

بررسی اثر شاخص‌های پیوند از دور بر میزان کارایی پیش‌بینی جریان رودخانه (مطالعه موردی: حوضه رودخانه حبله‌رود)

❖ محمدرضا یزدانی*؛ استادیار گروه بیابان‌زدایی، دانشکده کویر شناسی دانشگاه سمنان، ایران.

❖ علی اصغر ذوالفقاری؛ استادیار گروه مدیریت مناطق خشک، دانشکده کویر شناسی دانشگاه سمنان، ایران.

چکیده

برخی سیگنال‌های آب و هوایی با منشأ خارجی می‌توانند موجب تغییرات در شرایط آب و هوایی شده و بر میزان آورد جریان رودخانه تأثیرگذار باشند. از آنجایی که جریان رودخانه حبله رود نقش بسزایی در توسعه فعالیت‌های مختلف کشاورزی منطقه داشته است، لازم است با انجام تحقیقات مناسب میزان جریان، پیش‌بینی شده تا بتوان مدیریت بهینه منابع آب خصوصاً در شرایط خشک‌سالی و اقلیم در حال تغییر در این منطقه را مهیا نمود. در انجام این تحقیق از چهار مدل غیرخطی شبکه عصبی مصنوعی شامل شبکه‌های پیش‌خورد تعمیم‌یافته، شبکه‌های جوردن المان، شبکه‌های زمان تأخیری چرخشی و شبکه‌های تابع پایه شعاعی برای مدل‌سازی جریان رودخانه حبله رود (ایستگاه بنکوه) طی دوره ۱۳۶۱ تا ۱۳۹۰ استفاده گردید. برای ارزیابی شاخص‌های پیوند از دور و نقش آن‌ها در کارایی مدل از ۱۰ شاخص استفاده گردید و متغیرهای ورودی در ۴ سناریو مجزا در هر مرحله پس از آنالیز حساسیت داده‌ها وارد مدل شدند. نتایج به‌دست‌آمده در مرحله تست مدل حاکی از خطای کمتر شبکه‌های جوردن المان نسبت به سایر مدل‌ها در پیش‌بینی جریان است (میزان خطا از سناریوی اول تا چهارم به ترتیب برابر ۵/۵۷، ۴/۹، ۵/۳۵ و ۴/۶۲ است). به‌طورکلی میزان خطا از سناریوی اول تا سناریوی چهارم روندی کاهشی را در مدل‌ها نشان می‌دهد. نتایج بررسی‌ها بیانگر این است که با اضافه نمودن شاخص‌های پیوند از دور، میزان خطا در پیش‌بینی جریان رودخانه حبله رود از ۱۵ تا ۳۱ درصد کاهش می‌یابد.

واژگان کلیدی: مدل‌سازی جریان ماهانه، پیوند از دور، آنالیز حساسیت، پیش‌بینی جریان، شبکه‌های عصبی مصنوعی.

۱. مقدمه

تأمین آب برای استفاده در بخش‌های مختلف از قبیل کشاورزی، شرب و صنعت یکی از چالش‌های مهم مدیران منطقه‌ای خصوصاً در مناطق خشک است. برنامه‌ریزی برای منابع آب موجود و در نهایت توسعه منابع آب یک منطقه، نیازمند شناخت دقیق و بررسی جامع منابع آب منطقه است. از طرفی برای پاسخگویی به نیازهای آتی آب با توجه به تغییرات زمانی و مکانی عوامل متعدد در یک منطقه، مانند افزایش جمعیت و تغییر کاربری اراضی، لازم است این شناخت و پیش‌بینی‌ها از دقت کافی برخوردار باشد تا عدم قطعیت موجود کم شود و تصمیم‌گیری‌ها در مدیریت آب از پشتوانه قوی‌تری برخوردار گردد. از طرف دیگر به دلیل پیچیدگی‌های زیاد عوامل تأثیرگذار بر تولید جریان‌های سطحی، تخمین این فرایندها مشکل است [۲۵]. برای حل این معضل راهکارها و مدل‌های مختلفی مورد بررسی قرار گرفته است که باید در هر منطقه ارزیابی شوند. از جمله عوامل دیگر که کمتر مورد بررسی قرار گرفته است و می‌تواند در پیش‌بینی جریان رودخانه مؤثر باشد، عوامل بیرونی آب و هواشناسی که با نام «پیوند از دور»^۱ شناخته می‌شوند می‌باشند که می‌توانند در فرایندهای موجد رواناب مانند بارندگی تأثیرگذار بوده و در نهایت بر برآورد آبی یک ناحیه یا حوزه تأثیرگذار باشند [۵، ۱۰، ۲۰، ۲۱]. لذا لازم است در تحقیقی تأثیر این عوامل بر جریان رودخانه مورد بررسی قرار گیرد. در صورت مشخص شدن میزان تأثیر، می‌توان شناخت بهتری از وضعیت منابع آب در شرایط فعلی و آتی داشت و برنامه‌ریزی‌های تأمین آب منطقه‌ای در بخش‌های مختلف بهینه گردد.

با توجه به شناخته شدن نقش شاخص‌های پیوند از

دور و پارامترهای آب و هوایی عمده و تأثیر آن بر متغیرهای اقلیمی مانند دما و بارش، عمده تحقیقات اولیه متمرکز بر شناخت تأثیر این شاخص‌ها بر متغیرهای ذکر شده بوده است [۷]. از جمله محققینی که در این راستا در ایران فعالیت نمودند [۱۶]. تحقیقی در بررسی بارندگی شش ماهه سرد مناطق مرکزی و جنوب غربی ایران و نقش آن با پدیده انسو به این نتیجه رسیدند که تأثیر این پدیده در فصل خشک در استان خوزستان کاملاً مشهود است [۱۵]. بررسی ارتباط این شاخص‌ها بر جریان رودخانه و منابع آب با کمی تأخیر انجام گرفت [۳، ۱۰، ۱۳، ۱۷، ۱۸]. در تحقیقی با استفاده از تحلیل طیف تأثیر پدیده انسو برآورد رودخانه زاینده رود مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج حاکی افزایش مقدار جریان در فاز النینو و کاهش مقدار جریان در فاز لانینا است [۹]. اثر شاخص‌های آب‌وهوایی بر دبی رودخانه‌های تخلیه شونده در تحقیقی ارزیابی گردید و نتایج حاکی از این بود که دبی در فصل بهار در بیشتر رودخانه‌های منطقه متأثر از فاز منفی شاخص نوسانات جنوبی می‌باشد [۶]. تحقیق مشابهی نیز در استان فارس انجام گرفت که نتایج به دست آمده بیانگر ای بود که وقوع فاز النینو غالباً موجب افزایش آبدهی رودخانه‌ها در استان فارس می‌گردد [۱۶]. در تحقیقی تأثیر شاخص انسو بر جریان ۱۴ ایستگاه هیدرومتری در استان همدان با استفاده از دو شاخص MEI و TNI بررسی شد. نتایج به دست آمده حاکی از تغییرپذیری زیاد رودخانه‌ها نسبت به شاخص‌های مورد استفاده بود. نتایج حاصل از اجرای مدل رگرسیونی نشان داد که شاخص MEI ۵۱ درصد تغییرات جریان و شاخص TNI ۷۵ درصد تغییرات جریان رودخانه‌های مورد بررسی را تبیین می‌کند و شاخص TNI برای بررسی تغییرات جریان منطقه شاخص مناسب‌تری است [۲۶]. از دو شاخص النینو-نوسانات جنوبی و شاخص دوقطبی اقیانوس هند برای بررسی فرایندهای هیدرولوژیک حوزه رودخانه پیرل در جنوب شرقی چین در تحقیقی استفاده شد. آن‌ها در کار خود از مدل ظرفیت

