

اثر توأم نوسانات فصلی دمای سطح آب خلیج فارس و دریای مدیترانه بر پیش‌بینی آبدهی ماهانه رودخانه کرخه

فرشته مدرسی^{۱*}، شهاب عراقی نژاد^۲، کیومرث ابراهیمی^۳

۱. دانشجوی دکتری مهندسی منابع آب، گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس

کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران

۲. دانشیار، گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران

۳. دانشیار، گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۲/۱۰ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۴/۴/۸)

چکیده

در مقاله حاضر، اثر توأم نوسانات فصلی دمای سطح آب خلیج فارس و دریای مدیترانه بر پیش‌بینی آبدهی ماهانه رودخانه کرخه بررسی شده است. در این راستا، روش داده‌کاوی تجزیه به مقادیر منفرد (SVD) برای تشخیص گره‌های اثرگذار دریاها بر اقلیم منطقه و ایجاد سری‌های زمانی هم‌بسته از دمای سطح آب و جریان رودخانه استفاده شده است. همچنین، مدل شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته (GRNN) بر مبنای صحت‌سنجی متقاطع برای تشخیص بهترین پیش‌بینی‌کننده‌های جریان از میان ترکیب‌های مختلف پیش‌بینی‌کننده‌ها برای هر ماه به کار رفته است. نتایج پیش‌بینی آبدهی در محل ورودی به سد گرشا نشان می‌دهد که دمای پاییزه سطح آب مدیترانه بر آبدهی بهمن تا فروردین و دمای تابستانه و پاییزه خلیج فارس بر آبدهی فروردین و اردیبهشت اثرگذار است، به طوری که به کارگیری این دو متغیر در پیش‌بینی آبدهی فروردین و اردیبهشت به طور متوسط سبب افزایش ۱۱۸ و ۲۸۲ درصدی شاخص نش در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی می‌شود.

کلید واژگان: پیش‌بینی آبدهی ماهانه، خلیج فارس، دریای مدیترانه، GRNN، SVD.

مقدمه

یکی از ابزارهای اساسی در مدیریت بلندمدت منابع آب، پیش‌بینی آورد رودخانه‌ها در مقیاس‌های زمانی بلندمدت نظیر ماهانه، فصلی و سالانه است. ولی برخلاف پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت، پیش‌بینی‌های بلندمدت دارای خطای بیشتری است و از پیچیدگی‌های بیشتری در مدل‌سازی و شبیه‌سازی برخوردار است. مطالعات نشان می‌دهد که برهم‌کنش‌های میان اقیانوس و جو بر وقایع هیدرولوژیکی بلندمدت اثرگذار است. از این‌رو، نوسانات دمای سطح آب اقیانوس‌ها و دریاها (SST) متغیر پیش‌بینی‌کننده مؤثری برای پیش‌بینی‌های بلندمدت هیدرولوژیکی و هواشناسی است. دریای مدیترانه منبع مهم تولید رطوبت در غرب ایران است و نوسانات فشار و دمای آن بر اقلیم کشورهای اطرافش اثرگذار است.

Kutiel *et al.* (2001) نشان دادند که تغییرات فشار سطح

آب دریای مدیترانه در زمستان از بالکان تا پنینسولا بر بارش کشور ترکیه اثر می‌گذارد. Rowel (2003) نشان داد که شرایط غیرعادی در دمای سطح آب مدیترانه دارای همبستگی مثبت با

کل بارش فصول مرطوب کشور ساحل در آفریقا است. Kassomenos and McGregor (2006) برای تخمین حجم آب در دسترس در جنوب یونان از داده‌های دما، رطوبت و فشار اتمسفری دریای مدیترانه استفاده کردند. همچنین، Rezayi *et al.* (2010) Banafsheh برای پیش‌بینی میزان بارش زمستانه و پاییزه ایستگاه‌هایی در غرب ایران از نوسانات دمایی سطح آب دریای مدیترانه به ترتیب در فصل پاییز و تابستان استفاده کردند. نتایج آن‌ها نشان داد که شرایط سردتر دمای سطح آب در پاییز در مقایسه با شرایط گرم‌تر آن سبب افزایش بارش در ایستگاه‌های مورد مطالعه در فصل زمستان شده است. ولی میزان SST دریای مدیترانه در فصل تابستان و بارش در فصل پاییز در هیچ یک از ایستگاه‌ها همبستگی معناداری نداشت. Meidani and Araghinejad (2014) نیز نوسانات پاییزه دمای سطح آب دریای مدیترانه را متغیر پیش‌بینی‌کننده مناسبی برای پیش‌بینی بارش متوسط زمستانه و جریان متوسط زمستانه و بهاره در غرب ایران شناسایی کردند.

خلیج فارس نیز که در جنوب غربی ایران واقع شده، بر اقلیم نواحی غربی و جنوبی ایران اثرگذار است. Nazemosadat (1998) نشان داد که همبستگی منفی و معناداری میان دمای

(AR) برای پیش‌بینی ماهانه مقایسه کرد که نتایج این تحقیق نیز نشان از قابلیت بیشتر مدل GRNN دارد.

در مطالعات صورت‌گرفته، دمای سطح آب دریای مدیترانه و خلیج فارس برای پیش‌بینی بارش به‌کار رفته است و بارش پیش‌بینی‌شده با استفاده از مدل‌سازی بارش- رواناب برای پیش‌بینی جریان استفاده شده است. هر یک از این دو فرایند مدل‌سازی با خطاهایی همراه است و به‌کارگیری توأم این دو فرایند سبب افزایش خطا در پیش‌بینی جریان می‌شود. همچنین، برداشتهای متعدد در طول مسیر رودخانه از یک‌سو سبب کاهش دقت پیش‌بینی جریان می‌شود و از سوی دیگر سبب می‌شود که پیش‌بینی‌کننده‌هایی نظیر متغیرهای اقلیمی به‌طور مستقیم برای پیش‌بینی جریان قابل استفاده نباشد.

بنابراین، در مقاله حاضر در راستای کاهش خطای مدل‌سازی، نوسانات فصلی دمای سطح آب خلیج فارس و دریای مدیترانه که از دریاهای اثرگذار بر منطقه جنوب غرب ایران است به‌طور توأم به عنوان دو پیش‌بینی‌کننده جریان در کنار سایر متغیرهای محلی پیش‌بینی‌کننده (نظیر بارش و جریان) برای پیش‌بینی جریان طبیعی رودخانه که تحت تأثیر برداشتها نیست، به‌کارگرفته شده است (روش محاسبه جریان طبیعی رودخانه در بخش داده‌های بارش و آبدی آورده شده است). همچنین، در مقاله حاضر روش SVD نه‌تنها برای متغیرهای دمای سطح آب، بلکه برای متغیرهای محلی (نظیر بارش در ایستگاه‌های مختلف) نیز استفاده شده است تا بدین ترتیب سری‌های همبسته‌ای از متغیرهای اقلیمی و محلی در جهت کاهش تعداد متغیرهای پیش‌بینی‌کننده و در نتیجه کاهش خطای پیش‌بینی ایجاد شود. در ادامه مقاله، در ابتدا منطقه مطالعاتی و داده‌های به‌کاررفته معرفی شده و سپس، روش اجرای تحقیق، نتایج و بحث و در نهایت، جمع‌بندی و نتیجه‌گیری آمده است.

