

پیش‌بینی خشکسالی هیدرولوژیک با استفاده از سری‌های زمانی

رضوان علیجانی^۱، مهدی وفاخواه^{۲*}

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۶/۲

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۸/۲۰

چکیده

خشکسالی پدیده‌ای حدی اقلیمی است که می‌تواند باعث ایجاد خسارت بر محیط‌زیست و انسان شود. به دلیل نقش مهم پیش‌بینی خشکسالی در مدیریت منابع آب، مدل میانگین متحرک خودهمبسته یکپارچه فصلی (SARIMA) برای پیش‌بینی ماهانه جریان رودخانه‌ای رودخانه نهارخوران واقع در حوزه آبخیز قره‌سو به کار برده شد. پس از بررسی داده‌های جریان از نظر نرمال بودن، آزمون من-کندال برای بررسی روند در سطح اطمینان ۹۵٪ به کار گرفته شد. با توجه به توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی و نتایج آزمون من-کندال، مدل $(1,1,0) \times (1,1,1)$ SARIMA انتخاب شد. از میانگین و میانگین به‌عنوان حدود آستانه ثابت و شاخص جریان آب سطحی (SSFI) و آنالیز فراوانی خشکسالی در دوره بازگشت‌های مختلف به‌عنوان شاخص‌های متغیر برای تعیین دوره‌های خشک استفاده شد. نتایج پژوهش حاضر حاکی از کارایی مدل سری زمانی SARIMA در دوره ۵ سال در بازه زمانی مهر ۱۳۸۵ تا شهریور ۱۳۹۰ است. این مدل‌ها می‌توانند به منظور مدیریت منابع آب به کار گرفته شوند.

واژه‌های کلیدی: خشکسالی هیدرولوژیک، مدل میانگین متحرک خودهمبسته یکپارچه فصلی (SARIMA)، ایستایی، خودهمبستگی، شاخص جریان آب سطحی (SSFI).

۱. دانشجوی سابق کارشناسی ارشد تربیت مدرس، گروه مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تربیت مدرس مازندران، نور
۲. دانشیار تربیت مدرس، گروه مهندسی آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تربیت مدرس مازندران، نور، نویسنده مسئول: vafakhah2000@gmail.com
DOI: 10.22052/deej.2018.7.20.51

مقدمه

(۲۰۱۷).

مطالعات متعددی در خصوص پیش‌بینی متغیرهای اقلیمی با استفاده از مدل‌های سری زمانی انجام شده است. میشرا و دسای^۷ (۲۰۰۵) از مدل‌های سری زمانی ARIMA و SARIMA^۸ برای پیش‌بینی خشکسالی از شاخص SPI استفاده کردند. این مدل‌ها در حوزه آبخیز رودخانه کانساباتی در کشور هند به کار گرفته شدند. فرناندز^۹ و همکاران (۲۰۰۹) به منظور پیش‌بینی کمبود جریان رودخانه در حوزه آبخیز کالیسیا در شمال غرب اسپانیا، نشان دادند که با استفاده از مدل‌های سری زمانی می‌توان تا ۱۲ ماه جریان رودخانه را پیش‌بینی کرد. هان و همکاران (۲۰۱۳) در گویانزونگ در کشور چین، پیش‌بینی خشکسالی را با استفاده از مدل‌های فصلی ARIMA انجام دادند. این پژوهشگران اعلام داشتند که این مدل‌ها به خوبی می‌توانند در پیش‌بینی خشکسالی مورد استفاده قرار گیرند. مدرس (۲۰۰۷) در حوزه آبخیز زاینده‌رود، پیش‌بینی خشکسالی هیدرولوژیک را انجام داد و نتیجه گرفت که مدل‌های ARIMA فصلی برای پیش‌بینی و در نهایت مدیریت منابع آب ابزاری مفید هستند. دودانگه و همکاران (۲۰۱۱) به منظور پیش‌بینی پارامترهای اقلیمی از مدل‌های ARIMA استفاده کردند. نتایج بیانگر سودمندی مدل‌های سری زمانی در مطالعات منابع آب و تعیین روند پارامترهای اقلیمی در آینده است. مساعدی و همکاران (۲۰۰۹) در پژوهشی که به منظور بررسی طول دوره قابل پیش‌بینی خشکسالی در استان گلستان انجام دادند، نشان دادند که طولانی‌ترین مدت قابل پیش‌بینی ۴۸ ماه است.

در پژوهش حاضر با استفاده از داده‌های جریان ماهانه و به‌کارگیری مدل‌های سری زمانی، خشکسالی هیدرولوژیک پیش‌بینی می‌شود. بنابراین پژوهش حاضر با هدف ارائه یک مدل مناسب برای پیش‌بینی خشکسالی هیدرولوژیک در یک حوزه آبخیز جنگلی کوچک است. اهمیت انجام این پژوهش در انتخاب منطقه مورد مطالعه است؛ زیرا حوزه آبخیز قره‌سو دارای پوشش جنگلی و گونه‌های درختی مهمی از نظر اقتصادی است و تاکنون هیچ مطالعه‌ای در این منطقه انجام

خشکسالی^۱ پدیده‌ای است که در هر اقلیمی می‌تواند رخ دهد. خشکسالی‌های طولانی‌مدت به‌طور معنی‌داری روی محیط‌زیست و زندگی انسان تأثیر می‌گذارد (هان^۲ و همکاران، ۲۰۱۳). به‌طوری که کاهش میزان بارندگی در کوتاه‌مدت باعث کاهش رطوبت خاک و در بلندمدت باعث افت سطح تراز منابع آب سطحی و زیرزمینی می‌گردد؛ به‌عنوان خشکسالی هیدرولوژیک طبقه‌بندی می‌شود (وفاخواه و رجبی، ۲۰۰۵). اطلاعات دوره‌های خشک و مرطوب، دیدگاهی را برای فعالیت‌های کشاورزی، هیدرولوژیک و هیدروژئولوژیک در یک منطقه فراهم می‌آورد. برآوردها نشان می‌دهد که میزان خسارت خشکسالی در ایالات متحده، سالانه حدود ۶ تا ۸ میلیارد دلار می‌باشد (شوبرت^۳ و همکاران، ۲۰۰۷). در چین میزان خسارتی که خشکسالی وارد می‌کند، باعث شده است که این پدیده در بین بلایای طبیعی در ردیف اول قرار گیرد. با افزایش جمعیت و شدت یافتن خشکسالی‌ها آثار وارده امری حتمی و اجتناب‌ناپذیر است. در شمال ایران نیز همانند سایر مناطق جنگلی دنیا دسترسی به آب یکی از موارد مورد توجه است. اگرچه تعریف مشخصی از خشکسالی وجود ندارد، در آنچه به‌عنوان رایج‌ترین طبقه‌بندی خشکسالی شناخته می‌شود، خشکسالی به ۴ طبقه هواشناسی، هیدرولوژیک، کشاورزی و اقتصادی اجتماعی تقسیم می‌شود (کیتاش و دراکوب^۴، ۲۰۰۲). پیش‌بینی خشکسالی با استفاده از سری‌های زمانی به‌عنوان ابزار مهمی در سال‌های اخیر مورد استفاده قرار گرفته است. مدل‌های ARIMA^۵ از پرکاربردترین مدل‌های سری زمانی در پیش‌بینی خشکسالی هستند (باکس^۶ و همکاران، ۲۰۱۳). کاربرد مدل‌های ARIMA دارای چندین مزیت نسبت به سایر روش‌هاست. از آن جمله می‌توان قابلیت پیش‌بینی و انعطاف‌پذیری این مدل‌ها را نام برد (وفاخواه و همکاران،