¹ Teleconnection

۲. روش‌شناسی تحقیق

۱.۲. معرفی منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز رودخانه حبله رود از حوضه‌های واقع در حوضه کویر نمک، در فلات مرکزی ایران است که بخشی کوچک و فرعی از این حوضه محسوب می‌شود. در اطلس منابع آب ایران، این رودخانه از رودخانه‌های حوضه کویر نمک است. حوضه آبریز این رودخانه که مناطقی از استان‌های تهران (شامل شهرستان‌های فیروزکوه و دماوند) و استان سمنان (شهرستان سمنان و گرمسار) را شامل می‌شود، در شمال غربی حوضه آبریز دشت کویر قرار داشته و به زیر حوضه کویر سمنان و گرمسار تعلق دارد. حبله رود از تلاقی سرشاخه‌های خود به نام‌های گورسفید و نمرو در شهرستان فیروزکوه تشکیل می‌شود. در ابتدای مسیر به نام رودخانه فیروزکوه هم نامیده می‌شود که از ارتفاعات البرز سرچشمه گرفته و در دره فیروزکوه شاخه‌های اولیه آن به هم اتصال می‌یابد. در جهت جنوب غربی از شهر فیروزکوه می‌گذرد. در سیمین دشت به رودخانه نمرو می‌پیوندد. سپس رودخانه دلی چای از سمت راست به آن می‌ریزد و از بنکوه گذشته و وارد دشت گرمسار می‌شود. شاخه اصلی رودخانه حبله رود از کوه‌های هما و تنگه ماراب در شمال شرقی شهر فیروزکوه با ارتفاع حداکثر ۳۵۰۰ متر سرچشمه گرفته و تا شهر فیروزکوه با جهت عمومی شرقی- غربی جریان می‌یابد.

۲.۲. روش انجام تحقیق

داده‌های هواشناسی و هیدرومتری

با بررسی‌های انجام شده، آمار دما، بارندگی، تبخیر و دبی در مقیاس ماهانه از سازمان آب منطقه‌ای و همچنین سازمان هواشناسی اخذ گردید. ایستگاه هیدرومتری بنکوه که در خروجی حوضه آبخیز حبله رود و بر روی این رودخانه قرار دارد برای تحلیل جریان مورد استفاده قرار گرفت. با توجه به داده‌های موجود یک دوره ۳۰ ساله از

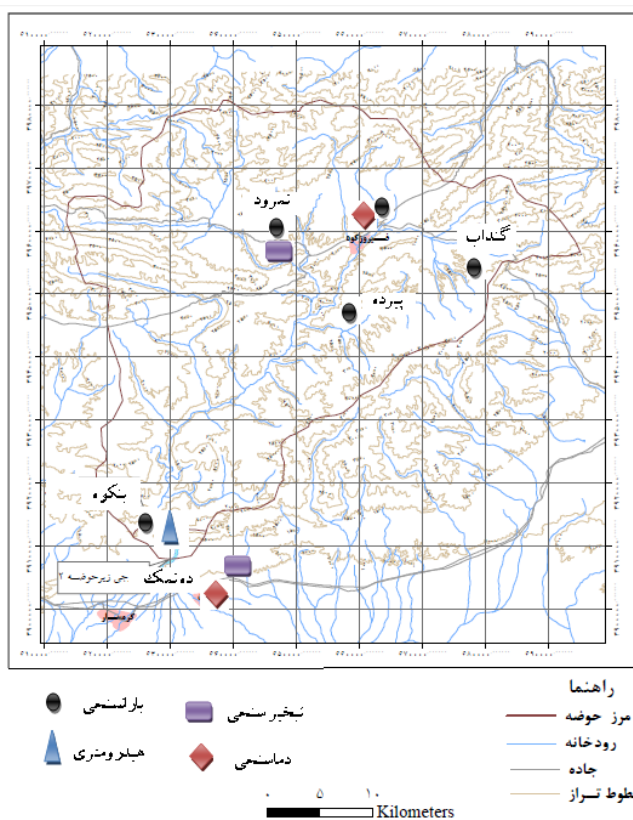
نفوذ متغیر برای شبیه‌سازی جریان روزانه طی دوره ۱۹۵۲ تا ۲۰۰۰ و همچنین آنالیز طیف استفاده نمودند. نتایج به دست آمده حاکی از تأثیر شاخص النینو نوسانات جنوبی بر فرایندهای هیدرولوژیکی در زیر حوضه‌های بخش جنوب شرقی می‌باشد [۴]. ارتباط انسو و رژیم بارشی تابستانه شرق آفریقا (بخش ساحل رودخانه نیل) نیز در تحقیقی با استفاده از مدل اقلیمی استوا شبیه‌سازی شد. مدل بین نوسانات دمای سطحی اقیانوس آرام و تغییرات بارش همبستگی منفی و بین پدیده النینو و خشک‌سالی‌های پدید آمده در منطقه وجود رابطه‌ای مثبت نشان داد [۲۷]. در تحقیقی کاربرد سیستم‌های استنتاج فازی-عصبی در پیش‌بینی جریان در جنوب آلاباما مورد بررسی قرار گرفت. در این تحقیق از شاخص‌های النینو نوسانات جنوبی، دمای سطح دریا و فشار سطح دریا استفاده شد و نتایج نشان داد که مدل اجرا شده در قیاس با مدل‌های فیزیکی از قابلیت بهتری در پیش‌بینی جریان برخوردار است و همچنین استفاده از شاخص‌های ذکر شده تأثیر چندانی در کارایی مدل نداشته‌اند [۲۲]. ارزیابی نا ایستایی سری‌های جریان حداکثر سالانه و ارتباط آن‌ها با الگوهای بزرگ مقیاس اقلیمی در حوضه آبخیز وانکئی چین بررسی شد. در این تحقیق از الگوهای دور پیوندی النینو-نوسانات جنوبی، نوسانات دهه‌ای اقیانوس آرام، نوسانات اقیانوس اطلس شمالی، نوسانات اطلس شمالی و نوسانات اقیانوس اطلس استفاده شد. نتایج حاکی از این بود که نوسانات اقیانوس آرام شمالی، نوسانات اطلس شمالی و نوسانات اقیانوس اطلس همبستگی بالایی با دبی‌های حداکثر سالانه منطقه داشتند، اما الگوهای دور پیوندی النینو-نوسانات جنوبی، نوسانات دهه‌ای اقیانوس آرام تأثیر چندانی بر تغییرات سیلاب مشاهده شده نداشتند [۱۲]. با توجه به بررسی‌های انجام شده در این تحقیق اثر برخی شاخص‌های پیوند از دور بر کارایی مدل‌سازی جریان رودخانه در حوضه آبخیز حبله رود مورد بررسی قرار گرفت.

ایستگاه‌ها با استفاده از رابطه همبستگی و یا نسبت نرمال بازسازی شدند. در جدول (۱) مشخصات ایستگاه‌های مورد مطالعه و در شکل (۱) موقعیت این ایستگاه‌ها در منطقه آورده شده است.