معرفی منطقه تحقیق و داده‌های استفاده‌شده

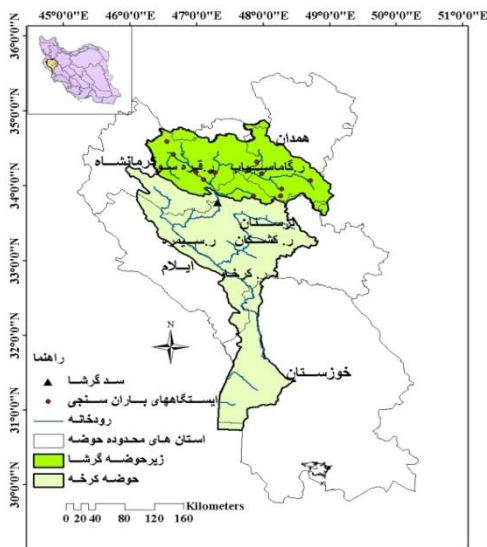
معرفی محدوده مطالعه (حوضه و رودخانه کرخه)

حوضه آبریز کرخه در غرب کشور و در مناطق میانی و جنوب غربی رشته‌کوه زاگرس قرار دارد و در زمره حوضه‌های خلیج فارس به شمار می‌آید. این حوضه در محدوده جغرافیایی 23° تا 46° طول شرقی و 40° تا 33° طول شمالی قرار گرفته است. رودخانه کرخه که رودخانه اصلی این حوضه است در ابتدا از اتصال دو شاخه اصلی به نام‌های گاماسیاب و قره‌سو شکل می‌گیرد. رودخانه گاماسیاب از بخش شمال شرقی

سطح آب خلیج فارس در زمستان و بارش زمستانه در استان‌های غربی و جنوبی ایران وجود دارد، به‌طوری‌که هنگامی که دمای سطح آب زمستانه خلیج فارس کمتر از میانگین می‌شود، بارش در این ناحیه عموماً بیشتر از نرمال خواهد شد. بر این اساس، Nazemosadat (2008) از دمای سطح آب خلیج فارس در پاییز و زمستان برای پیش‌بینی بارش در این فصول در شیراز و بوشهر استفاده کرد. همچنین، در تحقیق دیگری Nazemosadat et al. (2008) اثر هم‌زمان پدیده ENSO و دمای سطح آب خلیج فارس را بر وقوع ترسالی و خشکسالی در نواحی غربی و شمال‌غربی ایران بررسی کردند. یافته‌های آن‌ها نشان داد که در زمانی که فاز گرم ENSO و دمای کمتر از نرمال خلیج فارس به‌طور هم‌زمان رخ می‌دهد، احتمال رخداد خشکسالی در زمستان $0/5$ تا $0/7$ است، ولی در زمانی که دمای سطح آب خلیج فارس گرم‌تر از نرمال است، این احتمال کمتر از $0/33$ خواهد شد.

از آنجا که دمای سطح آب دریاها در گره‌های زیادی اندازه‌گیری می‌شود، به‌کارگیری روش‌هایی نظیر تجزیه به مؤلفه‌های اصلی (PCA) یا تجزیه به مقادیر منفرد (SVD) برای کاهش تعداد سری‌های زمانی دمای سطح آب و ایجاد سری‌های همبسته با متغیرهای پیش‌بینی‌شونده لازم است. برخلاف روش PCA، به دلیل آنکه روش SVD از ماتریس کواریانس متقاطع استفاده می‌کند، این روش قادر به ارزیابی متغیرهای زمانی- مکانی نظیر SST و سری‌های بارش و جریان رودخانه در ایستگاه‌های متفاوت است. بنابراین، در اکثر تحقیقات (Wallace et al., 1992; Uvo et al., 1998; Rowel, 2003; Soukup et al., 2009; Meidani and Araghinejad, 2014) از روش SVD برای تحلیل دمای سطح آب استفاده شده است.

برای پیش‌بینی جریان در مقیاس‌های زمانی بلندمدت، معمولاً از روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) استفاده می‌شود (Wang et al., 2009; Wu et al., 2010; Chen, 2014). این، کارایی روش ANN را با شبکه عصبی رگرسیون (2008) Cigizoglu and Alp (2004)، Cigizoglu (2005) و Kisi (2008) تعمیم‌یافته (GRNN) و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی (RBFNN) برای پیش‌بینی ماهانه جریان مقایسه کردند. نتایج تمامی تحقیقات بیانگر کارایی بهتر مدل GRNN نسبت به دو مدل دیگر برای پیش‌بینی ماهانه جریان است، زیرا این روش با مشکل مینیمم‌های محلی روبه‌رو نمی‌شود؛ درحالی‌که روش ANN اغلب با آن مواجه است. از این‌رو، تنها این روش مقادیری را ایجاد می‌کند که از نظر فیزیکی ممکن است. همچنین، Cigizoglu (2005) کارایی GRNN را با مدل خودهمبسته



شکل ۱. موقعیت زیرحوضه سد گرشا و رودخانه‌های آن در حوضه کرخه

روش اجرای تحقیق

تحقیق حاضر در سه مرحله به صورت زیر انجام گرفته است:

مرحله اول، به‌کارگیری روش SVD برای تشخیص گره‌های اثرگذار دریای مدیترانه و خلیج فارس بر اقلیم منطقه و ایجاد سری‌های همبسته از SST با جریان رودخانه و نیز به‌کارگیری روش SVD برای ایجاد سری‌های زمانی از بارش ایستگاه‌های مختلف به نحوی که بیشترین همبستگی را با جریان ورودی به سد گرشا داشته باشد.

مرحله دوم، انتخاب پیش‌بینی‌کننده‌های مناسب برای هر ماه بر اساس دو شاخص ارزیابی ضریب همبستگی (R^2) و شاخص دیگری با نام اطلاعات مشترک اصلاح‌شده Modified Mutual Information (MMI) بر مبنای شاخص اطلاعات مشترک و قوانین آنتروپی.

مرحله سوم، پیش‌بینی جریان ماهانه با استفاده از مدل GRNN بر اساس ترکیب‌های مختلف پیش‌بینی‌کننده‌ها و ارزیابی نتایج بر مبنای سه معیار شامل ضریب نش-ساتکلیف، ریشه متوسط مربعات خطا (RMSE) و ضریب همبستگی میان مقادیر واقعی و مدل‌سازی‌شده.

در ادامه، روش‌های به‌کاررفته به اختصار بیان شده است.

روش تجزیه مقادیر منفرد (SVD)

روش تجزیه مقادیر منفرد روش آماری قوی‌ای بر مبنای نظریه جبر خطی است. این روش یکی از روش‌های داده‌کاوی است و با استفاده از آن می‌توان از میان حجم زیادی از دو نوع متغیر دارای تغییرات مکانی و زمانی (نظیر دمای سطح آب دریاها در نقاط مختلف و جریان رودخانه در ایستگاه‌های مختلف)

و رودخانه قره‌سو از قسمت شمال غربی حوضه از سرشاخه‌های فرعی زیادی سرچشمه می‌گیرند. این دو رودخانه در انتهای دشت کرمانشاه به هم می‌پیوندند و رودخانه سیمره را تشکیل می‌دهند. از تلاقی رودخانه سیمره و رودخانه کشکان که از بخش شرقی حوضه مذکور سرچشمه می‌گیرد، رودخانه کرخه در انتهای دشت دره‌شهر شکل می‌گیرد. رودخانه کرخه در انتهای حوضه آبریز خود به سمت شمال غرب تغییر جهت می‌دهد و به هورالعظیم می‌ریزد.

داده‌های مورد استفاده

داده‌های بارش و آبدهی رودخانه. در تحقیق حاضر میزان آبدهی رودخانه کرخه در ورودی به سد گرشا پیش‌بینی شده است. سد گرشا در مرحله مطالعاتی قرارداد و همان‌طور که در شکل ۱ مشاهده می‌شود، در پایین‌دست دو سرشاخه اصلی کرخه یعنی گاماسیاب و قره‌سو قرار گرفته است و رواناب زیرحوضه‌های این دو رودخانه را جمع‌آوری می‌کند. از آنجا که سد دیگری در بالادست سد گرشا وجود ندارد، جریان ورودی به این سد، تنظیمی نیست، ولی برداشت‌های آب سطحی در بالادست این سد سبب می‌شود که جریان ورودی به این سد کاملاً طبیعی نباشد. بنابراین، با استفاده از میزان برداشت‌های موجود در بالادست این سد و افزودن آن‌ها به جریان ورودی به این سد، داده‌های جریان طبیعی ورودی به سد گرشا تهیه شده است. بدین ترتیب، با به‌کارگیری جریان طبیعی ورودی به سد گرشا امکان برقراری رابطه مناسب میان بارش و جریان و نیز امکان به‌کارگیری شاخص‌های اقلیمی نظیر دمای سطح آب به عنوان متغیرهای پیش‌بینی‌کننده جریان در محل ورودی به این سد وجود دارد. برای اجرای تحقیق حاضر از داده‌های بارش ماهانه در پانزده ایستگاه بارش در محدوده دو زیرحوضه گاماسیاب و قره‌سو و نیز میزان آبدهی طبیعی ورودی به سد گرشا در بازه زمانی ۱۳۶۰-۱۳۶۱ تا ۱۳۸۵-۱۳۸۶ استفاده شده است.