۱. Drought

۲. Han

۳. Schubert

۴. Keyantash and Dracup

۵. Auto Regressive Integrated Moving Average

۶. Box

۷. Mishra and Desai

۸. Seasonal Auto Regressive Integrated Moving Average

۹. Fernández

نشده است.

مواد و روش‌ها

در پژوهش حاضر، داده‌های دبی ماهانه ایستگاه ناهارخوران (۱۳۵۹-۱۳۹۰) در حوزه آبخیز قره‌سو از شرکت تحقیقات منابع آب کشور دریافت شد و به‌منظور پیش‌بینی خشکسالی هیدرولوژیک مورد استفاده قرار گرفت. این ایستگاه در موقعیت جغرافیایی $36^{\circ} 43' 00''$ طول شرقی، $53^{\circ} 58' 02''$ عرض شمالی و ارتفاع ۱۰۰ متر از سطح دریا قرار گرفته است. حوزه آبخیز قره‌سو با مساحت حدود ۱۶۱۰ کیلومتر مربع حدود ۸ درصد مساحت استان گلستان را فرا گرفته و کل حوضه در این استان واقع است. حوزه آبخیز قره‌سو از شمال و شرق به حوزه آبخیز گرگانرود، از جنوب به حوزه آبخیز نکارود و از غرب به حوزه آبخیز خلیج گرگان و نیز دریاچه خزر محدود می‌شود. میانگین سالانه بارش در حوضه از حدود ۳۰۰ میلی‌متر در کناره‌های جنوبی و شمالی حوضه تا ۱۰۰۰ میلی‌متر در بخش مرکزی آن متغیر است و روند تغییرات سالانه بارندگی، شبه مدیترانه‌ای است. میانگین سالانه دما در این حوضه از حدود ۱۷ درجه سانتی‌گراد در نواحی کم‌ارتفاع تا ۷/۵ درجه سانتی‌گراد در ارتفاعات جنوبی متغیر است (مدرسی و همکاران، ۲۰۱۰).

در پژوهش حاضر، به‌منظور تحلیل سری زمانی داده‌های دبی از روش باکس و جنکینس^۱ (۱۹۷۶) استفاده شد. مدل‌های سری زمانی به سه شکل اصلی دیده می‌شوند: مدل‌های خودهمبسته (AR)، مدل‌های میانگین متحرک (MA) و مدل‌های تلفیقی خودهمبسته و میانگین متحرک (ARMA). شرط استفاده از این مدل‌ها ایستا بودن داده‌های مورد استفاده است. اگر داده‌ها ایستا نباشند، باید به روش‌های موجود سری داده‌ها ایستا شود. وجود «I» در ARIMA نشان‌دهنده غیرایستا بودن داده‌های اصلی و تغییر در داده‌ها به‌منظور مدل‌سازی است (هان و همکاران، ۲۰۱۰). اگر سری داده‌ها دارای تناوب باشند، نوع مدل فصلی یا SARIMA می‌باشد. مدل‌های سری زمانی دارای ۲ جزء (p, d, q) و (P, D, Q)_w هستند که (p, d, q) جزء غیرفصلی و (P, D, Q)_w جزء فصلی گفته می‌شود (بوورمان و

اکنل^۲، ۲۰۰۳). معادله کلی این مدل‌ها به‌صورت زیر است:

$$\Phi(B^W)\phi(B)(1-B^W)^D(1-B)^dZ_t = \Theta(B^W)\theta(B)\varepsilon_t \quad (1)$$

در این معادله: Z_t سری زمانی نرمال استاندارد شده، Φ پارامتر مدل خودهمبسته غیرفصلی، ϕ پارامتر مدل میانگین متحرک غیرفصلی، Θ پارامتر مدل خودهمبسته فصلی، θ پارامتر مدل میانگین متحرک فصلی، B عملگر تفاضل به‌صورت $B(Z_t) = Z_{t-1}$ ، $(1-B^W)^D$ امین تفاضل فصلی به‌اندازه W ، $(1-B)^d$ امین تفاضل غیرفصلی و ε_t متغیر تصادفی است (محرم‌پور و همکاران، ۲۰۱۳؛ سالاس^۳، ۱۹۸۰). مدل‌سازی به‌روش مذکور دارای ۳ مرحله است:

۱. شناسایی مدل

به‌منظور شناخت مدل، ابتدا نمودار تغییرات دبی در مقابل زمان ترسیم شد. در این مرحله با استفاده از توابع خودهمبستگی (ACF)^۴ و خودهمبستگی جزئی (PACF)^۵ مدل مناسب به داده‌های سری زمانی مورد بررسی برآزش داده شد و با استفاده از این توابع، ایستایی و فصلی بودن داده‌ها بررسی گردید. روش‌های متفاوتی به‌منظور تعیین روند مورد استفاده قرار می‌گیرد که در این میان برای بررسی روند از آزمون من-کندال استفاده شد.

۲. برآورد پارامتر

پس از اینکه مدل مناسب تشخیص داده شد، باید پارامترهای مدل برآورد شوند. این پارامترها باید دارای دو شرط ایستایی برای خودهمبستگی و معکوس‌پذیری برای میانگین متحرک باشند (باکس و همکاران، ۲۰۱۳؛ مدرس، ۲۰۰۷). این پارامترها همچنین از نظر معنی‌داری مورد آزمون قرار گرفتند؛ این معنی‌داری در ارتباط با انحراف استاندارد تخمین‌ها و مقدار t است. مقدار t از رابطه (۲) به‌دست می‌آید:

$$t = \frac{\theta}{S_{\theta}} \quad (2)$$

که در آن، θ برآورد نقطه‌ای از پارامتر مورد نظر و S_{θ} خطای

۲. Bowerman and O'Connell

۳. Salas

۴. Autocorrelation Function

۵. Partial Autocorrelation Function

۱. Box and Jenkins

زیر حد آستانه نزول می‌کند، آغاز می‌شود و تا زمانی که مجدد به بالاتر از این حد برسد، ادامه می‌یابد. حد آستانه می‌تواند ثابت یا متغیر (ماهانه، فصلی یا سالانه) باشد. در پژوهش حاضر حدود آستانه ثابت میانه (گریفتیس^۴، ۱۹۹۰) و میانگین (بوناسی^۵، ۱۹۹۳) دبی ۳۱ ساله و شاخص جریان استاندارد (SSFI) (مدرس، ۲۰۰۷) و آنالیز فراوانی خشکسالی به‌عنوان حدود آستانه متغیر در نظر گرفته شد. نحوه محاسبه شاخص جریان استاندارد (SSFI) با استفاده از رابطه (۳) محاسبه می‌شود.

$$SSFI = \frac{F_i - \bar{F}}{\sigma} \quad (3)$$

که در آن، F_i مقدار جریان در زمان i ، \bar{F} میانگین سری زمانی و σ انحراف معیار سری است. طبقه‌بندی این شاخص در جدول (۱) نمایش داده شده است.

