

مدل سازی شاخص خشکسالی SPI با استفاده از مدل استوکاستیک ARIMA

(مطالعه موردی: شهرستان بهبهان)

همایون نوروزی خوب، نسیم آرمان،* ساره هاشم گلوگردی^۳

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۰/۱۵

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۸/۲۶

چکیده

خشکسالی هواشناسی از جمله بلاای طبیعی است که می توان آن را دوره طولانی کاهش بارندگی دانست که تقریباً در تمام مناطق آب و هوایی رخ می دهد. شاخص SPI معمول ترین و پرکاربردترین شاخص بررسی خشکسالی هواشناسی است. سری زمانی شاخص مذکور را می توان برای توصیف شدت رویدادهای خشکسالی و همچنین برای تخمین مقادیر احتمالی خشکسالی در آینده به کار برد. مدل های یکپارچه خودهمبسته مانند ARIMA متداول ترین مدل ها در تحلیل سری های زمانی هستند. در پژوهش حاضر، شاخص خشکسالی هواشناسی SPI با استفاده از داده های بارندگی مربوط به دوره زمانی ۱۹۹۴ تا ۲۰۲۲ محاسبه شد. سپس شاخص مذکور در مقیاس های سالانه، شش ماهه و نه ماهه با استفاده از مدل ARIMA برای ارائه مدل های مناسب برای پیش بینی خشکسالی در شهرستان بهبهان مدل سازی شدند. نتایج نشان داد مدل $ARIMA(5,0,11)$ با مقدار $R^2=0.764$ و خطاهای $RMSE=0.81$ ، $MAE=0.66$ و $MAPE=213/27$ در مرحله اعتبارسنجی، بهترین مدل برای مدل سازی سری زمانی شاخص خشکسالی سالانه است. همچنین، مدل $ARIMA(2,0,5)$ به عنوان مدل برتر برای مدل سازی سری زمانی شاخص خشکسالی SPI شش ماهه انتخاب شد. مقدار R^2 این مدل برابر 0.5 و خطاهای $RMSE$ ، MAE و $MAPE$ آن به ترتیب برابر با 0.84 ، 0.64 و 0.764 بود. همچنین به دلیل عدم نرمال بودن باقی مانده های مدل های منتخب، مدل مناسبی برای سری زمانی SPI نه ماهه پیشنهاد نگردید. پژوهش حاضر با مدل سازی پدیده ای مخرب خشکسالی می تواند به عنوان راهنمایی برای مدیریت منابع آب طی دوره های خشکسالی در اختیار سیاست گذاران و برنامه ریزان آب منطقه قرار گیرد.

کلیدواژه ها: بهبهان، خشکسالی، سری زمانی، شاخص SPI.

۱. دانش آموخته کارشناسی ارشد، گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه صنعتی خاتم الانبیاء بهبهان، بهبهان، ایران

۲. استادیار، گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه صنعتی خاتم الانبیاء بهبهان، بهبهان، ایران؛ Nasim_arman2000@yahoo.com

۳. دانش آموخته دوره دکتری بیابان زدایی، دانشکده منابع طبیعی و علوم زمین، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران

• این مقاله برگرفته از پایان نامه کارشناسی ارشد دانشگاه صنعتی خاتم الانبیاء بهبهان است.

مقدمه

خشکسالی یکی از بزرگ‌ترین بلاهای طبیعی است که بشر از زمان‌های بسیار دور با آن مواجه بوده است (لیو و همکاران، ۲۰۲۱). کمبود آب تهدید بزرگی برای بشر است و محیط طبیعی، کیفیت زندگی و اقتصاد انسان‌ها را تحت‌تأثیر قرار می‌دهد. افزایش تقاضای آب سبب ایجاد رقابت بین بهره‌برداران مختلف آب شده و این درگیری‌ها در زمان خشکسالی‌های شدید و گسترده، بیشتر آشکار می‌شوند (هیسدال و تالاکسن، ۲۰۰۳). خشکسالی هواشناسی را می‌توان کاهش بارندگی به میزان کمتر از میانگین بلندمدت منطقه طی یک فصل یا یک سال تعریف کرد که تقریباً در تمام مناطق آب‌وهوایی، از جمله مکان‌های پر بارندگی و کم‌بارش رخ می‌دهد (اریسمولوجی و همکاران، ۲۰۲۲). این پدیده یک معضل جهانی است که در حال شدت گرفتن است؛ هیچ منطقه یا کشوری در دنیا از گزند این پدیده در امان نبوده و تغییرات آب‌وهوایی بر میزان، فراوانی، شدت و مدت آن در بسیاری از نقاط دنیا افزوده است (ریشه‌ور و همکاران، ۲۰۲۲). طبق آمار سازمان جهانی غذا (FAO) نزدیک به ۱/۳ میلیارد نفر در سراسر جهان به فعالیت‌های کشاورزی به‌عنوان منبع اصلی درآمد خود متکی هستند که این فعالیت‌ها همواره در معرض خطر خشکسالی قرار دارند). بنابراین می‌توان گفت خشکسالی از جمله تهدیدهای جهانی جدی برای امنیت غذایی بشر است و با تحت‌تأثیر قرار دادن فعالیت‌های کشاورزی، تولید و دسترسی به آب و غذا را محدود می‌سازد و در موارد شدید می‌تواند مردم را مجبور به ترک خانه و کاشانه خود کرده و مهاجرت را به‌عنوان آخرین گزینه برای تأمین معیشت، پیش روی آن‌ها قرار دهد (کنوانسیون سازمان ملل متحد برای مبارزه با بیابان‌زایی، ۲۰۱۹). با در نظر گرفتن مؤلفه‌هایی نظیر بارندگی، برف، رواناب، تبخیر و تعرق و دیگر عوامل مؤثر بر وقوع خشکسالی، شاخص‌های مختلفی برای بررسی و پایش خشکسالی تعریف شده‌اند که هر کدام یک

یا چند پارامتر مؤثر بر خشکسالی را در نظر می‌گیرند (کارآموز و عراقی‌نژاد، ۲۰۱۰). از میان این شاخص‌ها، استفاده از شاخص بارش استاندارد شده (SPI) ارائه شده توسط مک‌کی^۱ و همکاران در سال ۱۹۹۳ معمول‌تر بوده و در حال حاضر به‌طور گسترده در برنامه‌های علمی و عملیاتی در سراسر جهان به کار برده می‌شود (کومار^۲ و همکاران، ۲۰۲۱). از مزایای این شاخص این است که تفسیر آن آسان بوده، در مقیاس‌های مختلف قابل تعریف است، محاسبه آن ساده و تنها بر داده‌های بارندگی استوار است (روشنگر و همکاران، ۲۰۲۱). روش‌های سری زمانی رویکرد مهمی در پیش‌بینی خشکسالی ارائه می‌کنند (آچیت^۳ و همکاران، ۲۰۲۲) و سری زمانی SPI را می‌توان برای توصیف شدت رویدادهای خشکسالی تاریخی و جاری در محل و همچنین برای تخمین مقادیر احتمالی خشکسالی در آینده به کار برد (حبیبی و همکاران، ۲۰۱۸). مدل میانگین متحرک یکپارچه خودهمبسته (ARIMA) متداول‌ترین مدل در تحلیل سری‌های زمانی است (ژانگ، ۲۰۱۸). این مدل توسط باکس^۴ و جنکینز^۵ هنگام مطالعه سری‌های زمانی پیشنهاد شد و بسیاری از مدل‌های مرتبط با آن در بسیاری از شاخه‌های علوم زمین توسعه یافته و به کار برده شده‌اند (لیو و همکاران، ۲۰۱۹). ARIMA یک مدل کلاسیک آماری است که از داده‌های سری زمانی برای پیش‌بینی متغیرهای هواشناسی مانند دمای سالانه، دمای ماهانه، بارندگی و نوسانات سطح آب زیرزمینی استفاده می‌کند (پاچارالامپوس^۶ و همکاران، ۲۰۱۸)؛ دستورانی و همکاران، ۲۰۱۶)؛ میرزاوند و قضاوی، ۲۰۱۵). مدل ARIMA به دلیل انعطاف‌پذیری و اطلاعات غنی‌تر در مورد تغییرات مربوط به زمان به‌طور گسترده در پیش‌بینی خشکسالی استفاده می‌شود (ژو^۷ و همکاران، ۲۰۲۲). دوسوم مساحت کشور خشک و نیمه‌خشک بوده و نسبت به تغییر اقلیم به‌شدت حساس است. تغییرات اقلیمی بر وقوع پیاپی خشکسالی‌ها

6. McKee

7. Kumar

8. Achite

9. Zhang

1. Box

0

1. Jenkins

1

1. Papacharalampous

2

1. Xu

1. Liu

2. Hisdal & Tallaksen

3. Orismology

4. Reichhuber

5. United Nations Convention to Combat Desertification

و میانگین حداقل و حداکثر دمای سالانه آن به ترتیب برابر با ۱۸ و ۳۲ درجه سانتی‌گراد و متوسط بارندگی ۳۰ ساله آن ۳۳۲/۸ میلی‌متر است (اقدرد و همکاران، ۲۰۲۰؛ ابراهیمی و همکاران، ۲۰۲۰).