دمای سطح آب دریای مدیترانه و خلیج فارس.

سطح آب دریای مدیترانه و خلیج فارس در گره‌هایی به فاصله یک درجه به ترتیب با ۲۶ و ۱۰۱ گره به‌طور روزانه اندازه‌گیری می‌شود و متوسط ماهانه آن‌ها از ماه نوامبر سال ۱۹۸۱ در وب سایت NOAA به آدرس: (<http://www.esrl.noaa.gov/psd/data/gridded/data.noaa.ois/st.v2.html>) موجود است. در مقاله حاضر از متوسط فصلی دمای تمامی گره‌ها در دوره زمانی ۱۹۸۲-۲۰۰۷ استفاده شده که مقارن با بازه زمانی ۱۳۶۰-۱۳۶۱ تا ۱۳۸۵-۱۳۸۶ است.

تشخیص الگوهای همبسته غیرخطی میان دو سری داده را به خوبی داراست. در تحقیق حاضر برای تشخیص همبستگی غیرخطی میان متغیرهای پیش‌بینی‌کننده و پیش‌بینی‌شونده، شاخص اطلاعات مشترک اصلاح‌شده (MMI) بر اساس شاخص MI و قوانین آنتروپی معرفی و استفاده شده است. اگر x و y به ترتیب نماینده متغیرهای پیش‌بینی‌کننده و پیش‌بینی‌شونده باشد، شاخص MMI به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$MMI = \frac{MI(x, y)}{\min(H(x), H(y))} \quad (\text{رابطه ۳})$$

در رابطه (۳)، $MI(x, y)$ شاخص اطلاعات مشترک و $H(x)$ و $H(y)$ آنتروپی فردی متغیرهای x و y است که از رابطه‌های ۴ و ۵ محاسبه می‌شود (Gray, 2013).

$$MI(x, y) = \sum_{y \in Y} \sum_{x \in X} p(x, y) \log \left(\frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} \right) \quad (\text{رابطه ۴})$$

$$H(X) = - \sum_{x \in X} p(x) \log p(x) \geq 0$$

$$H(Y) = - \sum_{y \in Y} p(y) \log p(y) \geq 0 \quad (\text{رابطه ۵})$$

در روابط فوق، $p(x, y)$ تابع چگالی احتمال مشترک دو متغیر x و y (در این مقاله، x نماینده متغیر پیش‌بینی‌کننده نظیر بارش، دمای سطح آب دریا و جزآن و y نماینده متغیر پیش‌بینی‌شونده یعنی آبدهی است) و $p(x)$ و $p(y)$ به ترتیب تابع چگالی احتمال دو متغیر x و y است. با توجه به اینکه این شاخص نشان‌دهنده میزان اطلاعات مشترک دو مجموعه است، اگر دو سری داده کاملاً مستقل باشد، مقدار این شاخص برابر صفر است. هر چه همبستگی دو سری داده بیشتر باشد، میزان این شاخص بیشتر می‌شود.

بر اساس قوانین آنتروپی، محدوده تغییرات شاخص MI به صورت زیر است (Gray, 2013):

$$0 \leq MI(x, y) \leq \min(H(X), H(Y)) \quad (\text{رابطه ۶})$$

بنابراین، شاخص MMI دارای دامنه تغییرات صفر تا یک است، به طوری که اگر دو سری x و y کاملاً مستقل و غیرهمبسته باشد، مقدار این شاخص برابر صفر است و اگر دو سری x و y دارای همبستگی کامل باشد، مقدار $MI(x, y)$ برابر با $\min(H(x), H(y))$ است و در نتیجه مقدار شاخص MMI برابر با ۱ خواهد بود. درحالی‌که شاخص MI مرز بالایی ثابتی ندارد، دامنه ثابت شاخص MMI به کاربر این امکان را می‌دهد تا بتواند به سادگی بر اساس حد تعیین‌شده، متغیرهای مناسب را انتخاب کند.

سری‌هایی با بیشترین همبستگی ممکن را استخراج کرد. روش SVD ماتریس مستطیلی A_{mn} را به ماتریس‌های مربعی متعامد U_{mm} و V_{nn} و ماتریس قطری S_{mn} تبدیل می‌کند. به صورت ریاضی، روش SVD به شرح زیر بیان می‌شود (Bretherton et al., 1992):

$$SVD(A_{mn}) = U_{mm} S_{mn} V_{nn}^T \quad (\text{رابطه ۱})$$

که در این رابطه، $U^T U = I_{mm}$ و $V^T V = I_{nn}$.

ستون‌های ماتریس U از بردارهای ویژه یکامتعامد ماتریس AA^T و ستون‌های ماتریس V از بردارهای ویژه یکامتعامد ماتریس $A^T A$ تشکیل می‌شود و عناصر روی قطر اصلی ماتریس S مقادیر منفرد غیرصفر ماتریس AA^T یا $A^T A$ است که به صورت نزولی مرتب شده است.

در صورتی که ماتریس A ، ماتریس کواریانس متغیرهای پیش‌بینی‌کننده (نظیر دمای سطح آب دریای مدیترانه یا خلیج فارس) و پیش‌بینی‌شونده (نظیر بارش یا دبی در ایستگاه‌های مختلف) باشد، به طوری که در آن m نشان‌دهنده تعداد متغیرهای پیش‌بینی‌کننده و n تعداد متغیرهای پیش‌بینی‌شونده باشد، آنگاه مقادیر ایجادشده در هر ستون از ماتریس‌های U و V در نقش ضرایبی به ترتیب برای متغیرهای پیش‌بینی‌کننده و پیش‌بینی‌شونده عمل می‌کند. برای تعیین مناسب‌ترین ضرایب Bretherton و همکاران (1992) تابع کواریانس مربعی را به صورت زیر تعریف کردند.

$$SCF_j = \frac{C_j^x}{\sum_{j=1}^{\min(m, n)} C_j^x} \quad (\text{رابطه ۲})$$

که در آن C_j^x نشان‌دهنده هر یک از مقادیر منفرد روی قطر ماتریس S است. در صورتی که مقدار SCF هر یک از مقادیر منفرد بسیار بزرگ‌تر از SCF سایر مقادیر باشد، محل قرارگیری آن مقدار منفرد نشان‌دهنده ستون ضرایب ارزشمند در ماتریس‌های U و V است.

معیارهای ارزیابی برای انتخاب پیش‌بینی‌کننده‌های مناسب
برای تعیین پیش‌بینی‌کننده‌های مناسب، معیار ضریب همبستگی به کار رفته که نشان‌دهنده میزان همبستگی‌های خطی میان متغیرهای پیش‌بینی‌کننده و پیش‌بینی‌شونده است. شاخص مورد استفاده دیگر، شاخص اطلاعات مشترک (MI) است که از طریق تعیین میزان اطلاعات مشترک میان دو متغیر، میزان وابستگی آماری آن‌ها را مشخص می‌کند. شاخص MI برای تعیین میزان اطلاعات مشترک دو مجموعه X و Y به کار می‌رود و به علت داشتن فرمول‌بندی چگالی مبنای توانایی

خروجی، این شبکه عصبی از رابطه ۸ استفاده می‌کند (Araghinejad, 2014).

$$Y_r = \frac{1}{\sum_{b=1}^n f(X_r, b)} \sum_{b=1}^n [f(X_r, b) \times T_b] \quad (\text{رابطه ۸})$$

در این رابطه، T_b مقدار خروجی مشاهداتی متناظر با بردار ورودی b امین داده و n تعداد داده‌های مشاهداتی است.