جدول (۱): طبقه‌بندی شاخص SSFI

Table (1): Standardized streamflow index classification

| طبقات شدت خشکسالی | SSFI |
|-------------------|------------------|
| بسیار مرطوب | SSFI > 2 |
| مرطوب | 1.5 < SSFI ≤ 2 |
| تقریباً مرطوب | 1 < SSFI ≤ 1.5 |
| شرایط نرمال | -1 < SSFI ≤ 1 |
| تقریباً خشک | -1.5 < SSFI ≤ -1 |
| خشک | -2 < SSFI ≤ -1.5 |
| بسیار خشک | SSFI ≤ -2 |

نتایج و بحث

مدل سری زمانی اولیه با توجه به توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی به داده‌های دبی رودخانه قره‌سو در ایستگاه ناهارخوران برازش داده شد. به این منظور، از دبی ماهانه اندازه‌گیری‌شده در این ایستگاه در سال‌های ۱۳۵۹-۱۳۹۰ استفاده شد. جدول (۲) مشخصات آماری دوره مورد بررسی را نشان می‌دهد.

در گام اول، توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی داده‌های واقعی ترسیم شد. نتایج پلات Q-Q نشان داد که داده‌های اصلی نرمال نیست. بنابراین با استفاده از تبدیل

تخمین است. برآورد پارامترها در نرم‌افزار XLSTAT انجام شد.

۳. نکویی برازش

برای آزمون نکویی برازش روش‌های مختلفی وجود دارد. در پژوهش حاضر برای بررسی مدل‌های برازش داده‌شده به داده‌ها، باقی‌مانده‌های مدل از نظر نرمال بودن و خودهمبستگی بررسی قرار شد. یکی از رایج‌ترین آزمون‌های بررسی نرمال بودن داده‌ها استفاده از نمودار Q-Q است که در پژوهش حاضر نیز از آن استفاده شده است.

صحت‌سنجی مدل

در پژوهش حاضر به‌منظور ارزیابی صحت جریان پیش‌بینی‌شده به‌وسیله مدل مناسب از ضریب کارایی نش-ساتکلیف (برات و روسو^۱، ۱۹۹۳)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، سطح معناداری (P-value) ویل کاکسون (خان^۲ و همکاران، ۲۰۰۶) و ضریب همبستگی بین داده‌های تخمینی و مشاهداتی استفاده شده است. درباره نمایه‌های آماری ضریب کارایی و ضریب همبستگی، مقادیر بالای نشان‌دهنده صحت بالای مدل‌های برازش داده شده است. اگر سطح معناداری (P-value) ویل-کاکسون بیشتر از ۰/۰۵ باشد، نشان‌دهنده عدم وجود اختلاف معنی‌دار بین مقادیر مشاهداتی و مقادیر برآوردی است. همچنین هرچه مقدار RMSE کمتر باشد، دقت مدل در پیش‌بینی متغیر مورد بررسی بیشتر است.

تعیین حد آستانه

خشکسالی هیدرولوژیک به دوره‌هایی گفته می‌شود که جریان رودخانه کمتر از حد آستانه مورد نظر باشد. یکی از روش‌های مرسوم و بسیار متداول تحلیل و بررسی کمبود جریان تئوری دنباله‌هاست که یوجوویچ^۳ (۱۹۶۷) به کار برد. در این روش یک دبی (Q) به‌عنوان حد آستانه انتخاب شده و خشکسالی هیدرولوژیک زمانی اتفاق می‌افتد که دبی کمتر از حد آستانه منتخب باشد. کمبود جریان از زمانی که دبی به

۱. Brath and Rosso

۲. Khan

۳. Yevjevich

۴. Griffiths

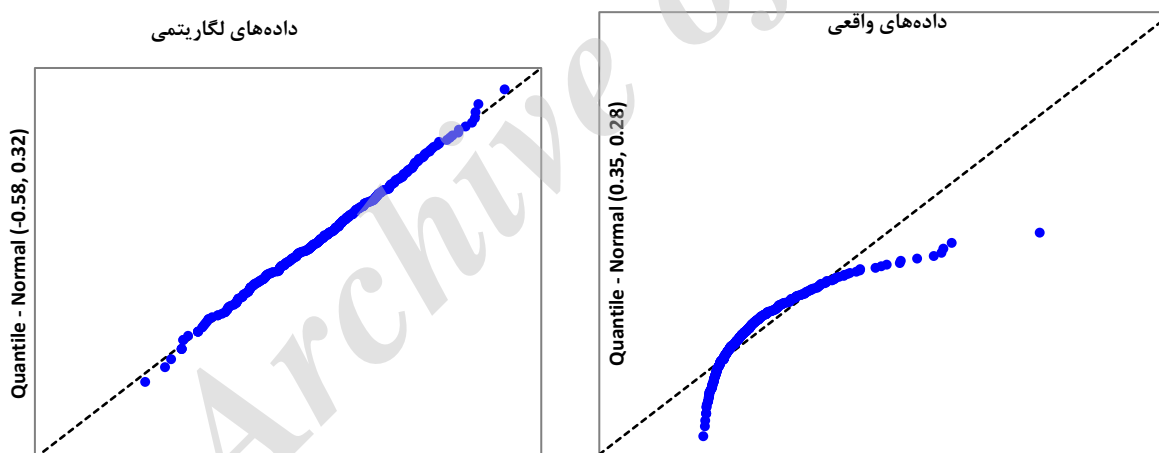
۵. Bonacci

لگاریتمی، داده‌ها نرمال شدند. پلات Q-Q برای داده‌های اصلی و لگاریتمی در شکل (۱) آمده است.