جمع‌آوری داده‌ها

داده‌های پژوهش حاضر شامل آمار بارندگی ۲۹ ساله مربوط به دوره زمانی ۱۹۹۴ تا ۲۰۲۲ ایستگاه سینوپتیک شهرستان بهبهان است که داده‌های مربوط از پایگاه سازمان هواشناسی کشور تهیه و جمع‌آوری شد.

محاسبه شاخص SPI

SPI شاخصی است که اغلب برای شناسایی رویدادهای خشکسالی استفاده می‌شود و به‌طور وسیع در امور تحقیقاتی و اجرایی به کار می‌رود و در محاسبه آن تنها از داده‌های بارش استفاده می‌گردد (مک‌کی و همکاران، ۱۹۹۵). از مهم‌ترین مزیت شاخص SPI این است که در مقیاس‌های زمانی مختلف قابل محاسبه است؛ در نتیجه این شاخص می‌تواند اثرات دوره‌های کوتاه‌مدت ذخایر آب که سبب ایجاد نوسان در رطوبت خاک شده و در تولید کشاورزی تأثیر دارد (مانند رطوبت خاک) و همچنین اثرات دوره‌های بلندمدت منابع آب بر روی جریان رودخانه‌ای و ذخایر آب زیرزمینی را نشان دهد. برای به دست آوردن شاخص SPI لازم است توزیع احتمالاتی را به سری طولانی مدت داده‌های بارندگی در بازه زمانی مورد نظر (سه‌ماهه، شش‌ماهه و...) برازش داد که برای این کار معمولاً توزیع گاما در نظر گرفته می‌شود (قیصوری و همکاران، ۲۰۲۲؛ مساعدی و قبائی‌سوق، ۲۰۱۱). تابع احتمال این توزیع براساس رابطه (۱) است:

$$g(x) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}} \quad (1)$$

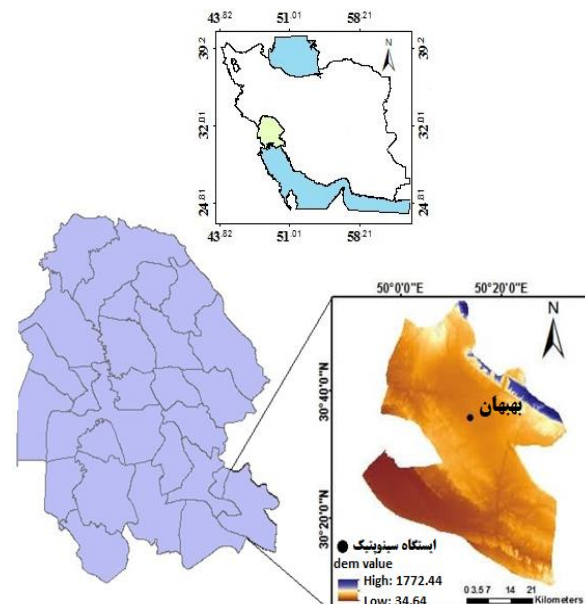
که x مقدار متغیر، α پارامتر شکل، β مقیاس توزیع و تابع ضریبی گاما است که طبق رابطه (۲) محاسبه می‌شود:

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} y^{\alpha-1} e^{-y} dy \quad (2)$$

بهترین مقادیر α و β با روش حداکثر درست‌نمایی تخمین زده می‌شوند (روابط ۳ و ۴):

$$\hat{\alpha} = \frac{1}{4A} \left(1 + \sqrt{1 + \frac{4A}{3}} \right) \quad (3)$$

افزوده و سناریوهای اقلیمی نیز نشان‌دهنده افزایش وقوع احتمال خشکسالی در آینده هستند (عادلی و همکاران، ۲۰۱۶؛ حاجیوندپایداری، ۲۰۲۲). با در نظر گرفتن شواهد تغییر اقلیم در بهبهان نظیر طوفان مونسون مردادماه ۱۴۰۱ و همچنین اثرات خشکسالی بر منابع آب و عملکرد کشاورزی در بهبهان به‌عنوان یکی از مراکز مهم کشاورزی در استان خوزستان و همچنین نبود مطالعات خشکسالی خاص شهرستان بهبهان یا قدیمی بودن آن‌ها، مدل‌سازی این پدیده برای بررسی تغییرات آینده در منطقه ضروری به نظر می‌رسد. بنابراین آنچه گفته شد، پژوهش حاضر در نظر دارد با کاربرد مدل استوکاستیک ARIMA و شاخص خشکسالی هواشناسی SPI خشکسالی را در بازه‌های زمانی مختلف بررسی و مدل‌سازی کند.



شکل (۱): موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

Figure (1): Geographical location of the study area

مواد و روش‌ها

شهرستان بهبهان با مساحت ۳۵۱۶ کیلومتر مربع در جنوب شرق استان خوزستان و بین حدود جغرافیایی 50° تا $50^{\circ}21'$ طول شرقی و $30^{\circ}30'$ تا 31° عرض شمالی واقع شده است. این شهرستان از شمال و شمال شرقی به شهرستان دهدشت و رشته‌کوه‌های کهگیلویه، از شمال غربی به شهرستان رامهرمز، از مشرق و جنوب شرقی به شهرستان گچساران در استان کهگیلویه، و از جنوب به بندر دیلم در استان بوشهر محدود می‌گردد. اقلیم منطقه براساس طبقه‌بندی دومارتن خشک است

برای ایجاد یک مدل ARIMA به کار برده می‌شود. به این صورت که ابتدا با بررسی و تجزیه و تحلیل داده‌های تاریخی یک مدل آزمایشی از مدل‌های ARIMA انتخاب و در مرحله بعد پارامترهای غیرقطعی مدل تخمین زده می‌شود. در نهایت برای تعیین شایستگی مدل از روش آزمون و خطا استفاده می‌شود. با تأیید مدل منتخب می‌توان آن را مبنای پیش‌بینی رفتار سری در آینده قرار داد (خرمی و بزرگ‌نیا، ۲۰۱۷). مدل ARIMA با پارامترهای p ، d و q که دارای مقادیر صفر یا مثبت هستند به صورت رابطه (۹) نوشته می‌شود (آرمین و همکاران، ۲۰۲۱):

$$\square(B)\nabla^d Z_t = \theta(B)a_t \quad (9)$$

که Z_t مقدار پیش‌بینی شده، $\square(B)$ و $\theta(B)$ چندجمله‌هایی از درجه p و q به ترتیب از رابطه‌های (۱۰) و (۱۱) محاسبه می‌شوند:

$$\square(B) = (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) \quad (10)$$

$$\theta(B) = (1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q) \quad (11)$$

مراحل مدل‌سازی سری زمانی به روش باکس-جنکینز

مدل‌سازی سری زمانی در پژوهش حاضر با کاربرد ترکیبی از نرم‌افزارهای SPSS، Excel و gretl صورت پذیرفت و به این منظور ۷۰٪ داده‌ها برای مدل‌سازی و ۳۰٪ آن‌ها برای صحت‌سنجی مدل به کار گرفته شد. سپس فرایند مدل‌سازی طی سه مرحله تشخیص مدل آزمایشی، برازش مدل آزمایشی یا به عبارت دیگر تخمین پارامترهای آن و تعیین مناسبیت مدل صورت پذیرفت.

مرحله تشخیص مدل آزمایشی

در این مرحله لازم است روند را از سری داده‌ها حذف نمود. تفاضلی کردن، یک صافی مناسب به این منظور است که در نتیجه سری زمانی مورد نظر ایستا خواهد شد (رضانزادکشتلی و همکاران، ۲۰۱۶). به منظور تشخیص وجود روند در داده‌ها از آزمون روند من-کنندال استفاده شد که برای یافتن روند افزایشی و یا کاهشی در سری داده‌های پارامتر مورد بررسی در سطح اطمینان مشخصی به کار برده می‌شود. این آزمون که ابتدا توسط من ارائه و سپس توسط کندال توسعه یافت، یک آزمون

$$\hat{\beta} = \frac{\hat{x}}{\alpha} \quad (4)$$

$$A = \ln(\hat{x}) - \frac{\sum \ln(\hat{x})}{n} \quad (5)$$

احتمال تجمعی برای یک ماه معین از رابطه (۶) به دست آمده:

$$G(x) = \int_0^x g(x)dx = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} \int_0^x y^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}d} dy \quad (6)$$

سپس شاخص SPI با استفاده از معادله (۷) به دست می‌آید:

$$SPI = S \frac{t - (C2t + C10) + C0}{[(d3t + d2)t + d1]t + 1.0} \quad (7)$$

$$t = \sqrt{\ln \frac{1}{G(x)^2}} \quad (8)$$

در روابط فوق، x مقدار بارندگی، $G(x)$ توزیع احتمال بارش مربوط به تابع Γ و S ضریب مثبت و منفی توزیع احتمال تجمعی است. زمانی که $G(x) > 0.5$ باشد، مقدار $S = 1$ و زمانی که $G(x) \leq 0.5$ باشد، $S = -1$ ، $C0 = 2.5155$ ، $C1 = 0.8028$ ، $C2 = 0.0103$ و $d1 = 1.4327$ ، $d2 = 0.1892$ و $d3 = 0.0013$ هستند (لیو و همکاران، ۲۰۲۱).