شایان ذکر است که برای آموزش و صحت‌سنجی مدل GRNN به ترتیب از داده‌های پانزده و ده سال استفاده شده است. همچنین، از آنجا که مقدار خروجی تابع GRNN به پارامتر h نیز وابسته است و این پارامتر برای تنظیم تابع با هدف تخمین‌های دقیق‌تر به کار می‌رود، باید مقدار بهینه آن تعیین شود. به همین دلیل، در تحقیق حاضر از روش صحت‌سنجی متقاطع (Cross-Validation) برای تعیین بهترین مقدار پارامتر h استفاده شده است. به‌کارگیری روش صحت‌سنجی متقاطع برای آن است که تمامی داده‌ها در بخش صحت‌سنجی ارزیابی شود. در این حالت، اگر n داده مشاهداتی موجود باشد، مدل به ازای هر مقدار از پارامتر h ، n بار اجرا می‌شود و در هر اجرا $n-1$ داده برای آموزش مدل و یک داده برای تست مدل استفاده می‌شود و میزان خطای داده‌های تست شده محاسبه می‌شود. با اجرای این فرایند به ازای مقادیر مختلف پارامتر h ، مناسب‌ترین مقدار h که به ازای آن، کمترین میزان خطا ایجاد می‌شود، بهترین h شناخته می‌شود.

نتایج و بحث

در این بخش، نتایج به‌دست‌آمده براساس مراحل اجرای تحقیق به صورت تفکیک‌شده بیان شده است.

نتایج آنالیز SVD

مقدار مد اول SCF یعنی مقدار SCF حاصل از اولین داده (مقدار منفرد) روی قطر ماتریس S در تمامی موارد بیشتر از ۹۵ درصد است که از روش SVD برای دمای متوسط فصلی در تمامی گره‌های اندازه‌گیری دما در دریای مدیترانه و خلیج فارس با جریان ماهانه حاصل شده است. با توجه به اینکه مقادیر روی قطر اصلی ماتریس S به صورت نزولی مرتب شده است و مجموع SCF تمامی مقادیر روی قطر اصلی ماتریس S برابر با ۱ است (بر اساس رابطه ۲)، حداکثر SCF سایر مدها حدود ۵ درصد است. این امر نشان می‌دهد که تمامی گره‌های اندازه‌گیری دما در این دو دریا بر اقلیم ناحیه تحقیق اثرمی‌گذارد و بخش اعظم تغییرات داده‌ها در مد اول نمود می‌یابد. بنابراین، در تحقیق

در تحقیق حاضر، برای پیش‌بینی آبدهی در هر ماه (آبدهی ماهانه متغیر پیش‌بینی‌شونده است)، سری‌های زمانی جریان ماهانه با تأخیر زمانی یک تا پنج ماه و بارش ماهانه (سری زمانی بارش ماهانه حاصل از روش SVD برای چهارده ایستگاه بارش) با تأخیر زمانی یک تا پنج ماه و نیز سری‌های زمانی دمای متوسط فصلی دریای مدیترانه و خلیج فارس که از روش SVD به‌دست آمده به عنوان متغیرهای پیش‌بینی‌کننده در نظر گرفته شده و هر یک از آن‌ها بر اساس دو معیار مذکور ارزیابی شده و مناسب‌ترین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده انتخاب شده است.

مدل پیش‌بینی شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته (GRNN)

شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته یکی از انواع شبکه‌های عصبی تابع پایه شعاعی (RBF) است. GRNN تقریب‌زننده‌ای همه منظوره برای توابع هموار (smooth function) است و توانایی حل هر نوع مسائل تقریب تابع هموار را با داده‌های کافی دارد. این شبکه عصبی هر یک از جفت‌داده‌های مشاهداتی را کلاس ممکن در نظر می‌گیرد، به‌طوری‌که این کلاس در شرایط خاص احتمال مشاهده قرار دارد (Araghinejad, 2014).

GRNN شبکه عصبی سه‌لایه‌ای است که در آن تعداد نورون‌های موجود در لایه اول و آخر مانند سایر شبکه‌های عصبی به ترتیب برابر با ابعاد بردارهای ورودی و خروجی است؛ ولی در این شبکه، برخلاف سایر شبکه‌های عصبی، تعداد نورون‌های لایه مخفی برابر با تعداد داده‌های مشاهداتی است. شبکه عصبی GRNN از تابع کارایی نرمال در هر یک از نورون‌های لایه مخفی استفاده می‌کند و داده ورودی به این تابع برای هر نورون عبارت است از فاصله اقلیدسی میان بردار داده ورودی و بردار داده مشاهداتی مربوط به آن نورون. این تابع به صورت رابطه ۷ محاسبه می‌شود (Araghinejad, 2014).

$$f(X_r, b) = e^{-I^2} \\ I = \|X_r - X_b\| \times 0.8326/h \quad (\text{رابطه ۷})$$

در رابطه (۷)، X_r بردار ورودی به شبکه با خروجی نامشخص، X_b مقادیر ورودی مشاهداتی در زمان b (هر یک از این بردارها در یک نورون لایه مخفی قرار می‌گیرد) و h پارامتر گسترش (spread) است که با تغییر آن، میزان جمع و بازشدگی تابع تغییر می‌کند به نحوی که تابع، بهترین برآزش را بر داده‌ها بیابد. خروجی این تابع در بازه صفر تا یک قرار دارد، به‌طوری‌که هر چه فاصله اقلیدسی دو بردار X_r و X_b به صفر نزدیک شود، مقدار تابع به یک نزدیک می‌شود و هرچه فاصله اقلیدسی بزرگ‌تر شود، مقدار تابع به صفر نزدیک می‌شود. برای محاسبه

از میان تمامی متغیرهای در نظر گرفته شده به عنوان پیش‌بینی‌کننده‌های محتمل، برای هر ماه متغیرهای دارای ضریب همبستگی یا شاخص MMI بزرگ‌تر از ۰/۵ با جریان، پیش‌بینی‌کننده‌های مناسب برای ماه مورد نظر انتخاب شد. متغیرهای منتخب اقلیمی (دمای سطح آب خلیج فارس و دریای مدیترانه) در جدول ۱ و متغیرهای بارش و دمای منتخب برای هر ماه در جدول‌های ۲ و ۳ آمده است.

حاضر، سری‌های زمانی حاصل از مد اول روش SVD پیش‌بینی‌کننده‌های محتمل ارزیابی شده است.

همچنین، مقدار مد اول SCF حاصل از روش SVD برای ایستگاه‌های بارش و جریان ورودی به سد در تمامی ماه‌ها بیش از ۹۰ درصد است. بنابراین، به جای سری زمانی متوسط بارش چهارده ایستگاه، سری زمانی بارش حاصل از مد اول SVD پیش‌بینی‌کننده‌های محتمل به کار گرفته شده است.