مهرماه سال ۱۳۶۰ تا شهریورماه ۱۳۹۰ به عنوان دوره پایه انتخاب گردید. کنترل همگنی داده‌ها با استفاده از آزمون توالی^۱ انجام گرفت و نتایج نشان داد که همه ایستگاه‌ها همگن می‌باشند. در محله بعد آمار ناقص برخی از

جدول ۱. مشخصات ایستگاه‌های مورد مطالعه در منطقه

نام ایستگاه	ارتفاع از سطح دریا (متر)	مختصات جغرافیایی		نوع ایستگاه
		طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی	
پیرده	۲۲۵۰	۵۲°۴۷'۳۸"	۳۵°۳۹'۴۷"	باران‌سنجی
بنکوه	۱۰۴۰	۵۲°۲۵'۵۴"	۱۸°۴۵'۱۹"	باران‌سنجی
گنداب	۱۰۴۰	۵۲°۲۶'	۳۵°۱۸'	هیدرومتری
فیروزکوه	۲۳۳۰	۵۳°۰۱'۳۱"	۳۵°۴۲'۴۵"	باران‌سنجی
نمرود	۱۹۵۰	۵۲°۴۶'۱۸"	۳۵°۴۵'۳۳"	باران‌سنجی-دماسنجی
ده نمک	۱۸۲۰	۵۲°۳۹'۴۴"	۳۵°۴۳'۱۹"	باران‌سنجی-تبخیرسنجی
	۸۰۰	۵۲°۴۳'۲۹"	۳۵°۱۵'۱۰"	دماسنجی-تبخیرسنجی



شکل ۱. موقعیت ایستگاه‌های منتخب در منطقه مورد مطالعه

^۱ Run Test

استفاده از متغیرهای ورودی بارش، دما، تبخیر، جریان رواناب ماه قبل ایستگاه بنکوه و شاخص‌های پیوند از دور می‌باشد.

مدل‌سازی جریان ماهانه

برای تبیین رابطه مناسب بین جریان ماهانه در ایستگاه هیدرومتری بنکوه و ورودی‌های اقلیمی و دور پیوندی با توجه به تحقیقات انجام شده در خصوص قابلیت مدل‌های غیرخطی شبکه‌های عصبی مصنوعی در تخمین جریان [۱۹، ۲۲، ۲۳، ۲۴] ۴ روش غیرخطی شبکه‌های پیش‌خورد تعمیم‌یافته^{۱۱}، شبکه‌های جوردن المان^{۱۲}، شبکه‌های تابع پایه شعاعی^{۱۳} و شبکه‌های عصبی زمان تأخیری^{۱۴} استفاده گردید. داده‌ها به دو دسته آموزشی (کالیبراسیون) شامل ۲۸۸ نمونه و صحت‌سنجی (تست) شامل ۷۲ نمونه تفکیک گردید. برای ارزیابی کارایی مدل از معیار جذر میانگین مربع خطا^{۱۵} و ضریب همبستگی استفاده شد.

شبکه‌های عصبی پیش‌خورد تعمیم‌یافته

شبکه‌های عصبی پیش‌خورد تعمیم‌یافته، برگرفته از پرسپترون چند لایه می‌باشند که اتصالات می‌توانند از روی یک یا چند لایه جهش کنند. از نظر تئوری شبکه‌های پرسپترون چند لایه می‌توانند همانند شبکه‌های عصبی پیش‌خورد هر مسئله‌ای را حل نمایند. در عمل کارایی حل مسئله در شبکه‌های عصبی پیش‌خورد تعمیم‌یافته بیشتر است. ممکن است در برخی موارد، شبکه‌های پرسپترون چند لایه استاندارد نسبت به شبکه‌های عصبی پیش‌خورد تعمیم‌یافته نیاز به تکرار بیشتر در مرحله کالیبراسیون داشته باشند [۲].

داده‌های پیوند از دور

در انجام این تحقیق به منظور ارزیابی تأثیر استفاده از شاخص‌ها و الگوهای پیوند از دور از ده شاخص دور پیوندی شامل شاخص نوسانات اقیانوس اطلس شمالی^۱ (NAO)، نوسانات دهه‌ای اقیانوس آرام^۲ (PDO)، شاخص اقیانوس آرام آمریکای شمالی^۳ (PNA)، شاخص نوسانات شمالی^۴ (NOI)، الگوی اطلس شرقی^۵ (EA)، شاخص اقیانوس آرام غربی^۶ (WP)، الگوی اطلس شرقی/غرب روسیه^۷ (EA/WR)، الگوی اقیانوس آرام شمالی^۸ (NP)، الگوی اقیانوس آرام شمالی/شرقی^۹ (EP/NP) و نوسانات اقیانوس اطلس شمالی (روش جونز)^{۱۰} (NAO(Jones) [۸] استفاده گردید.

آنالیز حساسیت

با توجه به تعداد زیاد پارامترهای ورودی به مدل برای دستیابی به همگرایی بهتر در مدل‌سازی از آنالیز حساسیت جریان خروجی نسبت به ورودی‌های مدل استفاده گردید و پارامترهایی که حساسیت کمتری داشتند از مدل حذف شدند.

سناریوهای مختلف ورودی مدل

مدل‌سازی با استفاده از ۴ سناریوی مختلف از ورودی‌ها انجام گرفت که سناریوی اول استفاده از متغیرهای ورودی بارش، دما و تبخیر؛ سناریوی دوم استفاده از متغیرهای ورودی بارش، دما، تبخیر و شاخص‌های پیوند از دور؛ سناریوی سوم استفاده از متغیرهای ورودی بارش، دما و تبخیر و جریان رواناب ماه قبل ایستگاه بنکوه و سناریوی چهارم

¹ North Atlantic Oscillation (NAO)

² Pacific Decadal Oscillation (PDO)

³ The Pacific North American (PNA)

⁴ North Oscillation Index (NOI)

⁵ East Atlantic Pattern (EA)

⁶ West Pacific (WP)

⁷ The East Atlantic/ West Russia (EA/WR) pattern

⁸ North Pacific (NP)

⁹ East pacific / North pacific (EP/NP)

¹⁰ North Atlantic Oscillation of Jones (NAO-Jones)

¹¹ Generalized Feed Forward Networks (GFNNs)

¹² Jordan-Elman networks (JENs)

¹³ Radius Basic Function (RBF)

¹⁴ Time Lag Recurrent Networks (TLRNs)

¹⁵ Root Mean Square Error (RMSE)

شبکه‌های عصبی جوردن المان

شبکه جوردن و شبکه المان مقادیر گذشته واحدهای زمینه را با ورودی‌های کنونی با هم ترکیب می‌کنند تا خروجی شبکه کنونی به دست آید. ورودی واحد زمینه از لایه شبکه کپی می‌گردد، اما خروجی‌های واحد زمینه در بهینه کردن وزن‌های شبکه دخالت دارند. در واحد زمینه جوردن، خروجی با جمع مقادیر گذشته ضربدر بردار τ^n محاسبه می‌گردد [۱].