مدل استوکاستیک سری زمانی ARIMA

به گروه عمومی مدل‌های ارائه‌شده توسط باکس و جنکینز برای یک سری زمانی، مدل‌های اتورگرسیو-میانگین متحرک تلفیقی گفته می‌شود که در آمار تحت عنوان مدل‌های ARIMA از آن‌ها یاد می‌شود و توانایی مدل‌سازی هر دو گروه سری زمانی ایستا و نایستا را دارند (خرمی و بزرگ‌نیا، ۲۰۱۷). در این مدل‌ها مشاهدات گذشته تجزیه و تحلیل شده و بدین ترتیب مدلی که می‌تواند خودهمبستگی درون داده‌ها را توصیف نماید مشخص می‌شود، سپس سری زمانی براساس مدل انتخاب شده به آینده تعمیم داده می‌شود (هان و همکاران، ۲۰۱۰). در مدل مذکور توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی استفاده شده و خواص ایستایی و فصلی بودن داده‌ها مورد بررسی قرار می‌گیرد؛ سپس مدل‌های سری زمانی مناسب به داده‌ها برازش داده می‌شود. p ، d و q پارامترهای مدل ARIMA هستند که p پارامتر خودهمبسته، q پارامتر میانگین متحرک و d پارامتر تفاضلی غیرفصلی برای ایستا کردن سری زمانی است (قیصوری و همکاران، ۲۰۱۸). یک روش سه مرحله‌ای تکراری

مشخص می‌کنند و این اطلاعات را می‌توان برای تعیین ساختار کلی مدل به کار گرفت. تعداد گام‌های معنادار در هریک از نمودارهای ذکر شده محدوده تغییرات مرتبه مدل را نشان داده و در نهایت با ترکیب آن‌ها و در سطح اطمینان ۹۵٪ می‌توان به مدل مناسبی دست پیدا کرد که کمترین خطا و بیشترین همبستگی با داده‌ها را نشان دهد (قهرمان و قره‌خانی، ۲۰۱۱). در این راستا از معیارهای گوناگونی برای ارزیابی و مقایسه عملکرد مدل‌ها استفاده می‌شود (دودانگه و همکاران، ۲۰۱۲) که شامل معیارهای RMSE، MAE، R² و AIC بوده و طبق روابط (۱۵) تا (۱۷) هستند (شایوکات^۳ و همکاران، ۲۰۲۰؛ رضای و شبری، ۲۰۲۳).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_{obs,i} - y_{pre,i})^2}{n}} \quad (15)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_{obs,i} - y_{pre,i}|}{n} \quad (16)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (y_{obs,i} - \bar{y}_{obs,i})(y_{pre,i} - \bar{y}_{pre,i})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_{obs,i} - \bar{y}_{obs,i})^2 \sum_{i=1}^n (y_{pre,i} - \bar{y}_{pre,i})^2}} \quad (17)$$

در رابطه‌های فوق متغیرهای $y_{pre,i}$ و $y_{obs,i}$ به ترتیب مقادیر مشاهده شده و مقادیر پیش‌بینی شده و n طول سری زمانی است. معیار دیگری که مورد بررسی گرفت، معیار آکائیک (AIC) بود که طبق رابطه (۱۸) محاسبه شد (رضای و شبری، ۲۰۲۳):

$$AIC = -2\text{Log}(L) + 2k \quad (18)$$

در رابطه مذکور k تعداد پارامترهای مدل، L تابع احتمال مدل و n تعداد داده‌های مدل است. بعد از برآزش مدل‌ها و بررسی معیارهای مورد نظر، مدل‌ها با هم مقایسه و مدل‌هایی که بیشترین ضریب همبستگی با داده‌های مشاهداتی و کمترین خطای محاسبه و معیار AIC را داشته باشند، به عنوان مدل‌های مناسب انتخاب شدند.

بررسی مناسبیت مدل

باقی مانده‌های مدل‌های منتخب به منظور بررسی مناسبیت مدل‌ها مورد بررسی و تجزیه و تحلیل قرار گرفتند. در یک مدل مناسب انتخاب شده، نمودار باقی مانده‌ها در اطراف سطح افقی صفر پراکندگی مستطیلی بدون روندی دارند که نشان‌دهنده این است

غیرپارامتری بوده به این معنا که لازم نیست داده‌ها از توزیع خاصی پیروی کنند (سبزواری و عابدی‌کوپائی، ۲۰۲۲). آنالیز دیگری که باید پیش از مدل‌سازی در نظر گرفت، بررسی نرمال بودن توزیع داده‌های سری زمانی است. برای بررسی نرمال بودن داده‌ها از آزمون کلموگروف-اسمیرنوف^۴ به شرح رابطه (۱۲) استفاده شد:

$$D_{cal} = \max |P_x(x) - S_n(X)| \quad (12)$$

که $P_x(x)$ و $S_n(X)$ به ترتیب تابع توزیع نظری تجمعی تحت فرضیه صفر و تابع چگالی تجمعی نمونه براساس تعداد مشاهده برابر n است (حجایی و بذرافشان، ۲۰۱۳).

مرحله بعد در مرحله تشخیص مدل، بررسی همبستگی زمانی داده‌های توسط آزمون توابع خودهمبستگی (AFC) و خودهمبستگی جزئی (PACF) است (باکس و جنکینز، ۱۹۷۶). این دو تابع و ترسیم نمودار آن‌ها به عنوان ابزاری مهم می‌تواند در تشخیص و تعیین نوع و مرتبه فرایند، پژوهشگران را یاری نمایند (تیموری یگانه و تیموری یگانه، ۲۰۲۱). تعیین تابع خودهمبستگی برای یک فرایند با مقادیر X_t توسط رابطه (۱۳) نشان داده می‌شود:

$$\rho_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (X_t - \bar{X}_t)(X_{t-k} - \bar{X}_{t-k})}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n-k} (X_t - \bar{X}_t)^2} \sqrt{\sum_{t=1}^{n-k} (X_{t-k} - \bar{X}_{t-k})^2}} \quad (13)$$

مقادیر ρ_k برای هر سری زمانی ترسیم گردیده و با در نظر گرفتن نمودار و روند آن الگوی مانای سری تعیین می‌شود. کمیت تابع خودهمبستگی جزئی با ϕ_{kk} نشان داده شده و با رابطه (۱۴) تعیین می‌شود (دریکوند و همکاران، ۲۰۱۴).

$$\phi_{kk} = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-1} & \rho_k \\ \rho_1 & 1 & \dots & \rho_{k-2} & \rho_{k-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \dots & \rho_1 & \rho_k \\ 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-1} & \rho_k \\ \rho_1 & 1 & \dots & \rho_{k-2} & \rho_{k-1} \\ \rho_2 & \rho_1 & \dots & 1 & \rho_{k-1} \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \dots & \dots & 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

تخمین پارامترهای مدل

در این مرحله الگوهای شناسایی شده در مرحله قبل مورد آزمون قرار می‌گیرند. در واقع توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی ساختار همبستگی زمانی داده‌های سری زمانی را

3. Shaukat

4. Rezaei & Shabri

1. Kolmogorov-Smirnov

۲ Box & Jenkins

طرح‌وارهٔ مراحل مختلف پژوهش در شکل (۲) آورده شده است.

نتایج

نتایج مدل‌سازی شاخص خشکسالی SPI سالانه

نتایج بررسی روند و نرمال بودن توزیع داده‌ها

نتایج آزمون من-کندال برای بررسی وجود روند در سری داده‌ها در جدول (۱) آورده شده است. با توجه به مقدار P-value محاسبه شده برابر با ۰/۳۴۷ است که از مقدار سطح معناداری ۰/۰۵ بیشتر بود؛ پس می‌توان نتیجه گرفت داده‌ها روند معنی‌داری ندارند.

