نشان‌دهنده نسبت پیش‌بینی‌های درست است که توسط مدل پیش‌بینی تشخیص داده شده‌اند و با رابطه ۵ محاسبه می‌شود (Dezfooli et al., 2018):

$$POD = \frac{hit}{hit + miss} \quad (۵)$$

مقدار POD بین صفر تا یک متغیر است و مقدار بهینه آن برابر یک می‌باشد. شاخص FAR نیز نشان‌دهنده تعداد حالاتی است که جریان در کلاس مورد نظر پیش‌بینی‌شده است ولی برای آن کلاس جریانی به‌عنوان مشاهدات ثبت نشده است و از رابطه ۶ محاسبه می‌شود (Dezfooli et al., 2018):

$$FAR = \frac{false\,alarm}{false\,alarm + hit} \quad (۶)$$

مقدار FAR بین صفر تا یک متغیر است و مقدار بهینه آن برابر با صفر می‌باشد.

بعد از اینکه نتایج پیش‌بینی بارش تا افق پیش‌بینی ۳ ماه آینده در ۱۲ ماه از سال از درگاه اینترنتی مرکز ECMWF برای دوره ۱۹۹۳ تا ۲۰۱۹ در محدوده مورد مطالعه دریافت شد، از آن به‌عنوان متغیر پیش‌بینی کننده برای پیش‌بینی جریان در مدل SVR استفاده شد. لازم به ذکر است که برای سه افق پیش‌بینی ۱ تا ۳ ماه، داده‌های ۱۲ ماه از سال از پیش‌بینی‌ها برای توسعه مدل داده محور به‌صورت یکپارچه در مدل‌سازی استفاده شده است و به این ترتیب یک مدل پیش‌بینی برای افق پیش‌بینی ۱ ماه برای تمام ۱۲ ماه سال توسعه یافته است و به همین ترتیب برای افق پیش‌بینی ۲ و ۳ ماه آینده نیز این کار انجام شده است.

۳- نتایج و تحلیل نتایج

برای اینکه مدل SVR متناسب با داده‌های پیش‌بینی بارش و داده‌های جریان دوره تاریخی توسعه یابد، می‌بایست داده‌ها به دو بخش واسنجی و صحت‌سنجی تقسیم شوند و بعد از واسنجی و پیاده‌سازی مدل SVR، شاخص‌های ارزیابی برای هر دو بخش واسنجی و صحت‌سنجی محاسبه شوند. در جدول ۲، نتایج مربوط به شاخص‌های ارزیابی مدل پیش‌بینی جریان برای داده‌های واسنجی و صحت‌سنجی ارائه شده است.

بر اساس اعداد ارائه‌شده در جدول ۲، نتایج پیش‌بینی جریان برای افق پیش‌بینی ۱ ماه آینده بهتر از ۲ و ۳ ماه آینده بوده است به‌طوری‌که بیشترین ضریب نش- ساتکلیف در واسنجی (۰/۷۷) و صحت‌سنجی

(۰/۴۸)، بیشترین ضریب همبستگی در واسنجی (۰/۸۷) و صحت‌سنجی (۰/۶۹)، کمترین مقدار جذر میانگین مربعات خطا در واسنجی (۶/۸ میلیون مترمکعب) و صحت‌سنجی (۶/۳ میلیون مترمکعب) و بهترین شاخص اریبی نسبی نزدیک به یک برای واسنجی (۰/۹۶) و صحت‌سنجی (۱/۱) را به خود اختصاص داده است. متناسب با مقادیر شاخص اریبی نسبی مشخص است که مدل پیش‌بینی جریان توسعه‌یافته دارای کم برآورد یا بیش برآورد قابل‌توجهی نمی‌باشد.