جدول (۲): مشخصات آماری سری زمانی مورد بررسی

Table (2): Statistical characteristics of study time series

| ماه | میانگین (مترمکعب بر ثانیه) | انحراف معیار | چولگی | کشیدگی |
|----------|----------------------------|--------------|-------|--------|
| مهر | ۰/۲۱۷ | ۰/۱۰۶ | ۰/۰۷۴ | -۱/۴۰۶ |
| آبان | ۰/۲۵۶ | ۰/۲۰۴ | ۲/۹۵۴ | ۱۲/۲۶ |
| آذر | ۰/۲۴۸ | ۰/۱۳۸ | ۱/۱۱۳ | ۲/۰۶۵ |
| دی | ۰/۲۵۹ | ۰/۱۶۵ | ۱/۷۲ | ۳/۷۹۱ |
| بهمن | ۰/۲۹ | ۰/۱۴ | ۰/۶۴ | ۰/۰۲۵ |
| اسفند | ۰/۴۵۲ | ۰/۲۸۷ | ۱/۵۵ | ۴/۳۹۴ |
| فروردین | ۰/۶۸۶ | ۰/۳۹۶ | ۰/۵۶ | -۰/۱۱ |
| اردیبهشت | ۰/۵۸۶ | ۰/۳۸۷ | ۱/۸۶ | ۶/۴۱ |
| خرداد | ۰/۳۷۴ | ۰/۲۷ | ۱/۸۴۴ | ۴/۴۳۷ |
| تیر | ۰/۳۲۵ | ۰/۲۴۸ | ۲/۰۳۹ | ۵/۲۷۱ |
| مرداد | ۰/۲۴۷ | ۰/۱۶۲ | ۰/۹۰۶ | ۰/۳۲۶ |
| شهریور | ۰/۲۳۲ | ۰/۱۶ | ۰/۹۹۶ | -۰/۰۹۱ |
| کل | ۰/۳۴۸ | ۰/۲۷۸ | ۲/۱۴ | ۶/۷۷۶ |

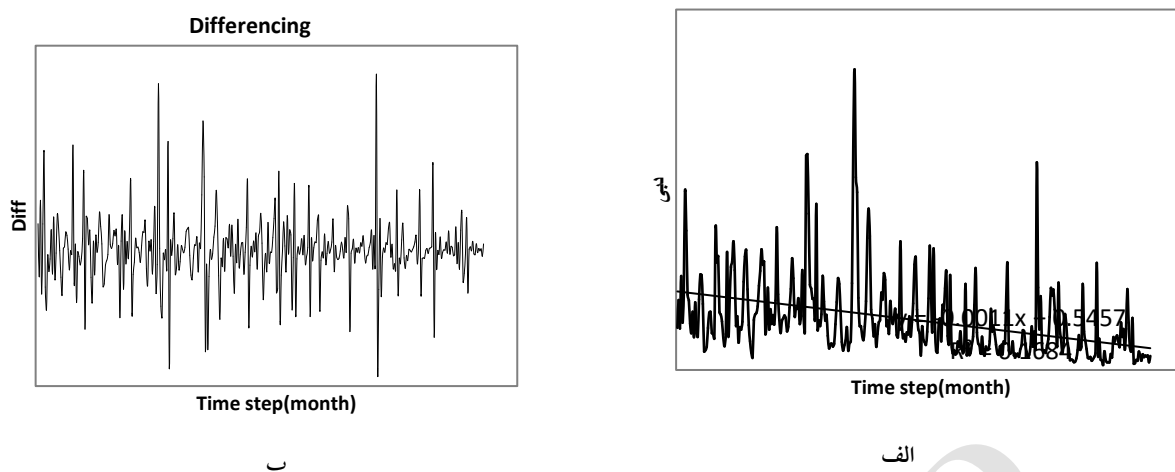


شکل (۱): نمودار Q-Q برای داده‌های اصلی و لگاریتمی

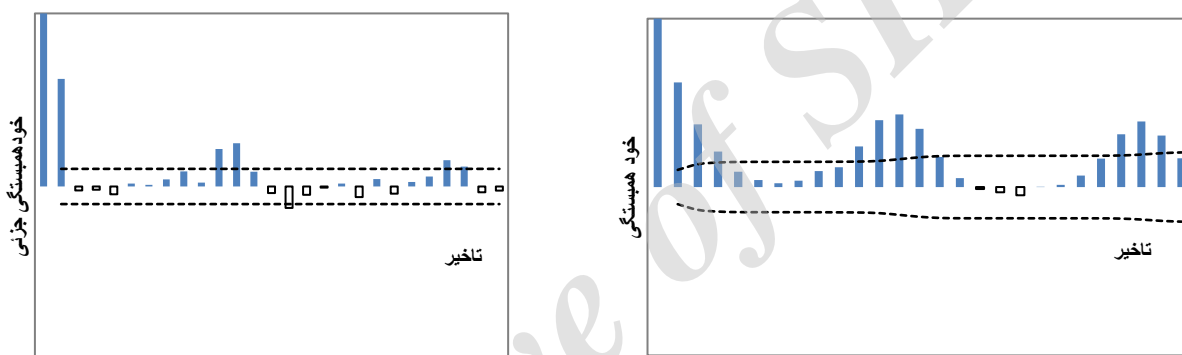
Figure (1): Q-Q plots for original and logarithmic data

در محیط نرم‌افزار XLSTAT ترسیم شد. همان گونه که در نمودارهای ACF و PACF دیده می‌شود، مقادیر ضریب خودهمبستگی در تأخیرهای اول تا سوم و مقادیر ضریب خودهمبستگی جزئی در تأخیرهای اول و دوم برای مقادیر معنی‌دارند. بنابراین با استفاده از تابع خودهمبستگی مقدار p و با استفاده از تابع خودهمبستگی جزئی مقدار q مشخص شد (شکل ۳).

نوسانات ماهانه مشاهده شده در داده‌ها نشان‌دهنده رفتار فصلی و تناوب ۱۲ ماهه آن‌ها و در نتیجه $W=12$ و $D=1$ می‌باشد. از دیگر سو نتایج آزمون من-کندال وجود روند را در سری زمانی تأیید می‌کند. شکل (۲) نمودار داده‌ها قبل و پس از بین بردن روند را نشان می‌دهد. به‌منظور از بین بردن روند، از روش تفاضل‌گیری استفاده شد. با توجه به شکل، مقدار d برابر با ۱ است. توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی



شکل (۲): الف و ب به ترتیب نمودار داده‌ها قبل و پس از حذف روند
 Figure (2): (a) and (b), respectively data plots for before and after removal of trend



شکل (۳): توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی
 Figure (3): Autocorrelation and partial autocorrelation functions

مقادیر P و Q نیز با آزمون و خطا مشخص شد. در
 جدول (۳) مدل‌های اولیه سری زمانی داده شده است. در
 این جدول در نهایت بر اساس معیار آکائیکه، بهترین مدل
 برازش داده شده بر سری انتخاب شد. با توجه به این جدول
 مدل SARIMA انتخاب شده به صورت $(1,1,0)_2 \times (1,1,1)$
 می‌باشد.