جدول (۱): نتایج آنالیز روند من کندال سری زمانی شاخص خشکسالی SPI سالانه

Table (1): The results of the Mann- Kendall's trend analysis of annual SPI drought index time series

مقدار شیب سن	سطح معناداری	P-value	آمارهٔ تائ کندال
-۰/۰۳۴	۰/۰۵	۰/۳۴۷	-۰/۱۵۸

SPI سالانه

نتایج آزمون کلموگروف-اسمیرنوف نیز نشان داد به دلیل کمتر بودن معناداری آمارهٔ کلموگروف-اسمیرنوف از سطح معناداری ۰/۰۵ دارد، توزیع داده‌های سری زمانی شاخص خشکسالی سالانه نرمال نیست؛ لذا نرمال‌سازی داده‌ها در نرم‌افزار SPSS انجام شد. نتیجهٔ آزمون بررسی نرمال بودن داده‌ها قبل و بعد از نرمال‌سازی داده‌ها در جدول (۲) آورده شده است:

جدول (۲): نتایج بررسی نرمال بودن سری زمانی شاخص خشکسالی SPI سالانه قبل و بعد از نرمال‌سازی

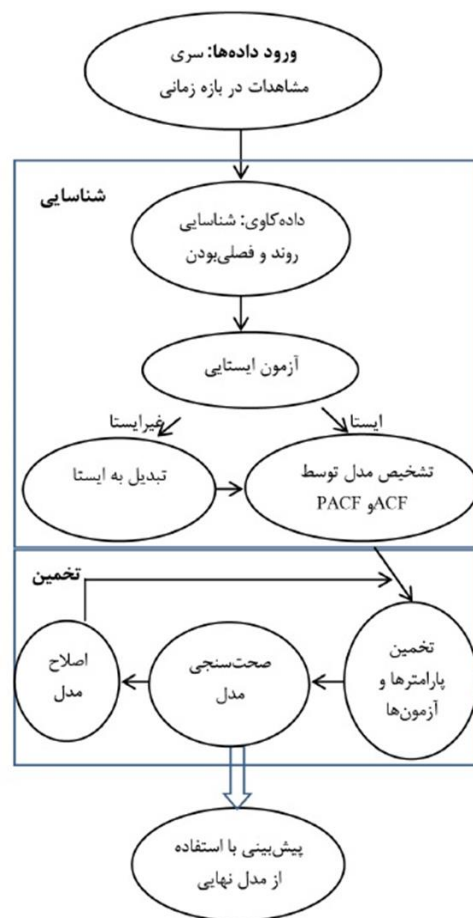
Table (2): normality test of the annual SPI drought index time series before and after normalization

sig	سطح معناداری	درجهٔ آزادی	مقدار آمارهٔ K-S	SPI سالانه
۰/۰۰۳	۰/۰۵	۲۰	۰/۲۴۲	قبل از نرمال‌سازی
۰/۲	۰/۰۵	۱۹	۰/۰۴۰	بعد از نرمال‌سازی

که باقی‌مانده‌ها نمایانگر یک فرایند تصادفی محض هستند. همچنین باقی‌مانده‌ها باید دارای توزیع نرمال باشند که برای بررسی این فرضیه، آزمون نرمال بودن داده‌ها با استفاده از آزمون کلموگروف-اسمیرنوف انجام شد.

پیش‌بینی

در نهایت پس از اینکه براساس معیارهای مختلف، مدل‌ها باهم مقایسه شدند و همچنین تجزیه و تحلیل باقی‌مانده‌های آن‌ها صورت پذیرفت، بهترین مدل‌ها برای شاخص‌های خشکسالی در مقیاس‌های زمانی مختلف انتخاب و مقادیر پیش‌بینی برای سال‌های مورد نظر محاسبه شد.



شکل (۲): فلوچارت مراحل مختلف روش کار (احتشامی و همکاران، ۲۰۱۷)

Figure (2): Flowchart of the different stages of the work method (Ehtashami et al., 2017)

اعتبارسنجی مدل‌ها

در این مرحله با استفاده از معیارهای معرفی شده در بخش تخمین مدل و مقایسهٔ آن‌ها، مدل‌های نهایی ARIMA برای شاخص خشکسالی سالانه، شش ماهه و نهم‌ماهه انتخاب شدند.

تأخیرهای شماره ۴ و ۱۱ در نظر گرفته شدند. همچنین پارامتر d به دلیل نبود روند در داده‌ها برابر صفر در نظر گرفته شد. در نهایت، مدل با ترکیبی از مرتبه‌های منتخب اجرا و نتایج حاصل از مدل‌سازی مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفتند. با توجه به آنچه گفته شد، مدل‌های پیشنهادی برای مدل‌سازی سری زمانی شاخص خشکسالی سالیانه شامل مدل‌های زیر هستند:

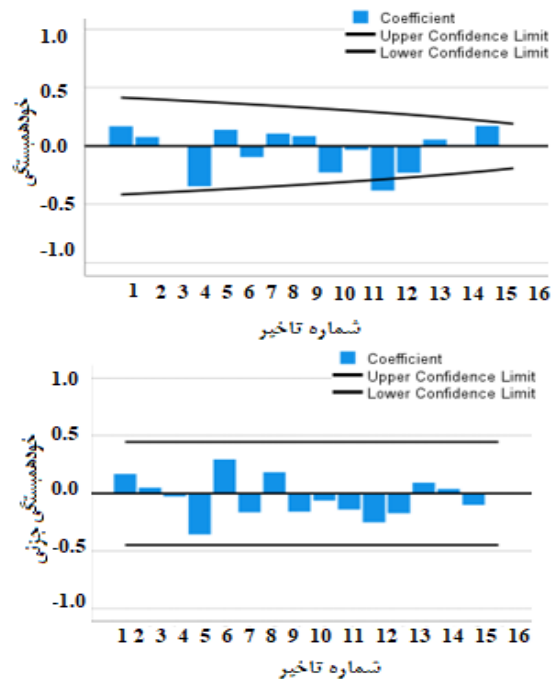
ARIMA (4,0,4), ARIMA (4,0,11), ARIMA (5,0,4), ARIMA (5,0,11), ARIMA (4,0,0), ARIMA (5,0,4), ARIMA(0,0,4), ARIMA(0,0,11)

جدول (۳): نتایج حاصل از برازش مدل‌های شاخص خشکسالی SPI

سالانه					
Table (3): The results of fitting selected models of annual time series of SPI drought					
ردیف	مدل‌های انتخابی	R ²	RMSE	AIC	MAE
۱	ARIMA (4,0,4)	۰/۷۱	۰/۵۳	۶۰/۵۷	۰/۴۸
۲	ARIMA (4,0,11)	۰/۸۰	۰/۵۲	۵۶/۸۸	۰/۴۳
۳	ARIMA (5,0,4)	۰/۷۷	۰/۴۸	۶۰/۹۰	۰/۴۲
۴	ARIMA (5,0,11)	۰/۸۲	۰/۵۰	۵۷/۶۳	۰/۴۲
۵	ARIMA (4,0,0)	۰/۳۰	۰/۸۰	۶۱/۵۸	۰/۷۱
۶	ARIMA (5,0,0)	۰/۴۱	۰/۷۴	۶۰/۹۰	۰/۶۶
۷	ARIMA (0,0,4)	۰/۳۹	۰/۷۶	۶۰/۸۴	۰/۵۶
۸	ARIMA (0,0,11)	۰/۸۱	۰/۶۱	۵۴/۰۵	۰/۴۶

بر اساس جدول فوق مدل‌های ARIMA, ARIMA(4,0,0) دارای کمترین ضریب تعیین به ترتیب برابر ۰/۳۰، ۰/۴۱ و ۰/۳۹ و همچنین بالاترین خطاهای RMSE و MAE به ترتیب برابر با ۰/۸۰، ۰/۷۴ و ۰/۷۶، ۰/۷۱، ۰/۶۶ و ۰/۵۶ بودند. همچنین معیار آکائیک این مدل‌ها به ترتیب برابر با ۶۱/۵۸، ۶۰/۹۰ و ۶۰/۸۴ از بقیه مدل‌ها بیشتر بود. لذا مدل‌های مذکور حذف شد و بقیه مدل‌ها برای بررسی مناسبت مدل و همچنین اعتبارسنجی مورد ارزیابی قرار گرفتند. مدل‌های انتخابی برای سری زمانی SPI سالانه از نظر نرمال بودن و استقلال باقی مانده‌ها مورد بررسی قرار گرفتند که مدل ARIMA(0,0,11) نیز به دلیل عدم نرمال بودن باقی مانده‌ها حذف شد و در نتیجه در مرحله بعد، صحت بقیه مدل‌ها بررسی گردید که نتایج در جدول (۴) و شکل (۴) آورده شده است:

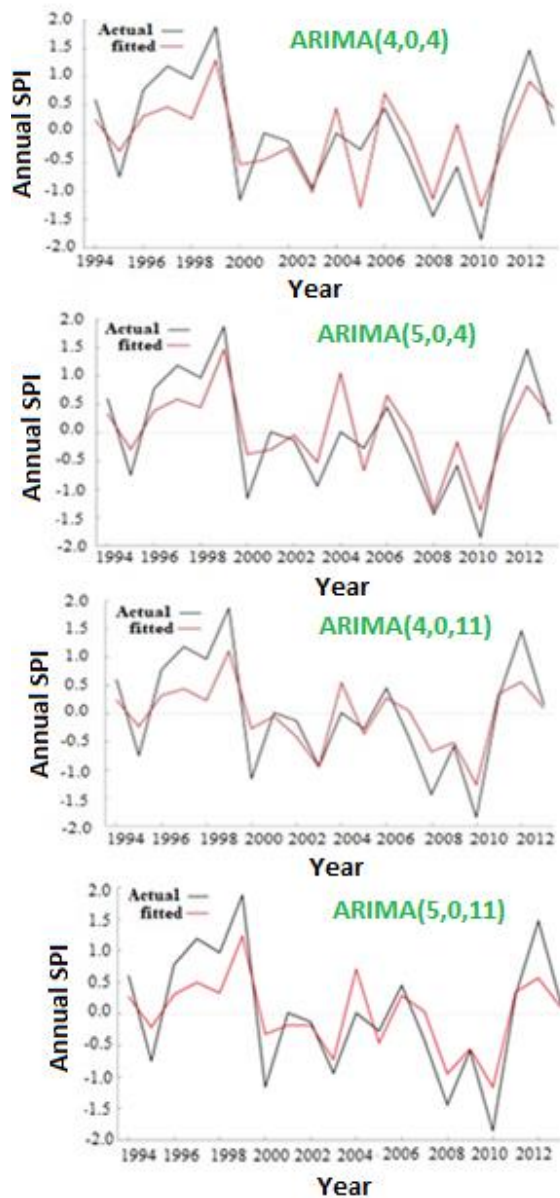
نمودار توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی سری زمانی شاخص خشکسالی سالانه در شکل (۳) آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، نمودار خودهمبستگی در تأخیر شماره ۱۱ در سطح اطمینان ۹۵٪ معنادار بوده (از ۰/۰۵- عبور کرده)، همچنین در تأخیر شماره ۴ مقدار خودهمبستگی داده‌ها زیاد است. در نمودار تابع خودهمبستگی جزئی هیچ‌یک از تأخیرها در سطح اطمینان ذکر شده معنادار نیستند ولی مقادیر خودهمبستگی در تأخیرهای شماره ۴ و ۵ از بقیه تأخیرها بیشتر است.