$$y_n = \sum_{i=0}^n x(n)\tau^{n-i} \quad (1)$$

شبکه‌های عصبی چرخشی زمان تأخیری

گروهی از شبکه‌های عصبی هستند که شامل حلقه‌ها یا اتصالات فیدبک می‌باشند. درحالی‌که دسته‌ای از توپولوژی‌های شبکه روبه جلو دارای محدودیت می‌باشند، این شبکه‌ها هر ساختار اختیاری در هر گره شبکه را می‌پذیرد و می‌توانند با هر گره دیگر حتی با خودشان مرتبط باشند. شبکه‌های برگشتی زمان تأخیری در واقع پرسپترون‌های چند لایه‌ای هستند که دارای ساختار حافظه کوتاه مدت^۱ هستند [۱۱]. بیشتر داده‌های واقعی دارای اطلاعاتی در ساختار خود هستند که وابسته به زمان می‌باشد. از جمله ساختارهای مهم شبکه‌های عصبی برگشتی زمان تأخیری مدل گاما^۲ می‌باشد. سیگنال حاصل از حافظه گاما را می‌توان به صورت زیر بیان نمود:

$$x_o(n) = u(n) \quad (2)$$

$$x_k(n) = (1 - \mu)(x_k)(n-1) + \mu x_{k-1}(n-1) \\ k=1, 2, \dots, K$$

شبکه‌های تابع بنیادی شعاعی

این شبکه‌ها ساختارهای هیبرید غیرخطی هستند که ماهیت ریاضی قوی دارند و معمولاً شامل واحدهای

پردازشگر بر روی لایه مخفی می‌باشند و تابع انتقال آن‌ها گوسی است. مراکز و عرض این تابع متشکل از قوانین یادگیری غیر نظارتی است و آموزش نظارتی برای لایه خروجی بکار می‌رود. یادگیری در این شبکه‌ها سریع‌تر از شبکه‌های پرسپترون چند لایه است. با توجه به هر مؤلفه ورودی p در یک لایه از گره‌های مخفی، هر گره در لایه مخفی یک P در تابع گوسی چندگانه است که دارای میانگین x_i و واریانس σ_i است [۲۸].

$$G(x; x_i) = \exp\left[\frac{-1}{2\sigma_i^2} \sum_{k=1}^p (x_k - x_{ik})^2\right] \quad (3)$$

در نهایت خروجی گره‌های مخفی را وزن دهی می‌کنند تا تابع موردنظر به دست آید یعنی:

$$F(x) = \sum_{i=1}^N w_i(G(x; x_i)) \quad (4)$$

۳. نتایج

به منظور بررسی تأثیر استفاده از شاخص‌های پیوند از دور بر کارایی مدل‌های پیش‌بینی کننده دبی ماهانه رودخانه حبله رود در ایستگاه بنکوه، سناریوهای مختلف ورودی و ساختارهای گوناگونی از تکنیک‌های مبتنی بر داده مورد بررسی قرار گرفت.

شبکه‌های پیش‌خورد تعمیم یافته

با اجرای بهترین ساختار هر مدل در دو مرحله آموزش و تست، میزان خطا و ضریب تبیین محاسبه گردید که نتایج در جدول (۲) آورده شده است.

سناریوی اول: به منظور بررسی مهم‌ترین پارامترهای ورودی مؤثر در تخمین جریان ماهانه از آنالیز حساسیت دبی به داده‌های ورودی شامل دما، بارندگی و تبخیر استفاده شد. نتایج این بررسی نشان داد در مرحله صحت سنجی مؤثرترین پارامترهای ورودی به ترتیب شامل بارش ماهانه فیروزکوه، بنکوه و پیرده، متوسط دمای

¹ Short term memory

² Gamma model

تبیین برابر با ۰/۷۴ و در مرحله تست به ترتیب برابر با ۵/۵۷ و ۰/۷۴ تعیین شد.

سناریوی دوم: نتایج آنالیز حساسیت داده‌ها نشان داد در مرحله صحت‌سنجی بارش فیروزکوه تأثیر بسیاری در خروجی داشته است. همچنین دمای متوسط این ایستگاه، بارش‌نم‌رود و پیرده و تبخیر ماهانه ایستگاه ده نمک تأثیر بیشتری بر دبی داشته‌اند. مهم‌ترین شاخص‌های دور پیوندی مؤثر، شاخص NOI، EP و NAO جونز می‌باشند. با اجرای بهترین ساختار به دست آمده، در مرحله آموزش میزان خطا برابر با ۶/۱۵ و ضریب تبیین برابر با ۰/۷۴ و در مرحله تست به ترتیب برابر با ۴/۶۹۴ و ۰/۶۹۶ محاسبه شد.

سناریوی سوم و چهارم: در سناریوی سوم با اجرای بهترین ساختار به دست آمده، در مرحله آموزش میزان خطا برابر با ۴/۷۵ و ضریب تبیین برابر با ۰/۸۴ و در مرحله تست به ترتیب برابر با ۳/۲۸ و ۰/۷۹ محاسبه شد. در سناریوی چهارم در مرحله آموزش میزان خطا برابر با ۴/۸ و ضریب تبیین برابر با ۰/۸۴ و در مرحله تست به ترتیب برابر با ۳/۱ و ۰/۸۱ محاسبه شد.

شبکه‌های چرخشی زمان تأخیری

سناریوی اول: نتایج آنالیز حساسیت داده‌ها نشان داد در مرحله صحت‌سنجی مدل، تبخیر ماهانه ایستگاه ده نمک، بارش ماهانه گنداب، فیروزکوه، پیرده و متوسط دمای حداکثر ایستگاه فیروزکوه مؤثرترین ورودی‌ها بوده‌اند. با اجرای بهترین ساختار به دست آمده، در مرحله آموزش میزان خطا برابر با ۳/۱۷ و ضریب تبیین برابر با ۰/۹۲ و در مرحله تست به ترتیب برابر با ۶/۵۸ و ۰/۳۸ محاسبه شد.

سناریوی دوم: نتایج آنالیز حساسیت نشان داد در مرحله صحت‌سنجی بارش فیروزکوه تأثیر بسیاری در خروجی داشته است. همچنین دمای متوسط این ایستگاه و بارش تأثیر بیشتری بر دبی داشته‌اند. مهم‌ترین شاخص‌های دور پیوندی مؤثر، NOI، EA/WR و WP

حداقل ایستگاه ده نمک و تبخیر ماهانه ایستگاه‌نم‌رود می‌باشد. با اجرای بهترین ساختار به دست آمده، در مرحله آموزش میزان خطا با معیار RMSE برابر با ۸/۴۴ و ضریب تبیین برابر با ۰/۲۹ و در مرحله تست به ترتیب برابر با ۶/۲۴ و ۰/۶۸ محاسبه شد.

سناریوی دوم: نتایج آنالیز حساسیت نشان داد در مرحله صحت‌سنجی مؤثرترین پارامترهای ورودی به ترتیب دمای متوسط ماهانه، متوسط دمای حداکثر و تبخیر ماهانه ایستگاه‌نم‌رود و همچنین بارش بنکوه و مهم‌ترین شاخص‌های دور پیوندی شامل NAO جونز، WP و PDO می‌باشند. با اجرای بهترین ساختار به دست آمده، در مرحله آموزش میزان خطا برابر با ۸/۸ و ضریب تبیین برابر با ۰/۴۶ و در مرحله تست به ترتیب برابر با ۶/۲۴ و ۰/۴۶ محاسبه شد.