جدول (۳): استفاده از معیار آکائیکه برای انتخاب مدل مناسب

Table (3): Use the Akaike information criterion (AIC) for suitable model selection

| AIC | نوع مدل $(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$ | AIC | نوع مدل $(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$ |
|----------|------------------------------------|----------|------------------------------------|
| ۲۰۴۲/۱۶۳ | $(1,1,1) \times (0,1,1)_2$ | ۲۰۴۰/۹۵۳ | $(1,1,1) \times (1,1,0)_2$ |
| ۲۰۴۳/۸۲۱ | $(1,1,1) \times (0,1,0)_2$ | ۲۰۴۳/۷۶۳ | $(1,1,1) \times (1,1,1)_2$ |

برای استفاده از مدل تعیین شد. دوره‌هایی که برای واسنجی
 مدل انتخاب شدند، مربوط به سال‌های پایانی دوره مورد
 بررسی هستند. نمودارهای مقایسه مقادیر واقعی و

واسنجی مدل

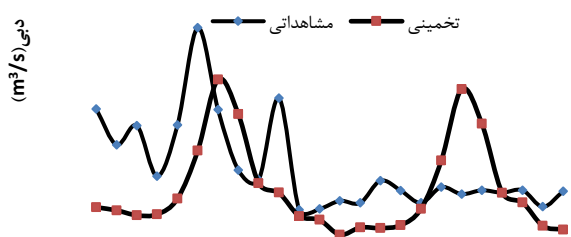
مدل انتخاب شده در ۶ دوره ۱، ۲، ۳، ۵، ۹ و ۱۰ ساله واسنجی
 شد و با توجه به معیارهای جدول (۴) بهترین دوره زمانی

پیش‌بینی‌شده در اشکال (۴) تا (۹) نمایش داده شده است.

جدول (۴): نمایه‌های آماری ارزیابی مدل $SARIMA(1,1,1) \times (1,1,0)_{12}$ در دوره‌های زمانی مختلف

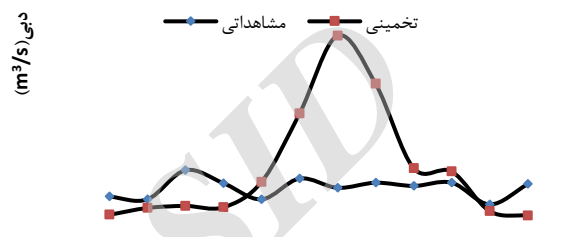
Table (4): Statistical assessment indices of $SARIMA(1,1,1)(1,1,0)_{12}$ in different time periods

| دوره زمانی | ویل-کاکسون P-value | ریشه میانگین مربعات خطا | ضریب کارایی نش-ساتکلیف | ضریب همبستگی |
|------------|--------------------|-------------------------|------------------------|--------------|
| ۱ سال | ۰/۰۳۷ | ۰/۱۳ | ۰/۷۶ | ۰/۲۵ |
| ۲ سال | ۰/۰۳۴ | ۰/۱۶ | ۰/۴۶ | ۰/۲۸ |
| ۳ سال | ۰/۰۳۷ | ۰/۱۶ | ۰/۴۸ | ۰/۲۷ |
| ۵ سال | ۰/۰۵۲ | ۰/۰۰۰۷ | ۰/۵۱ | ۰/۳۹ |
| ۹ سال | ۰ | ۰/۰۲۴ | ۰/۰۰۱۳ | ۰/۴۷ |
| ۱۰ سال | ۰ | ۰/۲۴ | ۰/۰۶ | ۰/۵۰ |



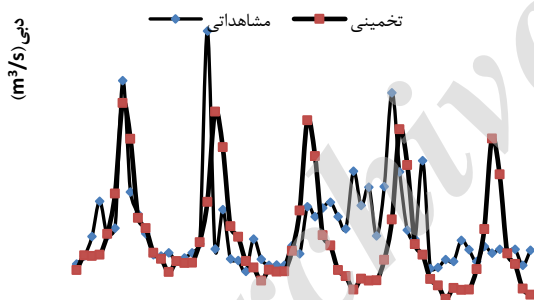
شکل (۵): پیش‌بینی مدل در دوره ۲ سال

Figure (5): Model prediction over two-year period



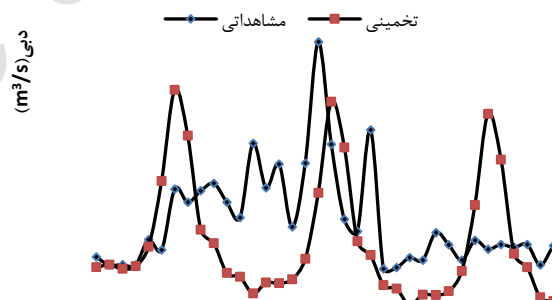
شکل (۴): پیش‌بینی مدل در دوره ۱ سال

Figure (4): Model prediction over one-year period



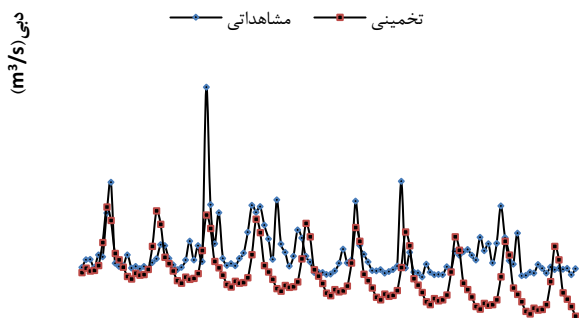
شکل (۷): پیش‌بینی مدل در دوره ۵ سال

Figure (7): Model prediction over four-year period

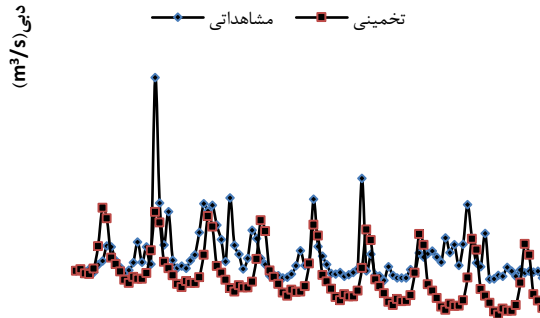


شکل (۶): پیش‌بینی مدل در دوره ۳ سال

Figure (6): Model prediction over three-year period



ماه



ماه

شکل (۸): پیش‌بینی مدل در دوره ۹ سال

Figure (8): Model prediction over nine-year period

با توجه به موارد ذکرشده، برخلاف نتایج مدرس (۲۰۰۷) و فرناندز و همکاران (۲۰۰۹) که اعلام می‌دارند دوره زمانی ۱۲ ماهه مناسب‌ترین دوره زمانی به‌منظور پیش‌بینی کمبود جریان رودخانه‌ای است، دوره زمانی ۶۰ ماهه برای پیش‌بینی مناسب تشخیص داده شد.