شکل (۳): مقادیر توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی سری زمانی شاخص خشکسالی SPI سالانه

Figure (3): Graph of ACF and PACF values of annual SPI drought index time series

بر اساس نمودارهای فوق مرتبه‌های مختلف مدل ARIMA برای مدل‌سازی سری زمانی شاخص خشکسالی سالانه انتخاب شدند؛ به این صورت که تأخیرهای معنادار در نمودارهای خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی و همچنین تأخیرهایی که در آن‌ها مقادیر توابع مذکور بیشتر از سایر تأخیرها بود، عنوان مرتبه‌های مدل انتخاب شدند. با توجه به اینکه مرتبه بخش اتورگرسیون مدل (p) از طریق نمودار خودهمبستگی جزئی تعیین می‌شود، این پارامتر شامل تأخیر شماره ۴ و ۵ و همچنین با توجه به اینکه مرتبه بخش میانگین متحرک مدل از طریق نمودار خودهمبستگی تعیین می‌شود، برای تعیین پارامتر q



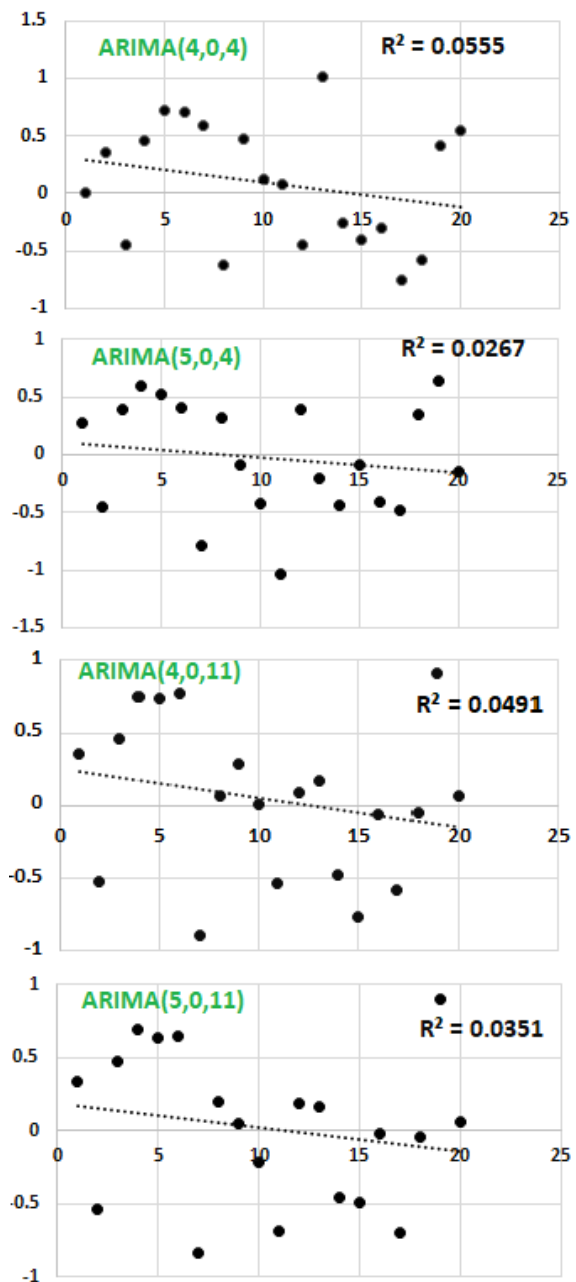
شکل (۵): نمودار شاخص خشکسالی SPI سالانه مدل سازی شده توسط مدل های مختلف ARIMA
 Figure (5): Graph of annual SPI drought index modeled by different ARIMA models

نتایج ارزیابی اعتبار مدل های منتخب برای مدل سازی سری SPI سالانه در جدول (۵) آورده شده است. با توجه به مقادیر خطا و مقدار همبستگی حاصل شده مدل ARIMA(5,0,11) با مقدار خطای کمتر و ضریب تعیین بیشتر به عنوان مدل برتر برای مدل سازی سری زمانی شاخص خشکسالی SPI سالانه در نظر گرفته می شود.

جدول (۴): نرمال بودن باقی مانده های مدل های انتخابی

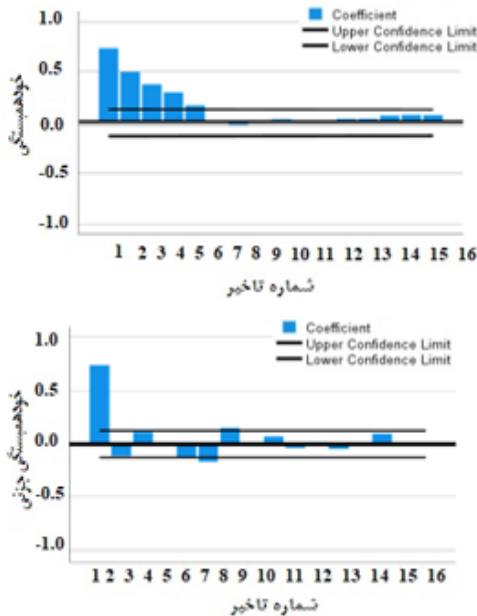
Table (4): Normality of selected models

مدل	آماره			sig
	مقدار K-S آماره	درجه آزادی	سطح معناداری آزمون	
ARIMA(4,0,4)	۰/۱۷۷	۲۰	۰/۰۵	۰/۱۰
ARIMA(4,0,11)	۰/۱۳۱	۲۰	۰/۰۵	۰/۲
ARIMA(5,0,4)	۰/۱۸۲	۲۰	۰/۰۵	۰/۰۸
ARIMA(5,0,11)	۰/۱۲۳	۲۰	۰/۰۵	۰/۲
ARIMA(0,0,11)	۰/۲۰۲	۲۰	۰/۰۵	۰/۰۳



شکل (۴): استقلال مدل های انتخابی

Figure (4): Independency of selected models



شکل (۵): مقادیر توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی سری زمانی شاخص خشکسالی SPI شش ماهه
 Figure (5): Graph of ACF and PACF values of six month SPI drought index time series

طبق نمودارهای فوق، پارامتر p برابر با تأخیرهای یک و دو سه و پنج و شش و هفت و مرتبه پارامتر q یک، دو، سه، چهار و پنج برای مدل سازی تعیین شده و سپس ترکیبی از مدل های مختلف برای مدل سازی شاخص خشکسالی SPI شش ماهه مورد ارزیابی قرار گرفتند. پارامتر d به دلیل نبود روند در داده ها برابر صفر در نظر گرفته شد. نتایج حاصل از برازش مدل های مختلف در جدول (۸) آورده شده است.

جدول (۸): نتایج حاصل از برازش مدل های شاخص خشکسالی SPI شش ماهه
 Table (8): The results of fitting selected models of six month time series of SPI drought

ردیف	مدل های انتخابی	R ²	RMSE	AIC	MAE
۱	ARIMA (1,0,5)	۰/۶۰	۰/۶۷	۵۰۲/۶۲	۰/۴۹
۲	ARIMA (2,0,5)	۰/۶۱	۰/۶۶	۴۹۹/۳۹	۰/۴۹
۳	ARIMA (3,0,4)	۰/۶۰	۰/۶۶	۵۰۵/۳۰	۰/۵۰
۴	ARIMA (3,0,5)	۰/۶۱	۰/۶۶	۵۰۱/۰۱	۰/۴۹
۵	ARIMA (5,0,5)	۰/۶۱	۰/۶۵	۵۰۴/۲۲	۰/۴۹
۶	ARIMA (6,0,1)	۰/۶۰	۰/۶۶	۵۰۴/۳۸	۰/۴۹
۷	ARIMA (6,0,4)	۰/۶۱	۰/۶۶	۵۰۵/۰۰	۰/۴۹
۸	ARIMA (6,0,11)	۰/۶۳	۰/۶۴	۵۰۰/۵۶	۰/۴۸
۹	ARIMA (7,0,1)	۰/۶۰	۰/۶۶	۵۰۵/۲۱	۰/۴۹
۱۰	ARIMA (7,0,4)	۰/۶۱	۰/۶۶	۵۰۴/۹۸	۰/۴۹
۱۱	ARIMA (7,0,5)	۰/۶۳	۰/۶۴	۵۰۱/۹۵	۰/۴۸

جدول (۵): اعتبارسنجی مدل های منتخب برای مدل سازی سری SPI سالانه
 Table (5): Validation of selected models to model annual SPI series

مدل	معیارهای اعتبارسنجی			
	R ²	RMSE	MAE	MAPE
ARIMA(4,0,4)	۰/۳۰	۰/۹۵	۰/۸۱	۲۲۷/۹۴
ARIMA (4,0,11)	۰/۷۹	۰/۸۶	۰/۷۲	۳۱۸/۸۷
ARIMA (5,0,4)	۰/۲۶	۰/۸۳	۰/۷۰	۳۵۵/۴۴
ARIMA (5,0,11)	۰/۶۴	۰/۸۱	۰/۶۶	۲۱۳/۲۷

نتایج مدل سازی شاخص خشکسالی SPI شش ماهه

با بررسی نتایج روند مشخص شد که روند داده های شاخص مذکور در سطح معناداری ۵ درصد معنادار نبود (جدول ۶). همچنین براساس نتایج داده ها از توزیع نرمال پیروی نمی کنند، لذا نرمال سازی داده ها انجام گردید (جدول ۷).