Table 2- Values of flow forecast evaluation indices
جدول ۲- مقادیر شاخص‌های ارزیابی پیش‌بینی جریان

Dataset	Index	1-month	2-month	3-month
Train	NSE	0.77	0.55	0.53
	R	0.87	0.81	0.80
	RMSE	6.8	10.4	9.3
	MPBIAS	0.96	0.93	0.91
Test	NSE	0.48	0.25	0.24
	R	0.69	0.70	0.66
	RMSE	6.3	8.9	14.8
	MPBIAS	1.1	0.90	0.88

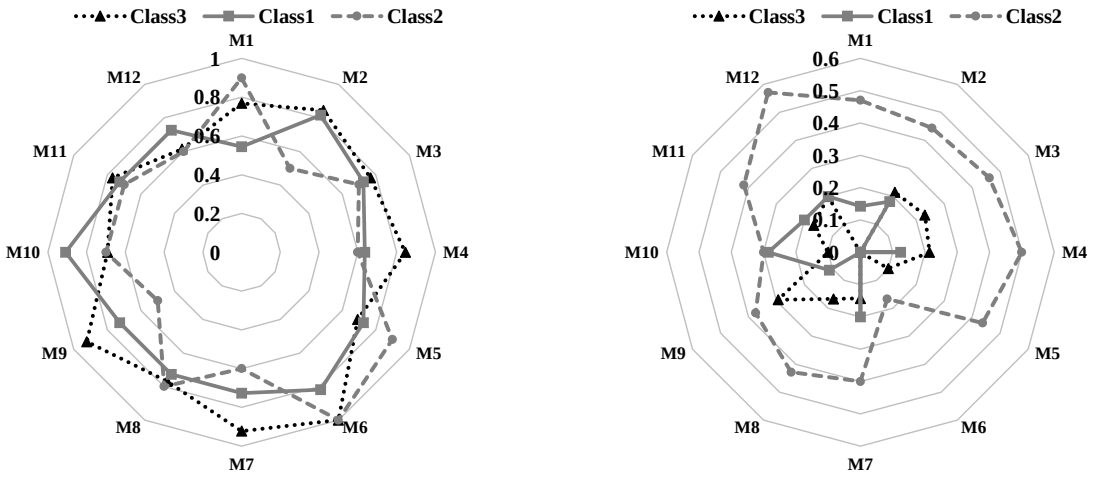
به‌طورکلی بدترین مقادیر شاخص‌های ارزیابی در بخش واسنجی برای NSE، R، RMSE و MPBIAS به ترتیب ۰/۵۳، ۰/۸۰، ۱۰/۴ و ۰/۹۱ به دست آمده است که به غیر از RMSE مربوط به افق پیش‌بینی ۲ ماه آینده، سایر شاخص‌ها مربوط به افق پیش‌بینی ۳ ماه آینده بوده است. مقادیر شاخص‌ها در بخش صحت‌سنجی نیز برای افق پیش‌بینی ۳ ماه آینده مشابه بخش واسنجی می‌باشد.

برای اینکه شاخص‌های ارزیابی احتمالاتی POD و FAR برای مدل پیش‌بینی محاسبه شود از دو آستانه جریان ماهانه استفاده شد و جریان ماهانه ثبت‌شده در ایستگاه لوشان به سه کلاس تقسیم شد. نحوه محاسبه آستانه جریان به این صوت بود که ابتدا تابع توزیع تجمعی تجربی جریان بر اساس رابطه ویبول (رابطه ۷) به دست آمد و مقادیر جریان معادل احتمال ۳۳ و ۶۶ درصد مشخص شد و متناسب با مقادیر جریان کمتر از آستانه ۳۳ درصد مربوط به کلاس ۱، مقادیر جریان بین آستانه ۳۳ و ۶۶ معادل با کلاس ۲ و مقادیر جریان بزرگ‌تر از آستانه ۶۶ به‌عنوان کلاس ۳ در نظر گرفته شد. سپس شاخص POD و FAR متناسب با جدول ۱ و روابط ۵ و ۶ برای هر کلاس جریان محاسبه شدند:

$$P=\frac{i}{n+1} \qquad (۷)$$

که در آن، P: احتمال، i: شماره ردیف مربوط به متغیر مورد بررسی بعد از مرتب کردن داده‌ها به‌صورت صعودی و n: تعداد داده‌ها در دوره آماری مورد بررسی است. در شکل ۲ نتایج مربوط به دو شاخص POD و FAR در سه کلاس برای افق پیش‌بینی ۱ تا ۳ ماه آینده برای نمونه به تفکیک ماه‌های مختلف نشان داده شده است.