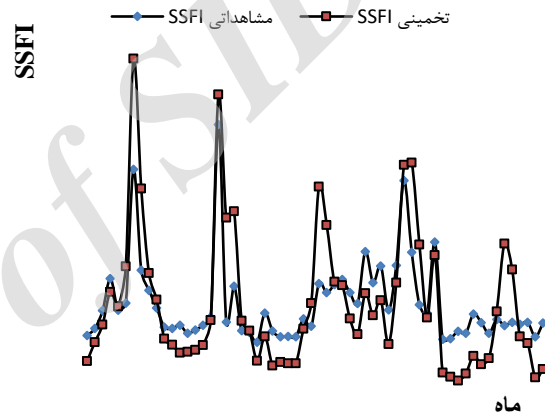
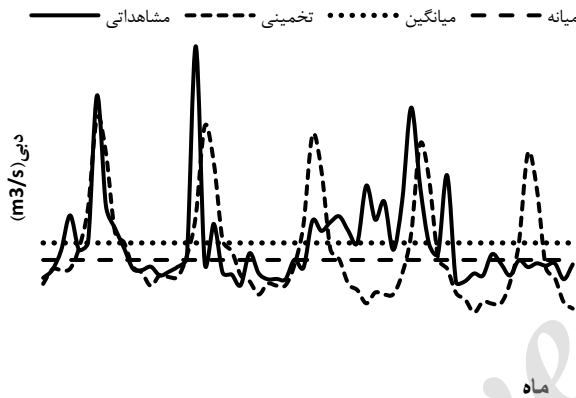
پیش‌بینی خشکسالی

مدل ARIMA انتخاب‌شده برای پیش‌بینی جریان از مهر ۱۳۸۵ تا شهریور ۱۳۹۰ مورد استفاده قرار گرفت. شکل‌های (۱۱) و (۱۲) مقدار پیش‌بینی‌شده و مشاهداتی را در مقایسه

شکل (۹): پیش‌بینی مدل در دوره ۱۰ سال

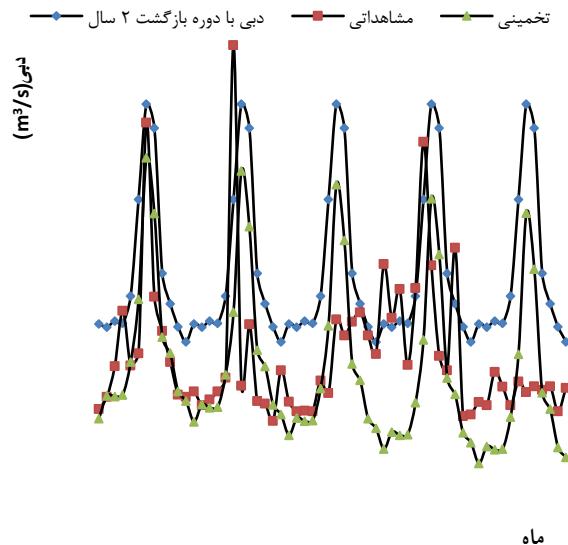
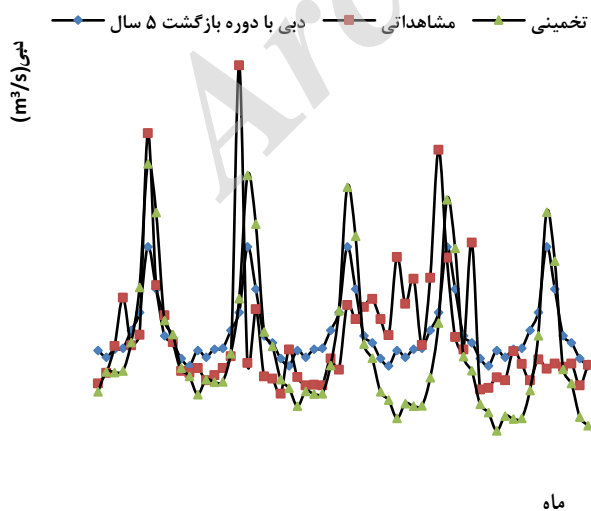
Figure (9): Model prediction over ten-year period

با حدود آستانه انتخابی نشان می‌دهد. هنگامی که حد آستانه انتخابی شاخص SSFI است، مدل دقت لازم را در پیش‌بینی ندارد (شکل ۱۰)، در حالی که در استفاده از حدود آستانه میانه و میانگین دقت بیشتری دارد. آنالیز فراوانی خشکسالی به‌عنوان یکی دیگر از حدود آستانه مورد استفاده قرار گرفت. با استفاده از نرم‌افزار Easyfit 5.5 توزیع مناسب به داده‌ها برازش داده شد و در دوره بازگشت‌های ۲، ۵، ۱۰ و ۲۰ سال مقدار دبی محاسبه شده و با مقادیر برآورد شده توسط مدل و داده‌های واقعی مقایسه شد.



شکل (۱۱): پیش‌بینی دوره‌های خشک و ترسالی با استفاده از حدود آستانه
Figure (11): Prediction of drought and humid periods using threshold ranges

شکل (۱۰): مقایسه مقادیر SSFI تخمینی و مشاهداتی
Figure (10): Comparison of the estimated and observed SSFI values

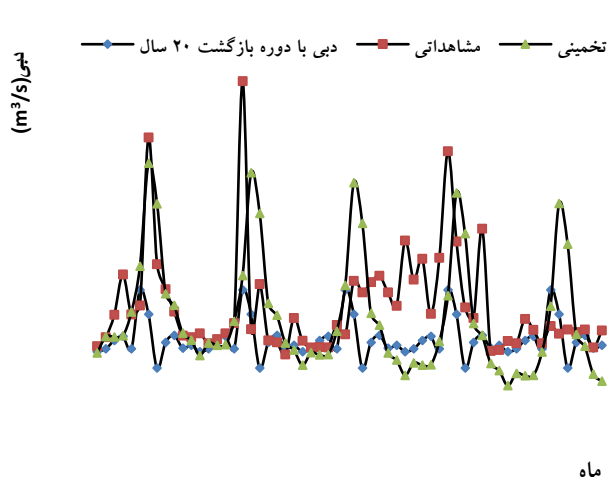


شکل (۱۳): دبی مشاهداتی و پیش‌بینی شده $Tr=5$

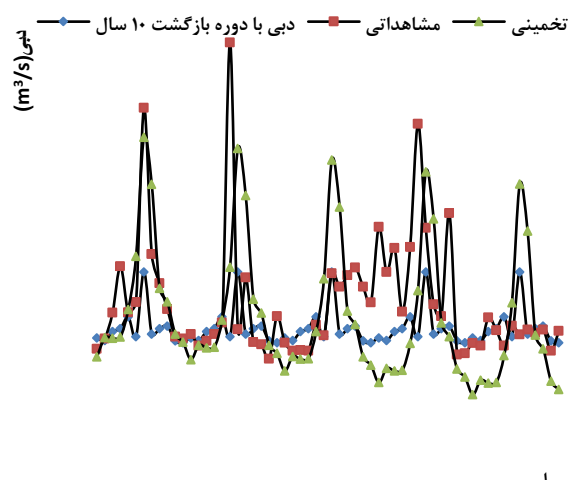
Figure (13): The observed and prediction discharge $Tr=5$