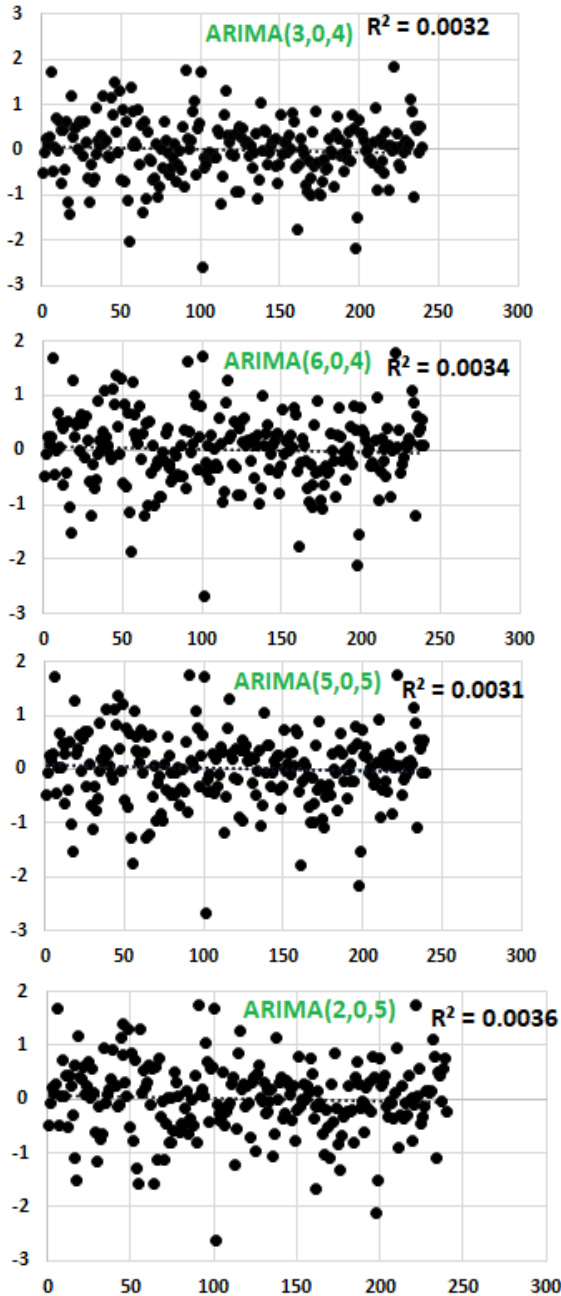
جدول (۶): نتایج آنالیز روند من-کندال سری زمانی شاخص خشکسالی SPI شش ماهه

مقدار شیب سن	سطح معناداری	P-value	آماره های کندال	
			تای	کندال
-۰/۰۰۲	۰/۰۵	۰/۱	۰/۰۷۳	SPI شش ماهه

جدول (۷): نتایج بررسی نرمال بودن سری زمانی شاخص خشکسالی SPI شش ماهه قبل و بعد از نرمال سازی

sig	سطح معناداری	درجه آزادی	مقدار آماره K-S	SPI سالانه
۰/۰۱۸	۰/۰۵	۲۰	۰/۰۶۴	قبل از نرمال سازی
۰/۲	۰/۰۵	۱۹	۰/۰۱۱	بعد از نرمال سازی

در مرحله بعد توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی ترسیم در سطح اطمینان ۹۵٪ ترسیم (شکل ۵) و براساس تأخیرهای معنادار مرتبه های مدل انتخاب شدند. مقدار پارامتر d نیز به دلیل نبود روند در داده ها برابر صفر در نظر گرفته شد.



شکل (۶): استقلال مدل‌های انتخابی
Figure (6): Independency of selected models

با توجه به آنکه استقلال در زمان مدل‌های انتخابی طبق شکل (۶) حفظ شده بود، مدل‌های $ARIMA(3,0,4)$ $ARIMA(2,0,5)$ و $ARIMA(6,0,4)$ $ARIMA(5,0,5)$ به‌عنوان مدل‌های نهایی برای مدل‌سازی شاخص خشکسالی SPI شش‌ماهه انتخاب شدند (شکل ۷).

همانطور که در جدول (۸) مشاهده می‌شود، مدل‌های انتخابی از نظر ضریب تعیین و مقدار خطاهای RMSE و MAE اختلاف زیادی نداشتند و بیشترین اختلاف آن‌ها در مقدار معیار آکائیک بوده است. بنابراین تمام مدل‌ها مورد ارزیابی قرار گرفتند که نتایج آن در جدول (۹) آمده است. براساس نتایج توزیع باقی‌مانده مدل‌های $ARIMA(3,0,5)$ ، $ARIMA(1,0,5)$ ، $ARIMA(6,0,1)$ ، $ARIMA(6,0,5)$ ، $ARIMA(7,0,4)$ و $ARIMA(7,0,5)$ در سطح معنی‌داری ۵٪ نرمال نبوده و لذا این مدل‌ها به دلیل برآورده نشدن شرط نرمال بودن توزیع باقی‌مانده‌ها از فهرست مدل‌های انتخابی حذف می‌شوند. شایان ذکر است هرچند توزیع باقی‌مانده‌های مدل $ARIMA(2,0,5)$ در سطح ۵٪ نرمال نبود، ولی به دلیل معنادار بودن آن در سطح ۱٪ و تفاوت فاحش مقدار معناداری آن با دیگر مدل‌های معنادار در این سطح، تصمیم بر آن شد که این مدل نیز مورد ارزیابی قرار گیرد.

جدول (۹): نرمال بودن باقی‌مانده‌های مدل‌های انتخابی
Table (9): Normality of selected models

مدل	آماره			sig
	مقدار K-S	درجه آزادی	سطح معناداری آزمون	
ARIMA (1,0,5)	۰/۰۷۰	۲۰	۰/۰۵	۰/۰۰۶
ARIMA (2,0,5)	۰/۰۶۱	۲۰	۰/۰۵	۰/۰۳۲
ARIMA (3,0,4)	۰/۰۵۷	۲۰	۰/۰۵	۰/۰۵۳
ARIMA (3,0,5)	۰/۰۶۶	۲۰	۰/۰۵	۰/۰۱۴
ARIMA (5,0,5)	۰/۰۵۸	۲۰	۰/۰۵	۰/۰۵۰
ARIMA (6,0,1)	۰/۰۷۴	۲۰	۰/۰۵	۰/۰۰۳
ARIMA (6,0,4)	۰/۰۵۶	۲۰	۰/۰۵	۰/۰۶۷
ARIMA (6,0,5)	۰/۰۷۳	۲۰	۰/۰۵	۰/۰۰۳
ARIMA (7,0,4)	۰/۰۶۴	۲۰	۰/۰۵	۰/۰۱۹
ARIMA (7,0,5)	۰/۰۶۸	۲۰	۰/۰۵	۰/۰۰۹

براساس جدول (۱۰) مقادیر خطاهای MAE، RMSE و MAPE مدل‌ها اختلاف کمی دارد و بیشترین اختلاف آن‌ها در مقدار ضریب تعیین آن‌ها وجود دارد. لذا براساس خطاهای ثبت‌شده و مقدار ضریب تعیین به‌دست‌آمده، مدل $ARIMA(2,0,5)$ به دلیل خطاهای کمتر در معیارهای MAE و MAPE که به ترتیب برابر ۰/۶۴ و ۱۰۰/۳۱ هستند و همچنین ضریب تعیین بیشتر برابر ۰/۵۰ نسبت به مدل‌های $ARIMA(5,0,5)$ و $ARIMA(6,0,4)$ بهترین مدل برای مدل‌سازی سری زمانی شاخص خشکسالی SPI شش‌ماهه در نظر گرفته می‌شود.

نتایج مدل‌سازی شاخص خشکسالی SPI نه‌ماهه

با توجه به مقدار P-value به‌دست‌آمده از آزمون روند (جدول ۱۱)، سری زمانی شاخص خشکسالی نه‌ماهه در سطح معناداری ۵٪ دارای روند معنادار است. همچنین جدول (۱۲) سری را قبل و بعد از نرمال‌سازی نشان می‌دهد.