نتایج حاصل از انتخاب پیش‌بینی‌کننده‌های مناسب

جدول ۱. متغیرهای اقلیمی پیش‌بینی‌کننده منتخب برای پیش‌بینی آبدهی ماهانه ورودی به سد گرشا

متغیرهای پیش‌بینی‌کننده اقلیمی						متغیر پیش‌بینی‌شونده: آبدهی ماهانه				شرح	نوع
تپ	اسفند	فروردین	اردیبهشت	مرداد	شهریور	تپ	مرداد	شهریور			
✓*			✓*				✓*		دمای سطح آب خلیج فارس در تابستان	دمای سطح آب خلیج فارس	
			✓*				✓*		دمای سطح آب خلیج فارس در پاییز		
								✓	دمای سطح آب خلیج فارس در زمستان		
	✓	✓					✓	✓	دمای سطح آب مدیترانه در پاییز	دمای سطح آب دریای مدیترانه	

✓*: MMI و ضریب همبستگی بزرگ‌تر از ۰/۵؛ ✓: یکی از شاخص‌های MMI و ضریب همبستگی بزرگ‌تر از ۰/۵

جدول ۲. متغیرهای بارش ماهانه منتخب برای پیش‌بینی آبدهی ماهانه ورودی به سد گرشا

متغیر پیش‌بینی‌کننده محلی										متغیر پیش‌بینی‌شونده: آبدهی ماهانه				شرح	نوع	
تپ	اسفند	فروردین	اردیبهشت	مرداد	شهریور	تپ	اسفند	فروردین	اردیبهشت	مرداد	شهریور					
												✓*	✓*	✓*	بارش مهر	بارش ماهانه
												✓*	✓*	✓*	بارش آبان	
												✓*	✓*	✓*	بارش آذر	
													✓*		بارش اسفند	
												✓*	✓*	✓*	بارش فروردین	
												✓*	✓*	✓*	بارش اردیبهشت	
												✓*	✓*		بارش خرداد	

✓*: MMI و ضریب همبستگی بزرگ‌تر از ۰/۵؛ ✓: یکی از شاخص‌های MMI و ضریب همبستگی بزرگ‌تر از ۰/۵

جدول ۳. متغیرهای آبدهی ماهانه منتخب در ماه‌های قبل برای پیش‌بینی آبدهی ماهانه ورودی به سد گرشا

متغیر پیش‌بینی‌کننده محلی										متغیر پیش‌بینی‌شونده: آبدهی ماهانه				شرح	نوع		
تپ	اسفند	فروردین	اردیبهشت	مرداد	شهریور	تپ	اسفند	فروردین	اردیبهشت	مرداد	شهریور						
															✓	آبدهی مهر	آبدهی ماهانه
															✓*	آبدهی آبان	
														✓*	آبدهی آذر		
														✓*	آبدهی دی		
														✓*	آبدهی اسفند		
														✓*	آبدهی فروردین		
														✓*	آبدهی اردیبهشت		
														✓*	آبدهی خرداد		
														✓*	آبدهی تیرماه		
														✓*	آبدهی مردادماه		
														✓*	آبدهی شهریورماه		

✓*: MMI و ضریب همبستگی بزرگ‌تر از ۰/۵؛ ✓: یکی از شاخص‌های MMI و ضریب همبستگی بزرگ‌تر از ۰/۵

آن‌ها نیز به صورت بزرگ‌مقیاس است. در نتیجه متغیرهای منتخب از میان این متغیرها متغیرهای محتمل اثرگذار برای پیش‌بینی آبدهی در نواحی اطراف محدوده مطالعات نیز قابل استفاده است.

نتایج پیش‌بینی جریان

با وجود آنکه در مرحله قبل، متغیرهای پیش‌بینی‌کننده مناسب برای پیش‌بینی جریان در هر ماه با دو معیار ضریب همبستگی و *MMI* شناسایی شد، به کارگیری همه متغیرهای مناسب برای هر ماه لزوماً بهترین نتیجه پیش‌بینی را ایجاد نمی‌کند. بنابراین، برای پیش‌بینی جریان در هر ماه، ترکیب‌های مختلفی از پیش‌بینی‌کننده‌های مناسب توسط مدل GRNN استفاده شد و نتایج حاصل، با سه معیار ارزیابی شامل معیار ارزیابی نش-ساتکلیف، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب همبستگی نسبت به مقادیر مشاهداتی ارزیابی شد. بر اساس سه معیار فوق، بهترین پیش‌بینی‌کننده‌ها برای هر ماه شناسایی شد که منجر به دقیق‌ترین نتایج در بخش صحت سنجی می‌شود. در جدول‌های ۴ و ۵ بهترین پیش‌بینی‌کننده‌های هر ماه برای پیش‌بینی آبدهی ماهانه فصل پاییز و زمستان (جدول ۴) و فصل بهار و تابستان (جدول ۵) همراه با شاخص‌های ارزیابی مدل در مراحل واسنجی و صحت سنجی آمده است.

همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود، جریان مهر تا دی، تحت تأثیر دمای سطح آب خلیج فارس و دریای مدیترانه نیست. دمای سطح آب خلیج فارس در فصول تابستان، پاییز و زمستان پیش‌بینی‌کننده مناسبی برای پیش‌بینی آبدهی در ماه‌های فصل بهار است. همچنین، بر اساس این دو معیار، دمای سطح آب دریای مدیترانه در پاییز نیز پیش‌بینی‌کننده مناسبی برای پیش‌بینی آبدهی ماهانه در ماه‌های بهمن تا فروردین و نیز ماه‌های فصل تابستان شناخته شده است.

با توجه جدول ۲ مشاهده می‌شود، که مقادیر بارش ماهانه، پیش‌بینی‌کننده‌های قوی برای پیش‌بینی آبدهی ماهانه در اکثر ماه‌هاست، زیرا هر دو شاخص آن‌ها بزرگ‌تر از ۰/۵ است و فقط آبدهی مهر قابل پیش‌بینی با مقادیر بارش‌های ماهانه نیست.

با توجه به جدول ۳ نیز مشاهده می‌شود که مقادیر آبدهی از اردیبهشت تا مرداد به ترتیب، پیش‌بینی‌کننده‌های مناسبی برای پیش‌بینی آبدهی ماه‌های خرداد تا شهریور به‌شمار می‌رود. همچنین، به‌طور مشخص در این جدول مشاهده می‌شود که آبدهی اسفند به‌طور معنادار تحت تأثیر آبدهی ماه‌های قبل از خود قرار ندارد و برای پیش‌بینی آبدهی در این ماه باید از سایر پیش‌بینی‌کننده‌ها استفاده کرد.

شایان ذکر است که از آنجا که دمای سطح آب خلیج فارس و دریای مدیترانه، بزرگ‌مقیاس است، نحوه اثرگذاری

جدول ۴. نتایج مدل GRNN در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی به ازای بهترین پیش‌بینی‌کننده‌های جریان ماهانه برای فصول پاییز و زمستان

صحت‌سنجی		واسنجی		متغیر پیش‌بینی‌کننده					متغیر پیش‌بینی‌شونده							
Correlation	RMSE	Nash-Sutcliffe	Correlation	RMSE	Nash-Sutcliffe	آبدهی شهریور	آبدهی مرداد	آبدهی خرداد	آبدهی دی	آبدهی آذر	آبدهی آبان	آبدهی مهر	بارش آذر	بارش مهر	سطح آب آذر	سطح آب مهر
۰/۹۱	۰/۷۲	۰/۵۵	۰/۸۴	۰/۴۸	۰/۶۹							آبدهی مهر				
۰/۸۱	۰/۴۸	۰/۱۰	۰/۹۰	۰/۴۹	۰/۸۱							آبدهی آبان				
۰/۶۹	۰/۲۴	-۱/۱۳	۰/۹۷	۰/۲۷	۰/۹۵							آبدهی آذر				
۰/۶۲	۰/۵۳	۰/۲۰	۰/۹۷	۰/۲۵	۰/۹۴							آبدهی دی				
۰/۸۳	۰/۶۳	۰/۶۴	۰/۹۹	۰/۱۵	۰/۹۷							آبدهی بهمن				
۰/۴۴	۰/۹۶	۰/۰۲	۰/۷۸	۰/۸۲	۰/۲۴							آبدهی اسفند				

آبدهی بهمن و اسفند اثرگذار است و این متغیر پیش‌بینی‌کننده مناسبی برای آبدهی این دو ماه به‌شمار می‌رود. با توجه به جدول ۵ مشاهده می‌شود که دمای سطح آب دریای مدیترانه در پاییز متغیر اثرگذار برای پیش‌بینی آبدهی

همان‌طور که در جدول ۴ مشاهده می‌شود، برای پیش‌بینی آبدهی مهر تا دی، متغیرهای محلی یعنی بارش و دما، بهترین و مؤثرترین پیش‌بینی‌کننده‌ها شناسایی شد، در حالی که دمای سطح آب دریای مدیترانه در فصل پاییز بر مقدار

اردیبهشت کارایی دارد؛ ولی برای پیش‌بینی آبدی در ماه‌های خرداد تا شهریور متغیرهای محلی بارش و آبدی کارایی بیشتری دارد.