سناریوی سوم و چهارم: در این سناریوها دبی متوسط ماه قبل ایستگاه هیدرومتری بنکوه به عنوان ورودی به ورودی‌های منتخب سناریوهای اول و دوم اضافه شد و با همان ترکیب وزن‌ها و پارامترهای شبکه، مدل‌سازی انجام گرفت. در سناریوی سوم با اجرای بهترین ساختار به دست آمده، در مرحله آموزش میزان خطا برابر با ۵/۳۵ و ضریب تبیین برابر با ۰/۷۹ و در مرحله تست به ترتیب برابر با ۳/۶۷ و ۰/۷۶ محاسبه شد. در سناریوی چهارم با اجرای بهترین ساختار به دست آمده، در مرحله آموزش میزان خطا برابر با ۵/۲ و ضریب تبیین برابر با ۰/۸۲ و در مرحله تست به ترتیب برابر با ۴/۰۱ و ۰/۷ محاسبه شد.

شبکه‌های جوردن المان

سناریوی اول: نتایج این بررسی نشان داد در مرحله تست مدل، بارش ماهانه فیروزکوه، نم‌رود و بنکوه، متوسط دمای حداکثر ایستگاه ده نمک و فیروزکوه و متوسط دمای ماهانه فیروزکوه از جمله مؤثرترین پارامترها بوده‌اند. با اجرای بهترین ساختار به دست آمده، در مرحله آموزش میزان خطا برابر با ۶/۲۶ و ضریب

سناریوی دوم: نتایج آنالیز حساسیت نشان داد در مرحله صحت سنجی بارش متوسط ایستگاه‌های پیرده، نمرود، بنکوه و فیروزکوه و تبخیر ماهانه ایستگاه ده نمک بر خروجی تأثیر داشته‌اند. مهم‌ترین شاخص‌های دور پیوندی مؤثر بر دبی، شاخص‌های NAO جونز، PDO و WP می‌باشند. با اجرای بهترین ساختار به دست آمده، در مرحله آموزش میزان خطا برابر با ۸/۸۲ و ضریب تبیین برابر با ۰/۴۸ و در مرحله تست به ترتیب برابر با ۵/۸ و ۰/۴۹ محاسبه شد.

سناریوی سوم و چهارم: در سناریوی سوم با اجرای بهترین ساختار به دست آمده، در مرحله آموزش میزان خطا برابر با ۶/۱۸ و ضریب تبیین برابر با ۰/۷۳ و در مرحله تست به ترتیب برابر با ۴/۵۲ و ۰/۷۳ محاسبه شد. در سناریوی چهارم با اجرای بهترین ساختار به دست آمده، در مرحله آموزش میزان خطا برابر با ۵/۸ و ضریب تبیین برابر با ۰/۷۴ و در مرحله تست به ترتیب برابر با ۴/۹ و ۰/۶۷ محاسبه شد.

در شکل‌های (۲) و (۳) مقادیر دبی مشاهداتی و دبی تخمینی حاصل از اجرای بهترین حالت مدل در مرحله تست برای سناریوهای مختلف آورده شده است.

می‌باشند. با اجرای بهترین ساختار به دست آمده، در مرحله آموزش میزان خطا برابر با ۵/۹۴ و ضریب تبیین برابر با ۰/۷۶ و در مرحله تست به ترتیب برابر با ۴/۹ و ۰/۵۳ محاسبه شد.

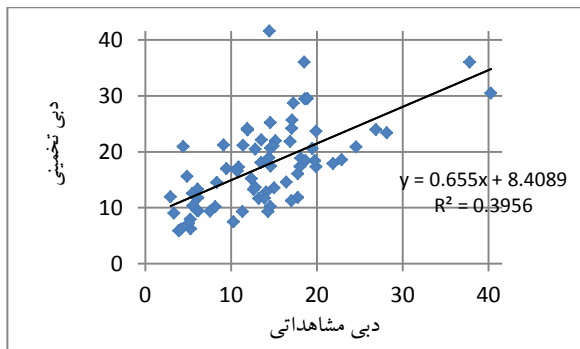
سناریوی سوم و چهارم: در سناریوی سوم با اجرای بهترین ساختار به دست آمده، در مرحله آموزش میزان خطا برابر با ۲/۷۸ و ضریب تبیین برابر با ۰/۹۴ و در مرحله تست به ترتیب برابر با ۵/۳۵ و ۰/۶۵ محاسبه شد. در سناریوی چهارم با اجرای بهترین ساختار به دست آمده، در مرحله آموزش میزان خطا برابر با ۴/۳۸ و ضریب تبیین برابر با ۰/۸۶ و در مرحله تست به ترتیب برابر با ۴/۶۲ و ۰/۶۵ محاسبه شد.

شبکه‌های تابع پایه شعاعی

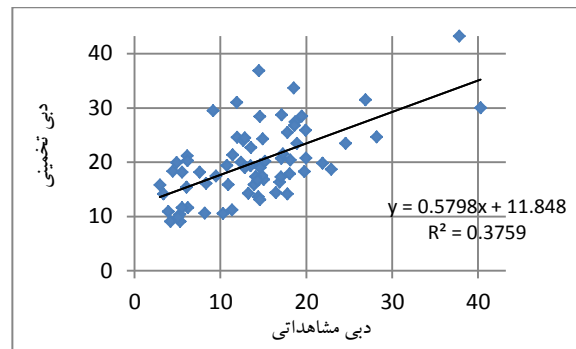
سناریوی اول: نتایج آنالیز حساسیت داده‌ها نشان داد در مرحله صحت سنجی مدل، بارش ماهانه ایستگاه‌های گنداب، نمرود، فیروزکوه، بنکوه و پیرده و همچنین متوسط دمای حداکثر فیروزکوه و ده نمک و تبخیر ماهانه ایستگاه ده نمک از مؤثرترین ورودی‌ها بوده‌اند. با اجرای بهترین ساختار به دست آمده، در مرحله آموزش میزان خطا برابر با ۹/۴۹ و ضریب تبیین برابر با ۰/۴ و در مرحله تست به ترتیب برابر با ۸/۵ و ۰/۳۴ محاسبه شد.

جدول ۲. میزان خطا در مدل‌های مختلف با اجرای سناریوهای متفاوت

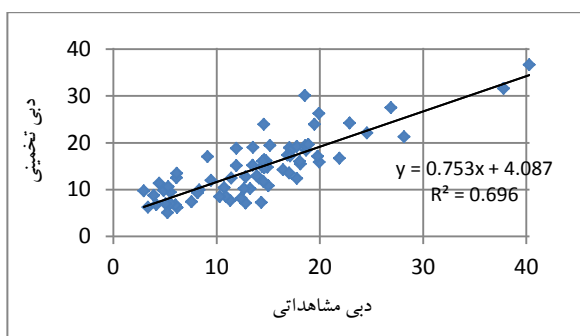
مدل	مرحله	سناریوی اول		سناریوی دوم		سناریوی سوم		سناریوی چهارم	
		R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE	R ²	RMSE
GFFN		۰/۳۸	۸/۸	۰/۴۶	۸/۸	۰/۷۹	۵/۳۵	۰/۸۲	۵/۲
JEN	آموزش	۰/۷۴	۵/۵۷	۰/۷۴	۵/۵۷	۰/۷۴	۶/۱۵	۰/۶۹	۴/۶۹
TLRN	(کالیبراسیون)	۰/۹۲	۳/۱۷	۰/۷۶	۵/۹۴	۰/۹۴	۲/۷۸	۰/۸۶	۴/۳۸
RBF		۰/۴	۹/۴۹	۰/۴۸	۸/۸۲	۰/۷۳	۶/۱۸	۰/۷۴	۵/۸
GFFN		۰/۲۹	۸/۴۴	۰/۴۶	۶/۲۴	۰/۷۶	۳/۶۷	۰/۷	۴/۰۱
JEN	تست	۰/۷۴	۵/۵۷	۰/۶۹	۴/۶۹	۰/۷۹	۳/۲۸	۰/۸۱	۳/۱
TLRN	(صحت سنجی)	۰/۳۸	۶/۵۸	۰/۵۳	۴/۹	۰/۶۵	۵/۳۵	۰/۶۵	۴/۶۲
RBF		۰/۳۴	۸/۵	۰/۴۹	۵/۸	۰/۷۳	۴/۵۲	۰/۶۷	۴/۹