شکل (۱۲): دبی مشاهداتی و پیش‌بینی شده $Tr=2$

Figure (12): The observed and prediction discharge $Tr=2$



شکل (۱۵): دبی مشاهداتی و پیش‌بینی شده $Tr=20$
Figure (15): The observed and prediction discharge $Tr=20$



شکل (۱۴): دبی مشاهداتی و پیش‌بینی شده $Tr=10$
Figure (14): The observed and prediction discharge $Tr=10$

استفاده از معیار آکائیکه مدل $(0,1,1) \times (1,1,1)$ و دوره پیش‌بینی ۵ سال توسط این مدل مناسب تشخیص داده شدند. پژوهش انجام‌شده توانایی مدل را در پیش‌بینی دوره‌های خشک نشان می‌دهد. بیشترین اختلاف بین دبی‌های مشاهداتی و پیش‌بینی‌شده در نیمه دوم سال آبی ۱۳۸۷ تا ۱۳۸۸ بوده که به دلیل بارندگی‌های زیاد منطقه در زمان مذکور است. به طوری که در مدت مذکور میانگین بارش $1/5$ برابر میانگین بارش ۳۱ ساله اندازه‌گیری‌شده در محل ایستگاه باران‌سنجی مستقر در حوزه آبخیز مورد مطالعه می‌باشد و کمترین اختلاف در ماه‌های خشک دوره مورد بررسی دیده می‌شود. همچنین عملکرد مدل در پیش‌بینی داده‌های حدی که دارای حداقل حداکثر دبی می‌باشد، مناسب بوده است. این مدل‌ها می‌توانند به منظور تصمیم‌گیری‌های صحیح در مدیریت منابع آب از قبیل مدیریت منابع آب موجود به کار گرفته شوند.

همان گونه که در شکل‌های (۱۲) تا (۱۵) نشان داده شده است، مدل SARIMA انتخاب‌شده بیشتر دوره‌های خشکسالی و ترسالی را درست پیش‌بینی می‌کند و در پیش‌بینی دوره‌های خشک، دقت بیشتری دارد. در این میان در ماه‌های مرداد تا بهمن ۱۳۸۸ دارای کم‌تخمینی است؛ که دلیل آن را می‌توان بارش‌های بیشتر از حد معمول در ۶ ماه ذکر شده دانست. به طوری که در این مدت، متوسط بارندگی حدود $1/5$ برابر میانگین دوره ۳۱ ساله مورد بررسی است. نتایج پژوهش حاضر با نتایج فرناندز و همکاران (۲۰۰۹) مطابقت می‌کند؛ آن‌ها بیان می‌کنند در حوزه آبخیزهای کوچک بارش و دما تأثیر بیشتری بر دبی خروجی و در نهایت پیش‌بینی مدل دارد.

نتیجه‌گیری

در این تحقیق با استفاده از سری‌های زمانی خشکسالی هیدرولوژیک در دوره‌های ۱، ۲، ۳، ۵، ۹ و ۱۰ ساله پیش‌بینی شد. نرمال بودن و روند و تناوب داده‌ها بررسی شد؛ سپس با

منابع

- Bonacci, O., 1993. Hydrological identification of drought. *Hydrological Processes*, 7(3), 249-262.
- Bowerman, B. L., O'Connell, R. T., 2003. *Forecasting and time series: An applied approach*. 3rd.
- Box, G. E., Jenkins, G. M., 1976. *Time series analysis, forecasting and control*, Holand-day, San Francisco.
- Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., 2013. *Time series analysis: forecasting and control*: John Wiley & Sons.
- Brath, A., Rosso, R., 1993. Adaptive calibration of a conceptual model for flash flood forecasting. *Water Resources Research*, 29(8), 2561-2572.
- Dodangeh, S., AbediKoupai, J., Gohari, S. A., 2011. Application of time series modeling to

- investigate future climatic parameters trend for water resources management purposes, *Journal of Water and Soil Science*, 16(59), 59-74. (in Farsi)
7. Fernández, C., Vega, J. A., Fonturbel, T., Jiménez, E., 2009. Streamflow drought time series forecasting: a case study in a small watershed in North West Spain. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 23(8), 1063-1070.
 8. Griffiths, G. A., 1990. Rainfall deficits: distribution of monthly runs. *Journal of Hydrology*, 115(1), 219-229.
 9. Han, P., Wang, P., Tian, M., Zhang, S., Liu, J., Zhu, D., 2013. Application of the ARIMA Models in Drought Forecasting Using the Standardized Precipitation Index. In *Computer and Computing Technologies in Agriculture VI*, (pp. 352-358): Springer.
 10. Han, P., Wang, P. X., Zhang, S. Y., Zhu, D. H., 2010. Drought forecasting based on the remote sensing data using ARIMA models. *Mathematical and Computer Modelling*, 51, 1398-1403.
 11. Keyantash, J., Dracup, J. A., 2002. The quantification of drought: An evaluation of drought indices. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 83(8), 1167-1180.
 12. Khan, M. S., Coulibaly, P., Dibikey, Y., 2006. Uncertainty analysis of statistical downscaling methods. *Journal of Hydrology*, 319(1), 357-382.
 13. Mishra, A. K. & Desai, V. R., 2005. Drought forecasting using stochastic models. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 19(5), 326-339.
 14. Modaresi, F., Araghinejad, Sh., Ebrahimi, K. & Kholghi, M., 2010. Regional assessment of climate change using statistical tests: case study of Gorganroud-Gharehsou basin. *Iran Journal of Soil and Water*, 24(3), 476-489.
 15. Modarres, R., 2007. Streamflow drought time series forecasting. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 21(3), 223-233.
 16. Moharrampour, M., Sohrabi, S., Vakili, J., 2013. Comparison of Support Vector Machines (SVM) and Autoregressive integrated moving average (ARIMA) in daily flow forecasting. *Journal of River Engineering*, 1.
 17. Mossaedi, A., Dehghani, A. A. & Eivazi, M., 2009. Investigation on the predictable drought durations by using time series. In *Proceedings of International Conference on Water Resources*, Shahrood, Semnan province, Iran, 1-6. (in Farsi)
 18. Salas, J. D., 1980. *Applied modeling of hydrologic time series*: Water Resources Publication.
 19. Schubert, S., Koster, R., Hoerling, M., Seager, R., Lettenmaier, D., Kumar, A., Gutzler, D., 2007. Predicting drought on seasonal-to-decadal time scales. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 88(10), 1625-1630.
 20. Vafakhah, M. Akbari Majdar, H. & Eslamian, S., 2017. Rainfall Prediction Using Time Series Analysis. Chapter 24 in *Handbook of Drought and Water Scarcity: Principles of Drought and Water Scarcity*, CRC Press (Taylor and Francis Group), 517-538.
 21. Vafakhah, M. & Rajabi, M., 2005. Efficiency of meteorological drought indices for assessment and monitoring drought in Bakhtegan, Tashk, and Maharlo lakes watershed. *Desert*, 10(2), 369-382.
 22. Yevjevich, V., 1967. An objective approach to definitions and investigations of continental hydrologic droughts: Colorado State University Fort Collins.