فروردین است. همچنین، دمای سطح آب خلیج فارس در تابستان برای پیش‌بینی آبدی فروردین و اردیبهشت و دمای سطح آب این دریا در پاییز و زمستان نیز برای پیش‌بینی آبدی

جدول ۵. نتایج مدل GRNN در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی به ازای بهترین پیش‌بینی‌کننده‌های جریان ماهانه برای فصل‌های بهار و تابستان

صحت سنجی			واسنجی			متغیر پیش‌بینی‌کننده	متغیر پیش‌بینی‌شونده
Correlation	RMSE	Nash-Sutcliff	Correlation	RMSE	Nash-Sutcliff		
						آبدی تیر	
						آبدی خرداد	
						آبدی اردیبهشت	
						آبدی فروردین	
						بارش اردیبهشت	
						بارش فروردین	
						بارش اسفند	
						دمای سطح آب مدیترانه در پاییز	
						دمای سطح آب خلیج فارس در زمستان	
						دمای سطح آب خلیج فارس در پاییز	
						دمای سطح آب خلیج فارس در تابستان	
۰/۸۷	۰/۸۸	۰/۳۷	۱/۰۰	۰/۰۱	۱/۰۰	آبدی فروردین	
۰/۷۴	۰/۶۳	۰/۳۲	۰/۹۲	۰/۵۲	۰/۷۶	آبدی اردیبهشت	
۰/۸۵	۰/۵۰	۰/۶۱	۰/۹۹	۰/۱۲	۰/۹۹	آبدی خرداد	
۰/۹۳	۰/۴۳	۰/۸۳	۰/۹۹	۰/۱۱	۰/۹۹	آبدی تیر	
۰/۹۳	۰/۴۲	۰/۸۳	۱/۰۰	۰/۰۱	۱/۰۰	آبدی مرداد	
۰/۹۸	۰/۲۴	۰/۹۵	۰/۹۹	۰/۱۴	۰/۹۸	آبدی شهریور	

اغلب بارش‌ها در زمستان به صورت برف است و برف با تأخیر زمانی تبدیل به رواناب در رودخانه می‌شود، می‌توان نتیجه‌گرفت که دلیل همبستگی آبدی طبیعی اردیبهشت با دمای زمستانه خلیج فارس، تأثیرپذیری رواناب اردیبهشت از پوشش برفی ناشی از بارش‌های زمستانه در این ناحیه است.

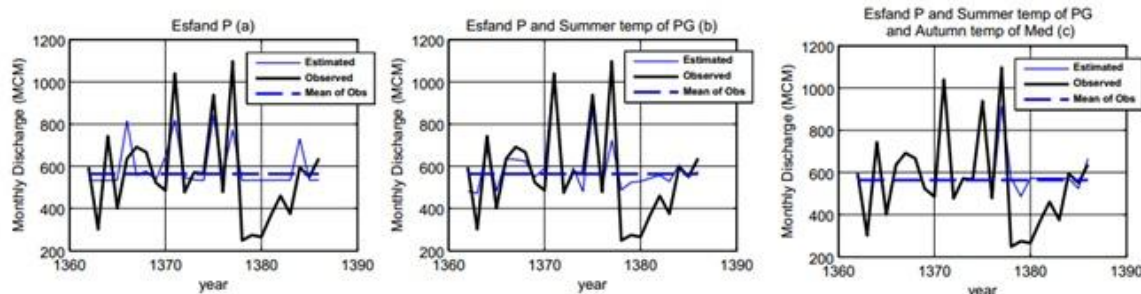
اگرچه بر اساس جدول ۱، دمای پاییزه دریای مدیترانه پیش‌بینی‌کننده مناسبی برای پیش‌بینی جریان در ماه‌های تابستان شناخته شد، ولی نتایج جدول ۵ نشان می‌دهد که متغیرهای بارش و آبدی برای پیش‌بینی جریان در این سه ماه کارایی بیشتری نسبت به دمای پاییزه سطح آب مدیترانه دارد.

با توجه به مقادیر شاخص‌های ارزیابی مدل در دو جدول ۴ و ۵، مشاهده می‌شود که پیش‌بینی آبدی در ماه‌های آذر و اسفند در مقایسه با سایر ماه‌ها دقت کمتری در مرحله صحت‌سنجی دارد و این امر بدین معناست که با وجود در نظر گرفتن طیف وسیعی از متغیرهای پیش‌بینی‌کننده، مقدار پیش‌بینی‌پذیری آبدی در این دو ماه کمتر از ماه‌های دیگر است؛ در نتیجه، در نظر گرفتن متغیر ذوب برف برای اسفند سبب افزایش دقت مدل‌سازی می‌شود. مقادیر شاخص‌های ارزیابی مدل نشان می‌دهد که مدل GRNN با وجود تعداد کم داده‌ها در مرحله آموزش، نتایج مناسبی را در مرحله صحت‌سنجی

با توجه به نتایج دو جدول ۴ و ۵ می‌توان دریافت که آبدی فروردین ماه به‌طور توأم تحت تأثیر دمای سطح آب مدیترانه در پاییز و خلیج فارس در تابستان است. تأثیرپذیری جریان ورودی به سد گرشا در ماه‌های بهمن تا فروردین از دمای پاییزه سطح آب دریای مدیترانه تأییدکننده نتیجه حاصل از تحقیق Meidani and Araghinejad (2014) برای حوضه‌های غرب کشور است، زیرا نتایج این تحقیق نیز نشان می‌دهد که دمای پاییزه سطح آب دریای مدیترانه متغیر پیش‌بینی‌کننده مناسبی برای پیش‌بینی جریان متوسط زمستانه و بهاره است. همچنین، آبدی فروردین و اردیبهشت تحت تأثیر دمای تابستانه خلیج فارس قرار دارد. با توجه به برف‌گیر بودن منطقه مورد مطالعه، این امر ممکن است به علت اثرگذاری دمای تابستانه خلیج فارس بر دمای منطقه مطالعاتی در بهار سال بعد و در نتیجه بر میزان ذوب برف در منطقه باشد.

اثرپذیری آبدی طبیعی اردیبهشت از دمای سطح آب خلیج فارس در زمستان نیز تأییدکننده نتایج تحقیق Nazemosadat (1998) است، زیرا وی نشان داد که همبستگی معناداری میان بارش زمستانه در نواحی غربی ایران و دمای سطح آب خلیج فارس در زمستان وجود دارد. از آنجا که سد گرشا در ناحیه کوهستانی حوضه کرخه قرار دارد و در این ناحیه

بارش اسفند متغیر پیش‌بینی‌کننده آبدی به کار رود، اختلاف مقادیر پیش‌بینی‌شده و مشاهداتی در تمامی نقاط نسبتاً زیاد است، به طوری که شاخص نش در مراحل واسنجی و صحت سنجی به ترتیب ۰/۴۷ و ۰/۳۰ می‌شود. با اضافه‌شدن متغیر دمای سطح آب خلیج فارس (PG) در فصل تابستان به متغیرهای پیش‌بینی‌کننده (شکل ۲b)، اختلاف مقادیر تخمین‌زده‌شده مدل و مقادیر مشاهداتی به طور قابل‌ملاحظه‌ای کاهش می‌یابد، به طوری که در این مرحله، شاخص نش در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی به ترتیب ۰/۸۴ و ۰/۳۳ می‌شود. در نهایت، با اضافه‌شدن دمای سطح آب دریای مدیترانه (Med) در پاییز به متغیرهای پیش‌بینی‌کننده (شکل ۲c) مشاهده می‌شود که مقادیر پیش‌بینی‌شده از سال ۱۳۶۲ تا ۱۳۷۵ انطباق کامل بر مقادیر مشاهداتی دارد و از سال ۱۳۷۵ تا ۱۳۸۶ نیز در نقاط بیشینه اختلاف‌ها اندک است، ولی در نقاط کمتر از میانگین، مقادیر پیش‌بینی‌شده نزدیک به میانگین است و به طور کلی مقادیر تخمین‌زده‌شده در این مرحله نسبت به دو مرحله قبل بهبود می‌یابد، به نحوی که شاخص نش در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی به ترتیب ۱/۰۰ و ۰/۳۷ می‌شود.