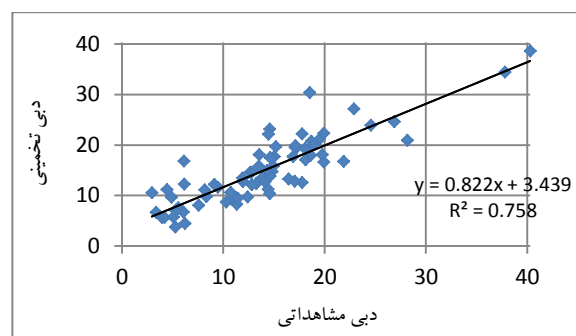
ب: مدل JFFN در سناریوی دوم



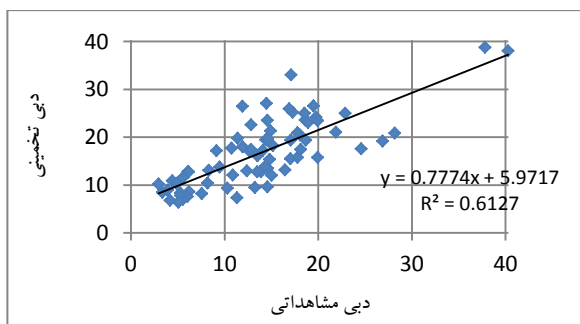
الف: مدل JFFN در سناریوی اول



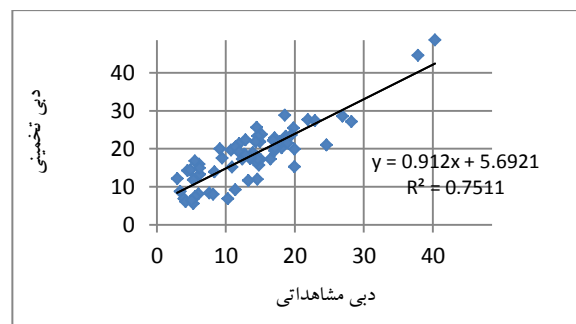
د: مدل JFFN در سناریوی چهارم



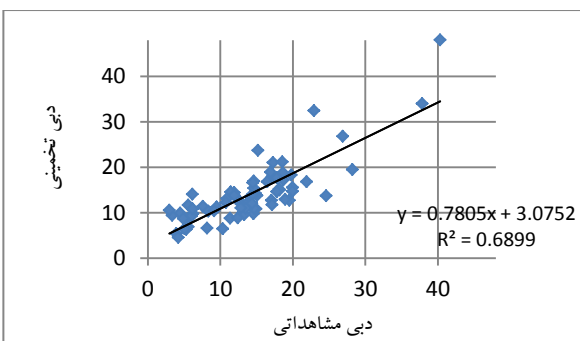
ج: مدل JFFN در سناریوی سوم



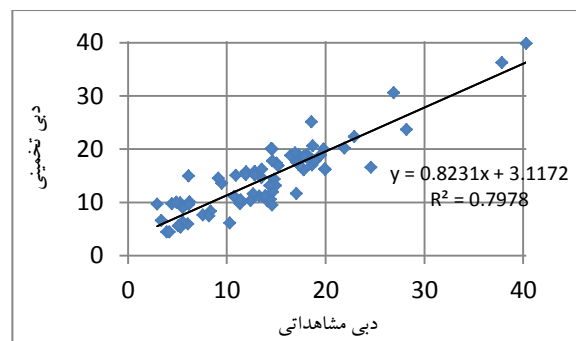
ب: مدل JEN در سناریوی دوم



الف: مدل JEN در سناریوی اول

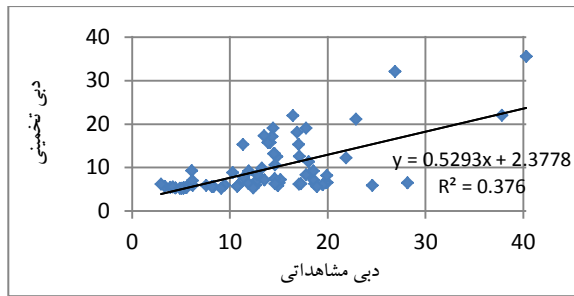


د: مدل JEN در سناریوی چهارم

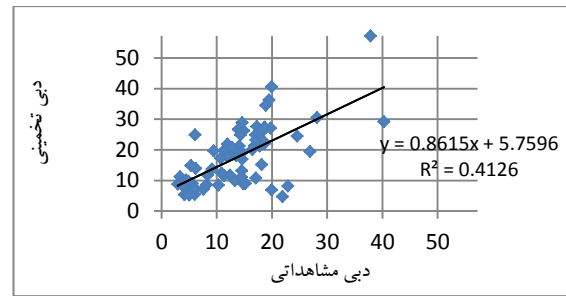


ج: مدل JEN در سناریوی سوم

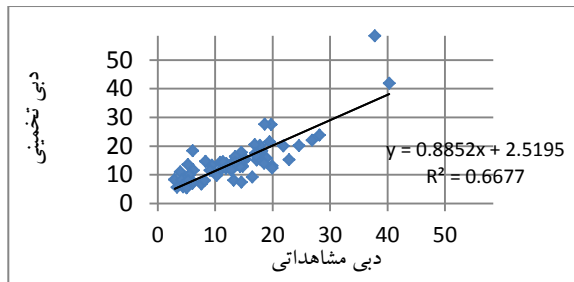
شکل ۲. دبی ماهانه مشاهداتی و تخمینی (مترمکعب بر ثانیه) ایستگاه بنکوه در مرحله تست مدل‌های JFFN و JEN در سناریوهای ۴ گانه