Hydrological Drought Forecasting Using Time Series

Rezvan Alijani¹, Mehdi Vafakhah^{2*}

Received: 23/08/2018

Accepted: 11/11/2018

INTRODUCTION

Hydrologic drought in the sense of deficient river flow is defined as the periods that river flow does not meet the needs of planned programs for system management. Drought is generally considered as periods with insignificant precipitation, soil moisture and water resources for sustaining and supplying the socioeconomic activities of a region. Thus, it is difficult to give a universal definition of drought. The most well-known classification of droughts is based on the nature of the water deficit: (a) the meteorological drought, (b) the hydrological drought, (c) the agricultural drought, (d) the socio-economic drought. Perhaps the most widely used model is the ARIMA model for predicting drought. The two general forms of ARIMA models are non-seasonal ARIMA (p, d, q) and multiplicative seasonal ARIMA(p, d, q)×(P, D, Q) in which p and q are non-seasonal autoregressive and moving average, P and Q are seasonal autoregressive and moving average parameters, respectively. The other two parameters, d and D, are required differencing used to make the series stationary. The differencing operator that is usually used in the case of non-stationary time series.

The aim of the study is to predict hydrological drought using time series analysis in the small forest watershed.

MATERIAL AND METHODS

Monthly discharge of Nahrkhoran hydrometric station (53° 58' 02"E, 36° 43' 02"N) during 1980-1981 to 2010-2011 located in Gharasoo watershed, Iran were collected from Company of Water Resources Management of Iran.

The present study was carried out using Box and Jenkins (1976) modeling approach. This approach involves the following three steps:

Step 1-Model identification

In this step, the model that seems to represent the behavior of the series is searched, by the means of autocorrelation function (ACF) and partial autocorrelation function (PACF), for further investigation and parameter estimation. The behavior of ACF and PACF, is to see whether the series is stationary or not, seasonal or non-seasonal. Differencing is done to make non-stationary time series to stationary time series.

Step 2-Parameter estimation

After identifying models, we need to obtain efficient estimates of the parameters. These parameters should satisfy two conditions namely stationary and invertibility for autoregressive and moving average models, respectively. The parameters should also be tested whether they are statistically significant or not. Associated with parameters value are standard errors of estimate and related t-values.

Step 3-Goodness-of-fit test

Goodness-of-fit tests verify the validity of the model by some tools. The residuals of the model are usually considered to be time-independent and normally distributed over time. The most common tests applied to test time-independence and normality are the Mann-Kendall of test, the non-parametric Kolmogorov-Smirnov test.

Model calibration

In order to evaluate the accuracy of the streamflow forecasts obtained by applying the fitted model, Nash-Sutcliffe (NS) coefficient of efficiency, root mean square error (RMSE), P-value of Wilcoxon and determination coefficient (R^2) were used.

Drought definitions and thresholds

A drought is defined as an uninterrupted sequence of streamflow below an arbitrary level. Thus the mean and median value of streamflow time series is selected as the first truncation level. In the present study, as the

۱. Former M.Sc. Student, Watershed Management Department, Faculty of Natural Resources, Tarbiat Modares University

۲. Associate Professor, Watershed Management Department, Faculty of Natural Resources, Tarbiat Modares University (Corresponding author; vafakhah@modares.ac.ir), vafakhah2000@gmail.com

DOI: 10.22052/deej.2018.7.20.51

monthly streamflow time series is applied for drought forecasting, the monthly mean and median values are also applied as the truncation level for each month. The two above truncation levels, we apply two other drought indices called standardized streamflow index (SSFI) and a probabilistic index which is based on hydrologic drought return periods. The SSFI for a given period is defined as the difference of streamflow from mean divided to standard deviation.

RESULTS

A multiplicative seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA) model was applied to the monthly streamflow forecasting of the Naharkhoran River. In the first step of model identification, the ACF and PACF of the actual data and nonparametric Mann-Kendall test indicate the need of differencing. The Q-Q plot of the main series does not show normality. Thus, the logarithmic transformation was applied. The transformed Q-Q plot shows that the new series is normal. Based on Autocorrelation (ACF) and Partial Autocorrelation Functions (PACF) and results of Mann-Kendall test, SARIMA(1,1,1)*(0,1,1)₁₂ was selected. For testing the validity of SARIMA(1,1,1)*(0,1,1)₁₂ model for forecasting, the model is used for forecasting 10-, 9-, 5-, 3-, 2- and 1-year monthly streamflow. The present study result demonstrates the performance of time series models for 5-year period forecasting during October 2005 to September 2010.

The selected SARIMA model was then used to forecast streamflow from October, 1980 to September, 2011. The forecasted and observed flow rates are compared first with three truncation levels, which are SSFI, time series mean and median. The results showed that when SSFI is as truncation level, the selected model has not the ability to forecast drought. But when time series mean and median are as truncation level, the ability of the selected model is clear to forecast drought. Hydrologic drought frequency analysis was applied as an alternative truncation level for drought forecasting. Different frequency distributions were fitted to monthly streamflow and the flow rate for hydrologic drought in different 2-, 5-, 10- and 20-year return periods were estimated using maximum likelihood method of quantile estimation. The SARIMA model predict drought and humid periods as well.

CONCLUSIONS

Due to the important role of drought forecasting in water resources management, a multiplicative seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA) model was applied to the monthly streamflow forecasting of the Naharkhoran River located in Gharasoo watershed, Iran. After normality examination of streamflow data, nonparametric Mann-Kendall test was used to detect trend analysis of data at confidence level of 95%. Based on ACF and PACF and results of Mann-Kendall test, SARIMA(1,1,1)*(0,1,1)₁₂ was selected. Mean and median streamflow as constant threshold and SSFI and drought frequency analysis in different return periods as variable threshold were used for determining drought periods. The present study result demonstrates the performance of time series models for 5-year period forecasting during October 2005 to September 2010. These models can be applied in water resources management.

Keywords: Hydrologic drought, SARIMA model, Stationary, Autocorrelation, Standardized streamflow index.