شکل ۲. نحوه اثرگذاری متغیرهای دمای سطح آب خلیج فارس و دریای مدیترانه بر پیش‌بینی آبدی فروردین ماه سد گرشا

اضافه‌شدن متغیر دمای سطح آب خلیج فارس در زمستان (شکل ۲c)، خطای تخمین آبدی بیشینه که در سال ۱۳۷۱ رخ می‌دهد کمتر می‌شود و در بازه ۱۳۷۸ تا ۱۳۸۰ نیز با وجود خطای زیاد، روند تغییر مقدار تخمینی تقریباً منطبق بر روند تغییر مقدار مشاهداتی می‌شود. در این مرحله شاخص نش در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی به ترتیب برابر با ۰/۷۱ و ۰/۲۰ می‌شود. در نهایت، با اضافه‌کردن متغیر دمای سطح آب خلیج فارس در پاییز (شکل ۲d) مشاهده می‌شود که علاوه بر مقادیر بیشینه، در مقادیر کمینه نیز به طور مشخص آبدی تخمینی به آبدی مشاهداتی نزدیک و خطای مدل‌سازی کاهش می‌یابد، به طوری که شاخص نش در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی به

ایجاد کرده است، به طوری که به جز ماه آذر در سایر ماه‌ها در مرحله صحت‌سنجی شاخص نش دارای مقدار مثبت و شاخص همبستگی بزرگ‌تر از ۰/۵ (به جز اسفند) است و در اکثر ماه‌ها مقدار شاخص نش و نیز شاخص همبستگی در مرحله واسنجی به یک نزدیک است که این امر گویای نزدیک‌بودن مقادیر تخمین‌زده‌شده به مقادیر مشاهداتی (شاخص نش مثبت و نزدیک به یک) و نیز روند تغییرات هماهنگ میان مقادیر مشاهداتی و تخمینی (ضریب همبستگی مثبت و نزدیک به یک) است. کارایی مناسب این مدل در شرایط تعداد کم داده‌ها به دلیل بهره‌مندی مدل GRNN از ساختار احتمالاتی است.

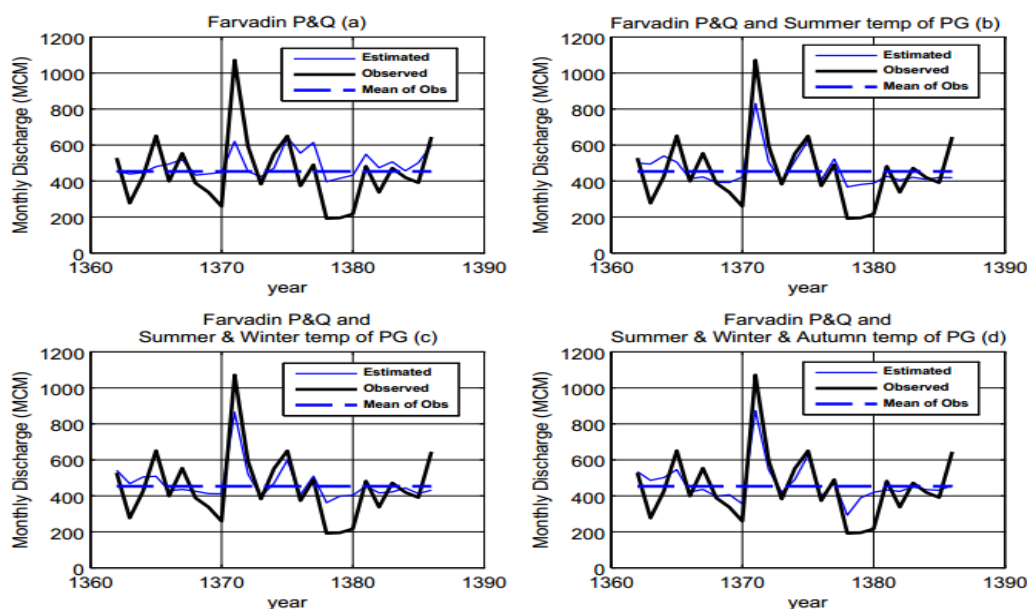
از آنجا که به طور مشخص متغیرهای دمای سطح آب خلیج فارس و دریای مدیترانه متغیرهای اثرگذار برای پیش‌بینی آبدی فروردین و اردیبهشت است، نحوه اثرگذاری این متغیرها در شکل ۲ (برای پیش‌بینی آبدی فروردین) و ۳ (برای پیش‌بینی آبدی اردیبهشت) آمده است. شایان ذکر است که در این دو شکل در هر گراف، مقادیر آبدی تخمینی، مشاهداتی و متوسط بر حسب میلیون مترمکعب بر اساس متغیرهای پیش‌بینی‌کننده مختلف ترسیم شده است.

همان‌طور که در شکل ۲a مشاهده می‌شود، اگر فقط

در شکل ۲a مشاهده می‌شود که اگر فقط بارش و آبدی فروردین برای پیش‌بینی آبدی اردیبهشت به کار رود، مقادیر پیش‌بینی‌شده دارای خطای زیاد به خصوص در نقاط بیشینه و کمینه است، به طوری که شاخص نش در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی به ترتیب برابر با ۰/۳۴ و ۰/۰۵ می‌شود. هنگامی که متغیر دمای سطح آب خلیج فارس (PG) در تابستان به این دو متغیر اضافه شود (شکل ۲b)، به طور محسوس در نقاط بیشینه مقادیر تخمین‌زده‌شده به مقادیر مشاهداتی نزدیک می‌شود، ولی برای آبدی بازه ۱۳۷۸ تا ۱۳۸۰ با مقادیر کمتر از میانگین، خطای زیاد است. در این مرحله شاخص نش در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی به ترتیب برابر با ۰/۶۶ و ۰/۲۱ است. با

در ماه‌های بهمن و اسفند نیز به‌کارگیری دمای پاییزه سطح آب مدیترانه سبب بهبود نتایج شده است.

ترتیب برابر با ۰/۷۶ و ۰/۳۲ می‌شود. شایان ذکر است که ترتیب اضافه‌کردن این متغیرها براساس داشتن دو شاخص ضریب همبستگی و MMI بزرگ‌تر است.



شکل ۳. نحوه اثرگذاری متغیرهای دمای سطح آب خلیج فارس بر پیش‌بینی آبدهی اردیبهشت سد گرشا

زمینه برنامه‌ریزی‌های برداشت برای کشاورزی دارد، تحت تأثیر نوسانات فصلی دمای سطح آب دریای مدیترانه و خلیج فارس قرارداد و این متغیرها به عنوان پیش‌بینی‌کننده‌های جریان، قادر به افزایش دقت پیش‌بینی‌های صورت‌گرفته توسط متغیرهای محلی (بارش و آبدهی) است. از میان ماه‌های مذکور، آبدهی بهمن و اسفند، فقط تحت تأثیر نوسانات پاییزه مدیترانه قرارداد، درحالی‌که آبدهی فروردین تحت تأثیر توأم نوسانات پاییزه دمای سطح آب مدیترانه و نوسانات تابستانه دمای سطح آب خلیج فارس قرارداد، به‌طوری‌که با اضافه‌کردن دمای سطح آب خلیج فارس و دریای مدیترانه، مقدار شاخص نش در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی به ترتیب ۱۱۳ و ۲۳/۴ درصد نسبت به شرایط پیش از آن افزایش می‌یابد. همچنین، آبدهی اردیبهشت، تحت تأثیر نوسانات تابستانه، پاییزه و زمستانه خلیج فارس قرارداد، به نحوی که به‌کارگیری این متغیرها بر اساس شاخص نش-ساتکلیف دقت نتایج را در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی به ترتیب ۱۲۳/۵ و ۵۴۰ درصد نسبت به شرایط پیش از آن، افزایش می‌دهد.