بر اساس دو شاخص احتمالاتی ارزیابی جریان که در شکل ۲ ارائه شده است، مشخص است که در بیشتر ماه‌های سال، مقدار شاخص POD برای سه کلاس پیش‌بینی جریان بین ۰/۶ تا ۰/۸ می‌باشد و در برخی از ماه‌ها به بیشتر از ۰/۸ نیز رسیده است و کمتر مشاهده می‌شود که برای پیش‌بینی جریان در ۳ کلاس مختلف، مقدار POD کمتر از ۰/۶ شده باشد. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که مدل پیش‌بینی جریان توسعه‌یافته SVR مبتنی بر پیش‌بینی بارش ECMWF احتمال تشخیص مناسبی در تعیین کلاس جریان را دارد.



(POD) **(FAR)**

Fig. 2- POD and FAR index charts for the 1-month horizon flow forecasting in three classes
شکل ۲- نمودار شاخص POD و FAR مربوط به پیش‌بینی جریان ۱ ماه آینده در سه کلاس

همچنین بر اساس شاخص FAR ارائه‌شده در شکل ۲ می‌توان نتیجه گرفت که مقادیر هشدار نادرست مدل در پیش‌بینی جریان برای کلاس ۱ و ۳ نسبت به کلاس ۲، کم می‌باشد و عمدتاً در همه ماه‌های سال کمتر از ۰/۲ می‌باشد ولی برای پیش‌بینی جریان در کلاس ۲، میزان هشدار نادرست FAR زیاد می‌باشد بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که مدل پیش‌بینی توسعه داده شده در پیش‌بینی جریان‌های نرمال، می‌تواند با خطای بیشتری همراه باشد. در شکل ۳، نمودار تیلور برای سه افق پیش‌بینی ۱ تا ۳ ماه برای کل داده‌ها (واسنجی و صحت‌سنجی) مدل پیش‌بینی ارائه شده است.

متناسب با نمودار تیلور در شکل ۳ مشخص است که پیش‌بینی جریان حاصل از مدل اقلیمی–SVR (ECMWF-SVR) برای افق پیش‌بینی ۱ ماه آینده نسبت به دو افق ۲ و ۳ ماه آینده بهتر بوده است به‌طوری‌که میزان ضریب همبستگی برای افق پیش‌بینی ۱ ماه آینده بین ۰/۹ تا ۰/۹۵ و برای دو افق پیش‌بینی ۲ و ۳ ماه آینده بین ۰/۸ تا ۰/۹ می‌باشد و مقدار RMSE نیز برای افق پیش‌بینی ۱ ماه آینده بین ۱۰ تا ۱۵ میلیون مترمکعب و برای دو افق پیش‌بینی ۲ و ۳ ماه آینده، بین ۱۵ تا ۲۰ میلیون مترمکعب می‌باشد. در هر سه افق پیش‌بینی، انحراف معیار جریان پیش‌بینی‌شده نزدیک به انحراف معیار جریان مشاهداتی بوده است که نشان‌دهنده این است که رفتار و نوسانات جریان توسط مدل پیش‌بینی به‌خوبی شبیه‌سازی شده است ولی از لحاظ معیارهای خطا و ضریب همبستگی، با افزایش افق پیش‌بینی، ضریب همبستگی کاهش و جذر میانگین مربعات خطا افزایش یافته است. در شکل ۴ نیز نمودار مربوط به جریان ماهانه مشاهداتی و پیش‌بینی‌شده مربوط به دوره تاریخی برای افق پیش‌بینی ۱ ماه آینده، ترسیم شده است به‌طوری‌که با نتایج مستخرج از نمودار تیلور که در بالا توضیح داده شد، مطابقت دارد. به عبارت دیگر، مدل پیش‌بینی توسعه داده شده توانسته است تا حد نسبتاً خوبی، نوسانات و الگوهای جریان دوره تاریخی مشاهداتی را شبیه‌سازی کند.