جدول (۱۱): نتایج آنالیز روند من-کندال سری زمانی شاخص خشکسالی SPI نه‌ماهه

Table (16): The results of the Mann- Kendall's trend analysis of nine month SPI drought index time series

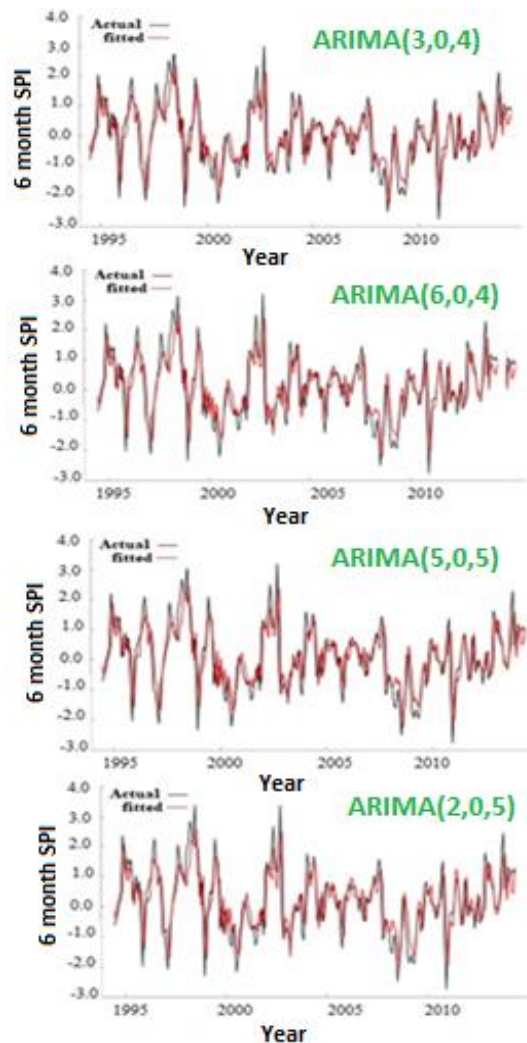
مقدار شیب سن	سطح معناداری	P-value	آماره‌ی کندال	
			تای کندال	آماره‌ی کندال
-۰/۰۰۳	۰/۰۵	۰/۳۵	۰/۱۵۸	SPI شش‌ماهه

جدول (۱۲): نتایج بررسی نرمال بودن سری زمانی شاخص خشکسالی SPI نه‌ماهه قبل و بعد از نرمال‌سازی

Table (7): normality test of nine month SPI drought index time series before and after normalization

sig	سطح معناداری	درجه آزادی	مقدار آماره K-S	
			قبل از نرمال‌سازی	بعد از نرمال‌سازی
<۰/۰۰۱	۰/۰۵	۲۳۷	۰/۰۸۶	۰/۱۳

در ادامه، نمودار خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی سری زمانی شاخص خشکسالی SPI نه‌ماهه پس از نرمال نمودن سری در سطح اطمینان ۹۵٪ رسم گردید که نتایج در شکل (۸) آورده شده است. به دلیل وجود روند در سری زمانی داده‌ها، پارامتر d برابر ۱ در نظر گرفته شد.



شکل (۷): نمودار شاخص خشکسالی SPI سالانه مدل‌سازی شده توسط

مدل‌های مختلف ARIMA

Figure (7): Graph of six month SPI drought index modeled by different ARIMA models

در مرحله بعد، مدل‌های انتخابی اعتبارسنجی شدند که نتایج آن در جدول (۱۰) آمده است.

جدول (۱۰): اعتبارسنجی مدل‌های منتخب برای مدل‌سازی سری SPI شش‌ماهه

Table (10): Validation of selected models to model six month SPI series

مدل	معیارهای اعتبارسنجی			
	R ²	RMSE	MAE	MAPE
ARIMA(3,0,4)	۰/۲۵	۰/۸۴	۰/۶۶	۱۰۱/۷۲
ARIMA(5,0,5)	۰/۱۱	۰/۸۴	۰/۶۵	۱۰۱/۷۰
ARIMA(6,0,4)	۰/۳۱	۰/۸۴	۰/۶۵	۱۰۳/۲۶
ARIMA(2,0,5)	۰/۵۰	۰/۸۴	۰/۶۴	۱۰۰/۳۱

جدول (۱۳): نتایج حاصل از برازش مدل‌های شاخص خشکسالی SPI نه‌ماهه
Table (13): The results of fitting selected models of nine month time series of SPI drought

مدل	معیارهای اعتبارسنجی			
	R ²	RMSE	MAE	MAPE
ARIMA(2,1,9)	۰/۷۲	۰/۵۵	۰/۳۷	۴۲۰/۶۷
ARIMA (9,1,9)	۰/۷۳	۰/۵۵	۰/۳۸	۴۳۲/۱۳
ARIMA (10,1,7)	۰/۷۲	۰/۵۵	۰/۳۷	۴۳۵/۶۶
ARIMA (10,1,9)	۰/۷۳	۰/۵۴	۰/۳۷	۴۳۲/۰۶
ARIMA (11,1,9)	۰/۷۲	۰/۵۵	۰/۳۸	۴۳۲/۳۱

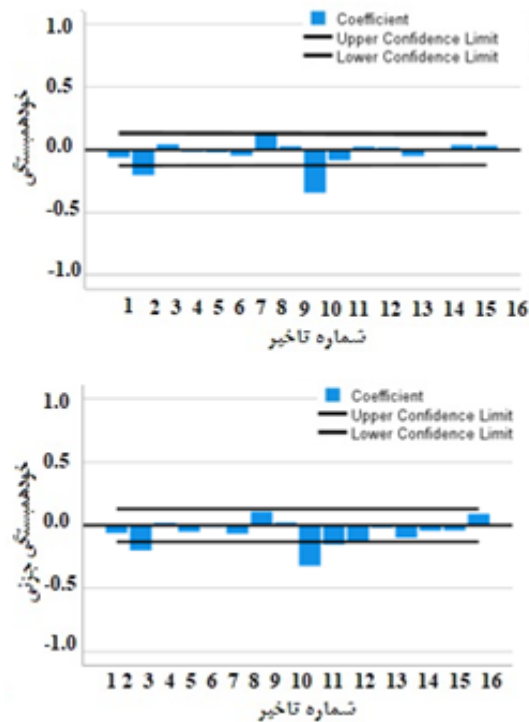
مناسبت مدل‌های انتخاب شده ابتدا با بررسی نرمال بودن توزیع باقی مانده‌های آن‌ها بررسی گردید که نتایج آن در جدول (۱۴) آمده است. براساس جدول مذکور در تمامی موارد مقدار احتمال کمتر از سطح معناداری ۰/۰۵ بوده است. این امر نشان دهنده آن است که توزیع باقی مانده هیچ کدام از مدل‌ها نرمال نبوده و لذا انواع مدل‌های آریمای با وجود مقادیر قابل قبول در مرحله برازش، قادر به مدل‌سازی صحیح سری زمانی شاخص خشکسالی SPI نه‌ماهه نبوده و بنابراین نمی‌توان مدلی را برای شبیه‌سازی سری مذکور پیشنهاد کرد. با توجه به این امر از بررسی استقلال باقی مانده‌ها نیز صرف نظر شده و تمامی مدل‌ها حذف می‌شوند.

جدول (۹): نرمال بودن باقی مانده‌های مدل‌های انتخابی
Table (9): Normality of selected models

مدل	آماره			
	مقدار K-S	درجه آزادی	سطح معناداری آزمون	sig
ARIMA (2,1,9)	۰/۱۱۸	۲۳۷	۰/۰۵	<۰/۰۰۱
ARIMA (9,1,9)	۰/۱۲۰	۲۳۷	۰/۰۵	<۰/۰۰۱
ARIMA (10,1,7)	۰/۱۰۰	۲۳۷	۰/۰۵	<۰/۰۰۱
ARIMA (10,1,9)	۰/۱۱۶	۲۳۷	۰/۰۵	<۰/۰۰۱
ARIMA (11,1,9)	۰/۱۲۹	۲۳۷	۰/۰۵	<۰/۰۰۱

بحث و نتیجه‌گیری

خشکسالی، پدیده‌ای پیچیده و اغلب کم‌اهمیت انگاشته شده است که به شدت بر جنبه‌های مختلف زندگی انسان تأثیر می‌گذارد. بنابراین، پیش‌بینی زودهنگام خشکسالی برای برنامه‌ریزی راهبردی و مدیریت منابع آب بسیار مهم بوده است.