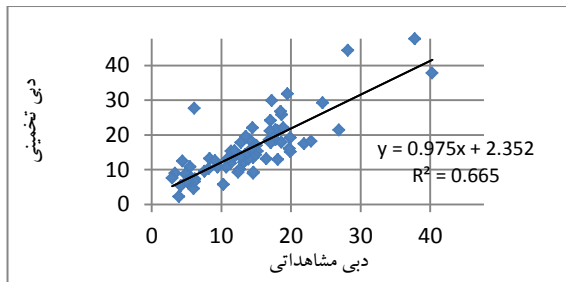
ب: مدل TLRN در سناریوی دوم



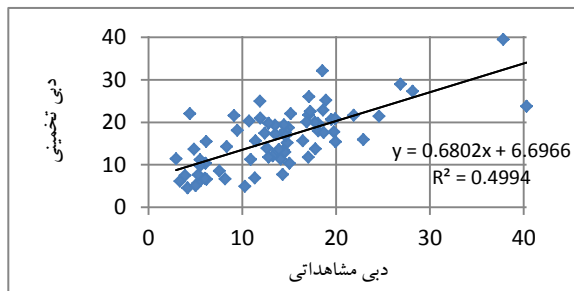
الف: مدل TLRN در سناریوی اول



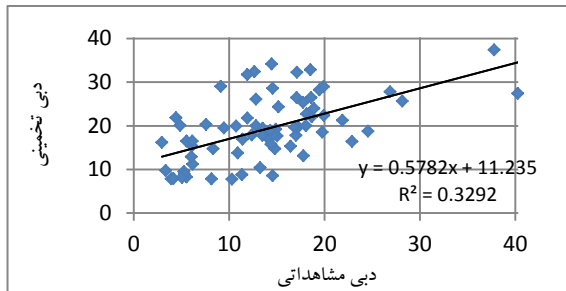
د: مدل TLRN در سناریوی چهارم



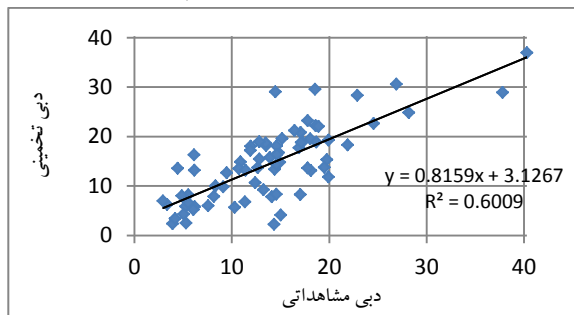
ج: مدل TLRN در سناریوی سوم



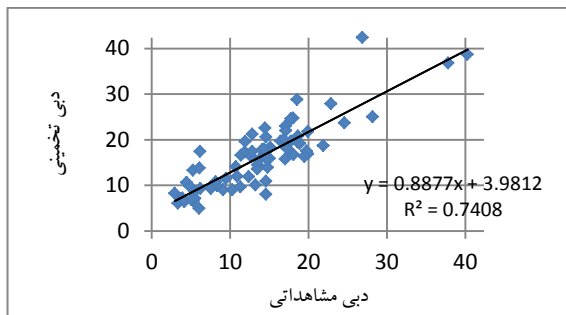
ب: مدل RBF در سناریوی دوم



الف: مدل RBF در سناریوی اول



د: مدل RBF در سناریوی چهارم



ج: مدل RBF در سناریوی سوم

شکل ۳. دبی ماهانه مشاهداتی و تخمینی (مترمکعب بر ثانیه) ایستگاه بنگوه در مرحله تست مدل‌های TLRN و RBF در سناریوهای ۴ گانه

۴. بحث و نتیجه گیری

بررسی نتایج حاصل از اجرای بهترین ساختار در هر مدل در مرحله آموزش (جدول ۲) نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی زمان تأخیری به جز در سناریوی دوم در بقیه سناریوها دارای کمترین خطا بوده‌اند (میزان خطا در سناریوی اول ۳/۱۷، دوم ۵/۹۴، سوم ۲/۷۸ و چهارم ۴/۳۸ می‌باشد). این مقدار خطا برای این مدل در سناریوی اول و سوم در قیاس با سایر مدل‌ها به طور قابل ملاحظه‌ای کمتر است (میزان خطا کمتر از ۵۰ درصد می‌باشد). در سناریوی دوم مقدار خطا در شبکه‌های جوردن المان کمتر است ($RMSE=5/57$). به طور کلی میزان خطا از سناریوی اول تا سناریوی چهارم روندی کاهشی را در مدل‌ها در این مرحله نشان می‌دهد. در مرحله تست مدل نتایج به دست آمده حاکی از خطای کمتر شبکه‌های جوردن المان نسبت به سایر مدل‌ها می‌باشد (میزان خطا از سناریوی اول تا چهارم به ترتیب برابر ۵/۵۷، ۴/۹، ۵/۳۵ و ۴/۶۲). در این مرحله نیز از سناریوی اول تا چهارم روند کاهشی میزان خطا مشاهده می‌شود.

بررسی نتایج حاصل از سناریوهای مختلف نشان می‌دهد که در مرحله آموزشی اضافه نمودن شاخص‌های پیوند از دور در مدل GFFN تأثیری در افزایش کارایی مدل نداشته است. اما در مدل‌های JEN و RBF سبب کاهش ۱۱ و ۷ درصدی خطا و افزایش ۸۷ درصدی خطا در مدل TLRN شده است که آن به خاطر عدم همگرایی مدل می‌باشد. اضافه نمودن دبی ماه قبل ایستگاه بنکوه (سناریوی سوم) برای تقویت همگرایی و کاهش میزان خطا موجب کاهش ۱ (مدل JEN) تا ۳۹ درصدی (مدل GFFN) شده است. در سناریوی چهارم (استفاده از داده‌های اقلیم، دبی ماه قبل و شاخص‌های پیوند از دور) میزان خطا از ۲۵ تا ۴۱ درصد کاهش یافته است اما در مدل TLRN میزان خطا افزایش ۳۸ درصدی را نشان می‌دهد.

نتایج بررسی‌ها در مرحله تست بیانگر این است که با اضافه نمودن شاخص‌های پیوند از دور میزان خطا در پیش‌بینی جریان از ۱۵ تا ۳۱ درصد کاهش می‌یابد ($GFFN=26$ ، $JEN=15/8$ ، $TLRN=25/5$ ، $RBF=31/7$). در سناریوی چهارم که از دبی ماه قبل ایستگاه بنکوه برای تقویت پیش‌بینی استفاده می‌شود میزان خطا از ۲۹ تا ۵۲ درصد کاهش می‌یابد. بیشترین میزان کاهش مربوط به مدل GFFN می‌باشد. بررسی بیشتر نتایج نشان می‌دهد که در سناریوی سوم نسبت به سناریوی دوم میزان کاهش خطاها در مدل‌ها به جز برای مدل TLRN بیشتر شده است ($GFFN=41/1$ ، $JEN=30$ ، $TLRN=9/1$ ، $RBF=22$). تفاوت در سناریوی چهارم نسبت به سناریوی دوم که دبی ماه قبل اضافه شده کاملاً مشهود است، چراکه در این حالت کاهش ۵/۷ درصدی خطا در مدل TLRN مشاهده می‌شود. بیشترین میزان کاهش خطا مربوط به شبکه‌های GFFN و JEN می‌باشد. در سناریوی چهارم نسبت به سناریوی سوم که شاخص‌های پیوند از دور اضافه شده است، کاهش خطای ۵/۵ درصدی (مدل JEN) و ۱۳/۶ درصد (مدل TLRN) مشاهده می‌شود، اما میزان خطا در مدل‌های GFFN و RBF حدود ۹ درصد افزایش یافته است.

بررسی نتایج به دست آمده و مقایسه آن با برخی تحقیقات انجام در کشور حاکی از تأثیرگذاری معنی‌دار شاخص‌های پیوند از دور بر جریان آب رودخانه‌های مطالعه شده در کشور می‌باشد که با نتایج این تحقیق تطابق دارد [۶، ۹، ۱۴، ۱۵، ۲۶]. بررسی و تحلیل کلی نتایج بیانگر این است که استفاده از شاخص‌های دور پیوندی موجب کاهش خطا و افزایش دقت پیش‌بینی شده است، هرچند مدل‌های مختلف در سناریوهای مختلف به دلیل ماهیت و ساختار خود نتایج متغیری داشته‌اند. نتایج

سپاسگزاری

این مقاله برگرفته از طرح پژوهشی به شماره ۲۶۶/۹۳/۲۲۴۸ معاونت پژوهشی دانشگاه سمنان می باشد و از حمایت صورت گرفته برای انجام آن تشکر و قدردانی می شود.