نتایج پژوهش حاضر در مقایسه با نتایج سایر پژوهش‌ها که در ارتباط با پیش‌بینی جریان ماهانه با روش‌هایی همچون روش‌های مبتنی بر مدل‌سازی آماری با استفاده از داده‌های تاریخی و الگوهای دور پیوند اقلیمی Wang et al. (2010) نشان می‌دهد که دقت پیش‌بینی جریان، وابستگی زیادی به‌دقت بارش پیش‌بینی‌شده در یک منطقه دارد. همچنین توسعه مدل‌های پیش‌بینی همادی یا گروهی نیز می‌تواند دقت پیش‌بینی جریان را افزایش دهد. لذا پیشنهاد می‌شود که در پیش‌بینی جریان با استفاده از پیش‌بینی بارش حاصل از مدل‌های اقلیمی، از مجموعه مدل‌های پیش‌بین بارش (استفاده از مدل‌های مراکز مختلف یا استفاده از عضوهای همادی مدل‌های پیش‌بینی) جهت توسعه مدل پیش‌بینی چند مدلی، استفاده شود (Prudhomme et al., 2017).

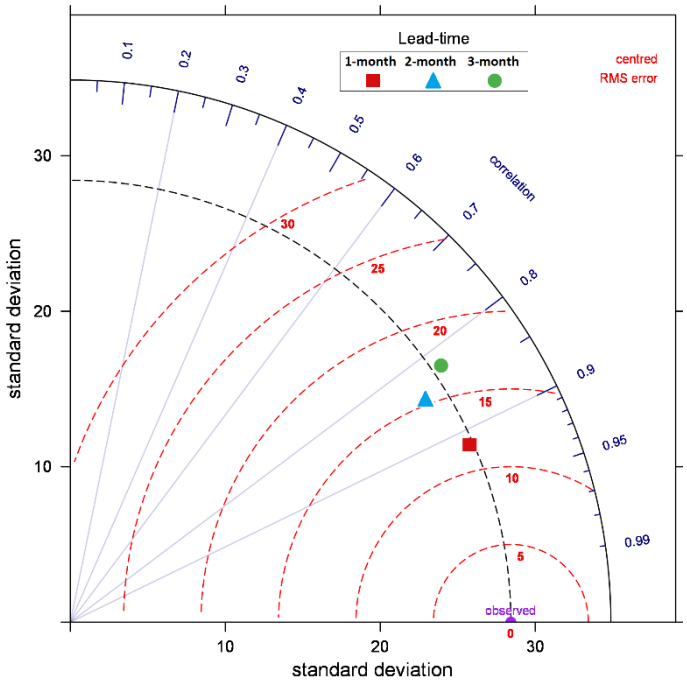


Fig. 3- Taylor diagram to evaluate the flow forecast model for 1- to 3-month horizon