به‌طورکلی، با توجه به تشابه نتایج حاصل از تحقیق حاضر به نتایج حاصل از تحقیق‌های پیشین می‌توان نتیجه گرفت که اگر برای پیش‌بینی جریان (به‌خصوص جریان بهاره) از جریان طبیعی رودخانه استفاده شود که در واقع جریان رودخانه قبل از

جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

پیش‌بینی جریان ماهانه رودخانه‌ها نقش مهمی در برنامه‌ریزی‌های بلندمدت منابع آب ایفا می‌کند. در مقاله حاضر، اثر توأم نوسانات فصلی دمای سطح آب خلیج فارس و دریای مدیترانه بر پیش‌بینی آبدهی ماهانه طبیعی رودخانه کرخه در محل ورود به سد گرشا بررسی شد.

بدین منظور، روش SVD برای تعیین نقاط دمایی اثرگذار دریا‌های مورد بررسی بر اقلیم منطقه مطالعاتی و ایجاد سری‌های زمانی همبسته با متغیر آبدهی استفاده شد. همچنین، مدل GRNN به علت برخورداری از ساختار احتمالاتی به عنوان مدل پیش‌بین استفاده شد. برای تعیین متغیرهای پیش‌بینی‌کننده مناسب، از معیار ضریب همبستگی و معیار دیگری بر مبنای شاخص اطلاعات مشترک (MI) و قوانین آنتروپی با عنوان شاخص اطلاعات مشترک اصلاح شده (MMI) استفاده شد و ترکیب‌های متفاوتی از پیش‌بینی‌کننده‌های منتخب، توسط مدل GRNN ارزیابی شد. در نهایت، بهترین پیش‌بینی‌کننده‌ها برای هر ماه، بر مبنای نتایج مدل GRNN و بر اساس سه معیار ارزیابی نش-ساتکلیف، RMSE و ضریب همبستگی میان مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده تعیین شد.

نتایج حاصل از این تحقیق نشان می‌دهد که میزان آبدهی ماه‌های بهمن تا اردیبهشت که اهمیت زیادی به‌خصوص در

مدل‌سازی را کاهش داد.

سپاسگزاری

بدین‌وسیله از دانشگاه تهران و شرکت مهندسی مشاور مهتاب قدس برای تأمین داده‌ها و امکانات لازم به‌منظور اجرای این تحقیق و تهیه مقالات و نیز از داوران محترم این مقاله، تشکر و قدردانی می‌شود.

برداشت‌هاست، برای پیش‌بینی جریان می‌توان به‌جای اجرای دو فرایند پیش‌بینی بارش و تبدیل بارش به رواناب، فقط پیش‌بینی جریان را به‌طور مستقیم انجام داد. در این صورت، از یک‌سو می‌توان از شاخص‌های بزرگ‌مقیاس نظیر دمای سطح آب دریاها به‌طور مستقیم برای پیش‌بینی جریان استفاده کرد و از سوی دیگر با اجرای فرایند پیش‌بینی جریان به‌جای دو فرایند پیش‌بینی بارش و تبدیل بارش به رواناب، می‌توان خطای

REFERENCES

- Araghinejad S. (2014). Data-Deriven Modeling: Using MATLAB in Water Resources and Environmental Engineering. NewYork: Springer.
- Borhani Dariane, A. and Fatehi Marj, A. (2008). Application of artificial neural network in stream flow forecasting using climatic indices (Case study: Nazloochay River Basin). *Journal of Faculty of Eng*, 35 (3) (Civil Eng), 25-36. (In Farsi)
- Bretherton C.S., Smith C. and Wallace J.M. (1992). An intercomparison of methods for finding coupled patterns in climate data. *J. Climate*, 5: 541-560.
- Chen, L., Ye, L., Singh, V., Zhou, J. and Guo, S. (2014). Determination of input for artificial neural networks for flood forecasting using the copula entropy method. *J. Hydrol. Eng*, 19(11), 04014021.
- Cigizoglu, H. K. and Alp, M. (2004). Rainfall-runoff modelling using three neural network methods. *J. Artificial Intelligence and Soft Computing*, 3070, 166-171.
- Cigizoglu, H. K. (2005). Generalized regression neural network in monthly flow forecasting. *J. Civil Engineering and Environmental Systems*, 22 (2), 71-81.
- Gray Robert.M. (2013). *Entropy and Information Theory*. NewYork: Springer-Verlag.
- Kassomenos P. A. and McGregor G. R. (2006). The interannual variability and trend of Precipitable Water over Southern Greece. *J. Hydrometeorol*, 7: 271-284.
- Kişi, Ö. (2008). River flow forecasting and estimation using different artificial neural network techniques. *Hydrol. Res*, 39(1), 27-40.
- Kutiel, H., Hirsch-Eshkol, T. R. and Turkes, M. (2001). Sea level pressure patterns associated with dry and wet monthly rainfall conditions in Turkey. *Theor. Appl. Climatol.*, 69, 39-67.
- Meidani E., and Araghinejad S. (2014). Long-lead streamflow forecasting in southwest of Iran by the Sea Surface Temperature of Mediterranean Sea. *J. Hydrol. Eng*, 19(8), 05014005.
- Nazemosadat M.J. (1998). The Persian Gulf Sea Surface Temperature as a drought diagnostic for southern parts of Iran. *Drought News Network*, 10:12-14.
- Nazemosadat, M. J. (2008). Improving neural network models for forecasting seasonal precipitation in southwestern Iran: The evaluation of oceanic-atmospheric indices. *Advances in Geosciences*, 16, 133-145.
- Nazemosadat, M.J., Ghasemi, A.R., Amin, S.A. and Soltani, A.R. (2008). The simultaneous effect of ENSO and Persian Gulf SSTs on the occurrence of the drought and wet condition over the western and northwestern parts of Iran. *Journal of Agricultural Science (University of Tabriz)*, 18(3), 1-17. (In Farsi)
- NOAA_OI_SST_V2 data Available at <http://www.esrl.noaa.gov/psd/data/gridded/data.noaa.oisst.v2.html> (visited 26 May 2015).
- Mahab Ghodss Consulting Engineering Company. (2010). Report of water resources planning and management for Karkheh basin. (In Farsi)
- Rezayi Banafsheh, M., Jahanbakhsh, S., Bayati Khatibi, M. and Zeinali, B. (2010). Forecast of autumn and winter precipitation of west Iran by use from summer and autumn Mediterranean sea surface temprature. *Physycal Geography Research Quarterly*, 24, 47-62. (In Farsi)
- Rowell D. P. (2003). The impact of Mediterranean SSTs on the Sahelian rainfall seasonal. *J. Climate*, 16(5): 849-862.
- Soukup T.L., Aziz O.A., Tootle G.A., Piechota T.C., and Wulff, S.S. (2009). Long lead-time streamflow forecasting of the North Platte River incorporating ocean-atmospheric climate variability. *J. Hydrology*, 368: 131-142.
- Uvo C.B., Repelli C.A., Zebiak S.E., and Kushnir Y. (1998). The relationship between tropical Pacific and Atlantic SST and northeast Brazil monthly precipitation. *J. Climate*, 11:551-562.
- Wallace J.M., Smith C., and Bretherton C.S. (1992). Singular value decomposition of wintertime sea surface temperature and 500-mb height anomalies. *J. Climate*, 5:561-576.
- Wang, W.C., Chau, K.W., Cheng, C.T. and Qui, L. (2009). A comparison of performance of several artificial intelligence methods for forecasting monthly discharge time series. *J. Hydrology*, 374, 294-306.
- Wu, C. L., Chau, K.W. and Fan, C. (2010). Prediction of rainfall time series using modular artificial neural networks coupled with data preprocessing techniques. *J. Hydrology*, 389, 146-167.