این تحقیق بیانگر این است که استفاده از شاخص‌های پیوند از دور می‌تواند به همراه سایر متغیرهای اقلیمی مانند دما و بارش در پیش‌بینی جریان استفاده شوند تا ضمن کاهش میزان خطا، باعث کاهش عدم قطعیت پیش‌بینی‌ها در مدل‌سازی جریان رودخانه شوند.

References

- [1] Abdu, Sh., Cui, C.L., King, J.P. and Abdudukadeer, K. (2010). Comparison of performance of statistical models in forecasting monthly streamflow of Kizil River, China. *Water Science and Engineering*, 3(3), 269-281.
- [2] Arulampalam, G. and Bouzerdoum, A. (2003). A generalized feedforward neural network architecture for classification and regression. *Neural Networks*, 16 (5-6), 561-568.
- [3] Arya, V.M.D.S. and Murumkar, A.R. (2013). Impact of ENSO on river flows in Guyana. *Water Resources Management*, 27, 4611-4621.
- [4] Chen, J.N.J and Sivakumar, B. (2014). Teleconnection analysis of runoff and soil moisture over the Pearl River basin in southern China. *Hydrological Earth System Science*, 18, 1475-1492.
- [5] DeCastro, M., Lorenzo, N., Taboada, J.J., Sarmiento, M., Alvarez, I. and Gomez-Gesteira, M. (2006). Influence of teleconnection patterns on precipitation variability and on river flow regimes in the Mino river basin (NW Iberian Peninsula). *Climate research*, 32, 63-73.
- [6] Fatehi, E., Borhani, A. and Mahdian, M.H. (2007). Seasonal river flow forecasting of Orumieh Lake using Climatic Indexes. *Pajohesh and Sazandegi in Natural Resources*, 71, 41-71.
- [7] Gadgil, S., Vinayachandran, P.N., Francis, P.A. and Gadgil S. (2004). Extremes of the Indian summer monsoon rainfall, ENSO and equatorial Indian Ocean oscillation. *Geophysics Research Letters*, 31, L12213.
- [8] Jones, P.D., Jónsson, T. and Wheeler, D. (1997). Extension to the North Atlantic Oscillation using early instrumental pressure observations from Gibraltar and South-West Iceland. *International Journal of Climatology*, 17, 1433-1450.
- [9] Karamoz, M. and Haghnegahdar, A. (2003). *A study on Elnino-Sothern Oscillation impacts on input flow of Zayandehrud dam using spectral analysis*. 10th Student Conference of Civil Engineering, Amirkabir University, Tehran.
- [10] Kim, J.S., Jain, S. and Moon, Y. (2012). Atmospheric teleconnection-based conditional streamflow distributions for the Han River and its sub-watersheds in Korea. *International Journal of Climatology*, 32, 1466-1474.
- [11] Kumar, A.R.S., Goyal, M.K., Singh, R.D., Swamee, P.K. and Nema, R.K. (2012). Application of ANN, fuzzy logic and decision tree algorithms for development of reservoir operation rules. *Water Resources Management*, 18, 143-161.
- [12] Li, J., Liu, X. and Chen, F. (2015). Evaluation of nonstationary in annual maximum flood series and the associations with large-scale climate patterns and human activities. *Water Resources Management*, 29(5), 1653-1668.
- [13] Maity, R. and Kumar, D.N., (2008). Basin-scale Stream-flow forecasting using the information of large-scale atmospheric circulation phenomena. *Hydrological Processes*, 22, 643-650.
- [14] Meidani, E. and Araghinejad, S. (2014). Long-Lead Streamflow Forecasting in the Southwest of Iran by Sea Surface Temperature of the Mediterranean Sea. *Journal of Hydrological Engineering*, 19(8), 05014005.
- [15] Nazemosadat, S.M.J. and Ghasemi, A. (2003). Relation between six months rainfall of cool central region and south west of Iran to Elnino-Sothern Oscillation. *Journal of Science and Technology in Agricultural and Natural Resources*, Isfahan University and Technology, 25(3), 1-12.
- [16] Nazemosadat, S.M.J., Rahimi, M. and Keshavarzi, A.R. (2006). Evaluation of Elnino-Sothern Oscillation index on drought and flood of important rivers of Fars province. *Journal of Iranian Agricultural Research*, 37(2), 361-369.
- [17] Niedzielski, T (2011). Is There Any Teleconnection Between Surface Hydrology in Poland and El Niño/Southern Oscillation? *Pure and Applied Geophysics*, 168, 871-886.
- [18] Niu, J., Chen, J. and Sivakumar, B. (2013). Teleconnection analysis of runoff and soil moisture over the Pearl River basin in South China. *Hydrology & Earth System Sciences Discussions*, 10 (9), 11943-11982.
- [19] Risko, S.L. and Martinez, J.Ch. (2014). Forecasts of seasonal streamflow in West-Central Florida using multiple climate predictors. *Journal of Hydrology*, 519, 1130-1140.

- [20] Rizou, D., Flocas, H.A., Athanasiadis, P. and Bartzokas, A. (2015). Relationship between the Indian summer monsoon and the large-scale circulation variability over the Mediterranean. *Atmospheric Research*, 152, 159–169.
- [21] Santos, J.F., Portela, M.M. and Calvo, I.P. (2014). Spring drought prediction based on winter NAO and global SST in Portugal. *Hydrological Processes*, 28(3), 1009–1024.
- [22] Sharma, S., Srivastava, P., Fang, X. and Kalin, L. (2015). Performance comparison of Adoptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) with Loading Simulation Program C⁺⁺ (LSPC) model for streamflow simulation in El Niño Southern Oscillation (ENSO)-affected watershed. *Expert Systems with Applications*, 42(4), 2213–2223.
- [23] Toro, C.H., Meire, S.G. and Galvez, J.F. (2013). A hybrid artificial intelligence model for river flow forecasting. *Applied Soft Computing*, (8), 3449–3458.
- [24] Willems, P. and Wolfs, V. (2013). A data driven approach using Takagi–Sugeno models for computationally efficient lumped floodplain modeling. *Journal of Hydrology*, 503, 222–232.
- [25] Yazdani, M.R., Saghafian, B. and Mahdian, M.H. (2009). Monthly runoff estimation using artificial neural networks. *Journal of Agricultural Science and Technology (JAST)*, 11, 355–362.
- [26] Zare Abiane, H. (2014). ENSO impacts on the surface water resources in Hamadan province. *Soil and Water Science Journal*, 24(4), 153–163.
- [27] Zaroug, M. A. H., Giorgi, F., Coppola, E., Abdo, G.M. and Eltahir, E.A.B. (2014). Simulating the connections of ENSO and the rainfall regime of East Africa and the upper Blue Nile region using a climate model of the Tropics. *Hydrological Earth System Science*, 18, 4311–4323
- [28] Zounemat, M., Kisi, O. and Rajaei, T. (2013). Performance of radial basis and LM-feed forward artificial neural networks for predicting daily watershed runoff. *Applied Soft Computing*, 13(12), 4633–4644.