شکل ۳- نمودار تیلور جهت ارزیابی مدل پیش‌بینی جریان برای افق ۱ تا ۳ ماه آینده

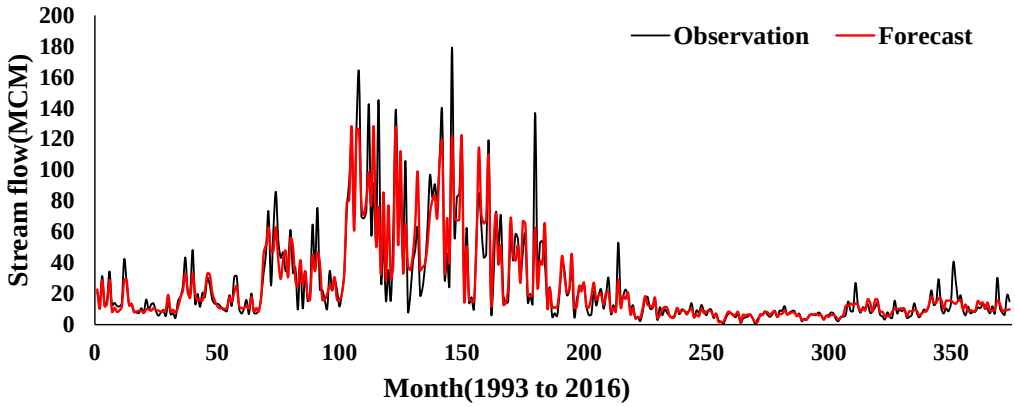


Fig. 4- Diagram of the historical observational stream flow versus the predicted stream flow for 1- month forecast horizon

شکل ۴- نمودار جریان مشاهداتی دوره تاریخی در مقابل جریان پیش‌بینی‌شده برای افق پیش‌بینی ۱ ماه آینده

همچنین مدل پیش‌بینی توسعه‌یافته در پژوهش حاضر نشان می‌دهد که پیش‌بینی جریان مقادیر غیر نرمال را با دقت بهتری انجام می‌دهد این در صورتی است که برخی از پژوهش‌های گذشته از جمله Sadodin et al. (2009) نشان داده‌اند که برخی از مدل‌های پیش‌بینی جریان ماهانه مثل مدل‌های سری زمانی خود همبسته، توانایی بهتری در پیش‌بینی مقادیر جریان نزدیک به میانگین بلندمدت را دارند.

۴- خلاصه و نتیجه‌گیری

در مقاله حاضر با استفاده از پیش‌بینی‌های بارش حاصل از مدلECMWF و با استفاده از مدل‌سازی SVR، جریان ماهانه تا افق پیش‌بینی ۳ ماه آینده در رودخانه شاهرود از حوضه سفیدرود انجام شد. نتایج نشان داد که مدل پیش‌بینی توسعه‌یافته این قابلیت را دارد که پیش‌بینی جریان را با دقت قابل قبولی تا افق پیش‌بینی ۳ ماه آینده انجام دهد. به‌طوری‌که دقت پیش‌بینی‌ها برای افق پیش‌بینی ۱ ماه آینده بهتر از ۲ و ۳ ماه آینده و به همین ترتیب دقت پیش‌بینی ۲ ماه آینده بهتر از ۳ ماه آینده است. مدل پیش‌بینی توسعه‌یافته دارای بیش برآورد و یا کم برآورد قابل‌توجهی نبوده و توانست نوسانات و الگوی جریان ماهانه آب را متناسب با ارزیابی صورت گرفته در دوره تاریخی، به‌خوبی شبیه‌سازی کند. همچنین با توجه به اینکه پیش‌بینی جریان در افق پیش‌بینی ماهانه و فصلی بیشتر جنبه احتمالاتی داشته و عدم قطعیت بالایی دارد، از دو شاخص احتمالاتی احتمال برخورد POD و هشدار نادرست FAR جهت ارزیابی مدل پیش‌بینی استفاده شد. نتایج نشان داد که مدل پیش‌بینی توسعه‌یافته توانایی تشخیص بالا برای وقوع جریان در کلاس‌های مختلف را دارد و همچنین میزان هشدار نادرست مدل برای جریان‌های غیرنرمال (کلاس ۱ و ۳) کمتر بوده است. برای مثال مدل پیش‌بینی توسعه‌یافته ECMWF-SVR جریان‌های با مقادیر بالا را با دقت و قدرت تشخیص بهتری پیش‌بینی کرده و وقوع جریان مقدار بالا را با احتمال بیشتری تشخیص می‌دهد. بنابراین بر اساس نتایج به دست آمده از پژوهش حاضر، می‌توان نتیجه گرفت که با ترکیب نتایج پیش‌بینی بارش حاصل از مدل‌های اقلیمی با مدل‌های داده محور همچون SVR، می‌توان پیش‌بینی جریان ماهانه حوضه‌های آبریز را با دقت قال قبولی (به‌ویژه برای افق ۱ ماه آینده) انجام داد. از نتایج این پژوهش می‌توان برای تصمیم‌گیری و برنامه‌ریزی در بخش‌های مختلف از جمله مدیریت و برنامه‌ریزی منابع آب در یک منطقه، استفاده نمود.

۵- تشکر

بدین وسیله از دانشگاه تهران، شرکت مدیریت منابع آب، مؤسسه تحقیقات آب وزارت نیرو و سازمان هواشناسی کشور به دلیل تأمین امکانات و داده‌های لازم جهت انجام این تحقیق و تهیه مقالات مربوطه تشکر و قدردانی می‌شود.

پی‌نوشت‌ها

1- Bayesian Network
2- https://cds.climate.copernicus.eu/#!/home
3- Support Vector Regression
4- Vapnik
5- Structural Risk Minimization
6- Empirical Risk Minimization
7- False Alarm Rate
8- Probability of Detection

۶- مراجع

Ahani A, Shourian M (2017) Prediction of monthly streamflow using data-driven models. Iran-Water Resources Research 13(2):207-214 (In Persian)

Bahrampour M, Barani G, Zounemat Kerman M (2019) Prediction of flow discharge in compound sections, Comparison of empricial and data driven methods. Irrigation and Water Engineering 9(4):24-38 (In Persian)

Baker S A, Wood A W, Rajagopalan B (2019) Developing subseasonal to seasonal climate forecast products for hydrology and water management. Journal of the American Water Resources Association 55(4):1024-1037

Bazile R, Boucher M A, Perreault L, Leconte R (2017) Verification of ECMWF system 4 for seasonal hydrological forecasting in a northern climate. Hydrology and Earth System Sciences 21(11):5747

Deutscher Wetterdienst (2014) ECMWF-European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, Berlin, Germany: Federal Ministry of Transport and Digital Infrastructure Retrieved 29 April 2014 Established in 1975, ECMWF is renowned worldwide for providing the most accurate medium-range global weather forecasts up to 10 days ahead, monthly forecasts and seasonal outlooks to six months ahead

Dezfooli D, Abdollahi B, Hosseini-Moghari S M, Ebrahimi K (2018) A comparison between high-resolution satellite precipitation estimates and gauge measured data: Case study of Gorganrood basin, Iran. Journal of Water Supply: Research and Technology-AQUA 67(3):236-251

Emerton R, Zsoter E, Arnal L, Cloke H L, Muraro D, Prudhomme C, Pappenberger F (2018) Developing a global operational seasonal hydro-meteorological forecasting system: GloFAS-Seasonal v1. 0. Geoscientific Model Development 11(8):3327-3346

Jia L, Yang X, Vecchi G A, Gudgel, R G, Delworth T L, Rosati A, Msadek R (2015) Improved seasonal prediction of temperature and precipitation over land in a high-resolution GFDL climate model. Journal of Climate 28(5):2044-2062

Jolliffe I T, Stephenson D B (2012) Forecast verification: A practitioner's guide in atmospheric science. John Wiley & Sons pp. 292

Kottegoda N T, Rosso R (2008) Applied statistics for civil and environmental engineers. Malden, MA: Blackwell pp. 718

Lucatero D, Madsen H, Refsgaard J C, Kidmose J, Jensen K H (2018) Seasonal streamflow forecasts in the Ahlergaarde catchment, Denmark: The effect of preprocessing and post-processing on skill and statistical consistency. Hydrology and Earth System Sciences 22(7):3601

Luo X, Yuan X, Zhu S, Xu Z, Meng L, Peng J (2019) A hybrid support vector regression framework for streamflow forecast. Journal of Hydrology 568:184-193

McCabe G J, Markstrom S L (2007) A monthly water-balance model driven by a graphical user interface. Geological Survey (US), Open-File Report No: 2007-1088, 6 p

Molteni F, Stockdale T, Balmaseda M, Balsamo G, Buizza R, Ferranti L, Vitart F (2011) The new ECMWF seasonal forecast system (System 4) (Vol 49). Reading: European Centre for Medium-Range Weather Forecasts

Poustizadeh N, Najafi N (2011) Discharge prediction by comparing artificial neural network with fuzzy inference system (Case study: Zayandeh rud River). Irn- Water Resources Research 7(2):92-97 (In Persian)

Prudhomme C, Hannaford J, Harrigan S, Boorman D, Knight J, Bell V, Jackson C, Svensson C, Parry S, Bachiller-Jareno N, Davies H (2017) Hydrological outlook UK: An operational streamflow and groundwater level forecasting system at monthly to seasonal time scales. Hydrological Sciences Journal 62(16):2753-2768

Sabzi H Z, King J P, Dilekli N, Shoghli B, Abudu S (2018) Developing an ANN based streamflow forecast model utilizing data-mining techniques to improve reservoir streamflow prediction accuracy: A case study. Civil Engineering Journal 4(5):1135-1156

Sadodin A, Halili M, Mohseni M (2009) Predicting of reservoir monthly inflow using the SARIMA time series model. 5th National Conference on Watershed Management Science and Engineering of Iran, Karaj, Iranian Watershed Management Association (In Persian)

Schepen A, Zhao T, Wang Q J, Zhou S, Feikema P (2016) Optimising seasonal streamflow forecast lead time for operational decision making in Australia. Hydrology and Earth System Sciences 20(10):4117-4128

Schick S, Rössler O, Weingartner R (2017) Monthly streamflow forecasting in the Rhine basin. In EGU General Assembly Conference Abstracts, Vol. 19, EGU2017-12675

Shafaei M, fakhei fard A, darbandi S, ghorbani M (2014) Predicrion daily flow of vanyar station using ANN

Verkade J S, Brown J D, Reggiani P, Weerts A H (2013) Post-processing ECMWF precipitation and temperature ensemble reforecasts for operational hydrologic forecasting at various spatial scales. Journal of Hydrology 501:73-91

Wang E, Zhang Y, Luo J, Chiew FH, Wang QJ (2011) Monthly and seasonal streamflow forecasts using rainfall-runoff modeling and historical weather data. Water Resources Research 47(5)

Wang Q J, Shao Y, Song Y, Schepen A, Robertson D E, Ryu D, Pappenberger F (2019) An evaluation of ECMWF SEAS5 seasonal climate forecasts for Australia using a new forecast calibration algorithm. Environmental Modelling and Software 122:104550

Xu L, Chen N, Zhang X, Chen Z (2018) An evaluation of statistical, NMME and hybrid models for drought prediction in China. Journal of Hydrology 566:235-249

and wavelet hybrid procedure. Irrigation and Water Engineering 4(2):113-128 (In Persian)

Silveira C D S, Alexandre A M B, Souza Filho F D A D, Vasconcelos Junior F D C, Cabral S L (2017) Monthly streamflow forecast for National Interconnected System (NIS) using Periodic Auto-regressive Endogenous Models (PAR) and Exogenous (PARX) with climate information. RBRH 22

Tanhapour M, Banihabib M, Roozbahany A (2017) Bayesian network model for the assessment of the effect of antecedent rainfall on debris flow forecasting in Alborz Zone of Iran. Iran-Water Resources Research 13(4):118-131 (In Persian)

Van Hateren T C, Sutanto S J, Van Lanen H A (2019) Evaluating skill and robustness of seasonal meteorological and hydrological drought forecasts at the catchment scale-Case Catalonia (Spain). Environment International 133:105206