شکل (۸): مقادیر توابع خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی سری زمانی شاخص خشکسالی SPI نه‌ماهه
Figure (8): Graph of ACF and PACF values of nine month SPI drought index time series

براساس نمودارهای رسم شده پارامتر P برابر با تأخیرهای دو و نه و ده و یازده و پارامتر Q یعنی مرتبه میانگین متحرک برابر با تأخیرهای دو و هفت و نه در نظر گرفته شده و در نهایت ترکیبی از مرتبه‌های فوق برای مدل‌سازی شاخص خشکسالی SPI نه‌ماهه ارزیابی شدند. از بین مدل‌های مختلفی که مورد آزمون قرار گرفتند، مدل‌هایی که بالاترین همبستگی با داده‌های مشاهداتی را ثبت نمودند و کمترین مقدار خطا و کمترین مقدار آکائیک را نشان دادند، انتخاب شدند و در مرحله بعد باقی مانده‌های مدل‌های مذکور مورد بررسی قرار گرفت تا در نهایت مدل‌های مناسب انتخاب شوند. نتایج برازش مدل‌ها در جدول (۱۳) آورده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود بیشتر اختلاف مدل‌های انتخابی در معیار آکائیک بوده و بین ضریب تعیین و مقادیر خطای RMSE و MAE آن‌ها اختلاف چندانی مشاهده نمی‌گردد.

من-کندال برای بررسی معناداری روند در سری زمانی شاخص خشکسالی SPI استفاده کردند. در ارتباط با مدل‌سازی شاخص خشکسالی SPI سالانه می‌توان گفت که معیارهای ارزیابی مدل‌های مختلف برازش شده حاکی از آن است که برازش مدل به‌خوبی صورت گرفته و بیشتر مدل‌های انتخاب‌شده دارای خطای کم و ضریب تبیین بالا بوده‌اند که این نتایج با پژوهش بایزیدی و سی‌وسه‌مرده (۲۰۱۶) که در دوره زمانی ۱۳۵۸ تا ۱۳۸۷ شاخص خشکسالی SPI را با استفاده از مدل ARIMA مدل‌سازی نمودند، همسوست. در بخش صحت‌سنجی مدل‌ها مشخص گردید که مقادیر مدل‌سازی شده توسط مدل منتخب $ARIMA(5,0,11)$ برای شاخص خشکسالی سالانه تا گام چهارم پیش‌بینی یعنی تا چهار سال دارای ضریب همبستگی قوی با مقادیر مشاهداتی داشته، در چهار سال ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهداتی و مدل‌سازی متوسط و در یک سال باقی‌مانده همبستگی نسبتاً ضعیف است؛ به این معنا که نتایج مدل‌سازی مدل مذکور تا چهار سال از اعتبار بیشتری برخوردار است (جدول ۱۵).

جدول (۱۵): مقادیر ضریب همبستگی بین مقادیر داده‌های

پیش‌بینی شده و مشاهده شده شاخص خشکسالی SPI سالانه

Table (15): Correlation coefficient values between predicted and observed data values of annual SPI drought index

ضریب همبستگی (r)						فواصل زمانی
۹	۸	۷	۶	۵	۴	
سال	سال	سال	سال	سال	سال	سال
۰/۳۹	۰/۴۱	۰/۵۴	۰/۵۳	۰/۵۰	۰/۸	ARIMA (5,0,11)

چنین نتیجه‌ای در برخی از مطالعات نیز حاصل شده است. برای مثال در شفیعی و همکاران (۲۰۱۱) مدل‌سازی شاخص خشکسالی PDSI طی دوره ۳۴ ساله با استفاده از مدل‌های باکس-جنکینز در منطقه انجام شد؛ اما اعتبارسنجی مدل مورد نظر برای ۲۴ ماه نشان داد مدل مزبور دارای همبستگی ضعیف با داده‌های مشاهداتی بوده و بررسی طول مدت قابل پیش‌بینی به‌صورت ماه‌به‌ماه مشخص کرد پیش‌بینی مدل تنها برای دو ماه دارای همبستگی زیاد با داده‌های واقعی است. مدل‌سازی سری شاخص خشکسالی SPI شش‌ماهه رضایت‌بخش بوده است. البته در مرحله اعتبارسنجی همبستگی قوی بین داده‌های حاصل از مدل و مقادیر واقعی در چهار گام زمانی وجود دارد. در این

در این راستا مدل‌های سری زمانی ابزاری مناسب برای پیش‌بینی وقایع اقلیمی به‌شمار می‌آیند. در تحقیق پیش رو سری زمانی شاخص SPI برای مدل‌سازی خشکسالی در مقیاس‌های سالانه، شش‌ماهه و نه‌ماهه به کار گرفته شد و مدل‌های مناسب و همچنین محدودیت‌های آن‌ها معرفی گردید. براساس نتایج حاصل شده از شاخص خشکسالی سالانه دامنه تغییرات شاخص مذکور بین $1/43$ و $-2/75$ متغیر بود که به ترتیب در سال‌های ۲۰۰۴ و ۲۰۱۰ رخ داده است و طبق نتایج از نظر خشکسالی، بیشتر سال‌ها نزدیک به شرایط نرمال بوده‌اند. چهار سال در شرایط ترسالی متوسط، یک سال در شرایط خشکسالی متوسط و دو سال نیز دچار خشکسالی بسیار شدید بوده‌اند که مربوط به سال‌های ۲۰۱۰ و ۲۰۰۸ هستند. نتیجه حاصل شده با پژوهش ظهرابزاده و اسلامی (۲۰۱۷) همسوست به طوری که طبق پژوهش اخیر در سال‌های ۱۳۸۶ تا ۱۳۸۸ مطابق با سال‌های ۲۰۰۸ تا ۲۰۱۰ منطقه دچار خشکسالی بسیار شدید بوده است. همچنین نتایج ضیایی اصل و لوعلیزاده (۲۰۱۲) حاکی از آن است که طی سال‌های ذکر شده خشکسالی شدیدتری در استان خوزستان به وقوع پیوسته است. با توجه به طبقه‌بندی شاخص خشکسالی همچنین کارابولوت (۲۰۱۵) برای بررسی سال‌های خشک و تر از تجزیه و تحلیل شاخص خشکسالی SPI سالیانه استفاده نموده و سال‌های دچار خشکسالی را مشخص نموده که حاکی از سودمند بودن شاخص مذکور در بررسی خشکسالی سالیانه است که به این مهم در پژوهش پیش رو پرداخته شده و علاوه بر آن بهترین مدل‌ها برای شبیه‌سازی آن نیز مشخص شده است. در بخش سؤالات و فرضیات مدل تعیین روند سری‌های زمانی شاخص خشکسالی نیز مطرح گردیده بود که با آزمون روند من-کندال مشخص شد در منطقه مورد مطالعه بر شاخص خشکسالی SPI سالانه و SPI شش‌ماهه روند معناداری حاکم نبوده و تنها شاخص خشکسالی SPI نه‌ماهه روند معناداری از خود نشان داد. نظیر این آزمون در پژوهش‌های مختلفی آورده شده است. برای مثال لیو و همکاران (۲۰۲۱) از آزمون مذکور برای بررسی وجود روند در سری‌های زمانی شاخص‌های خشکسالی SPI و SPEI بهره بردند. همچنین قربانی و همکاران (۲۰۱۹) از آزمون

ارتباط با سری زمانی SPI نه‌ماهه، هرچند مدل‌های انتخابی به‌خوبی برازش شده بودند، باقی‌مانده هیچ‌کدام از مدل‌ها از توزیع نرمال برخوردار نبوده؛ اگرچه استقلال آن‌ها در زمان به‌خوبی حفظ شده بود. در این ارتباط پژوهش هاشم گلوگردی و همکاران (۲۰۲۳) را برای نمونه می‌توان نام برد که مدل‌های ARIMA به‌دلیل نرمال نبودن باقی‌مانده‌ها قادر به مدل‌سازی درجه بیابان‌زایی کم نبودند، در صورتی که به روش موجک به‌خوبی مدل‌سازی گردید.

شایان ذکر است که این پروژه با همکاری و حمایت سازمان هواشناسی کشور انجام شده است.

ارتباط قهرمان و قره‌خانی (۲۰۱۱) هیچ‌یک از مدل‌های سری زمانی را برای پیش‌بینی‌های بلندمدت توصیه نمی‌کنند و عنوان می‌کنند استفاده از این‌گونه مدل‌ها حتی مدل ARIMA در پیش‌بینی‌های کوتاه‌مدت قابل توصیه است؛ امری که در این پژوهش نیز مشخص شد. مناسب بودن مدل‌های ARIMA برای مدل‌سازی سری زمانی ذکر شده در برخی پژوهش‌ها نیز آمده است. رضیئی (۲۰۱۶) در پژوهش خود، مدل ARIMA را برای مدل‌سازی سری زمانی سه‌ماهه و شش‌ماهه در مناطق خشک و نیمه‌خشک ایران مناسب تشخیص داده که نتایج پژوهش حاضر در ارتباط با SPI شش‌ماهه را تأیید می‌کند. در

منابع

- Adeli, B., Moradi, H., & Keshavarz, M. (2016). Social Impacts of Short-term Droughts in Rural Areas: A Case Study of Dodangeh Sub-district, Behbahan County of Iran. *Village and Development*, 18(4), 133-151. doi:10.30490/rvt.2016.59450
- Aghdar, H., Shayesteh, K., Mohammadyari, F., & Rangzan, K. (2020). Evaluation of spatial distribution of earth surface temperature in Behbahan during 2000-2014 period using thermal remote sensing. *Human Geography Research*, 52(3), 817-832. doi: 10.22059/jhgr.2019.236547.1007487
- Achite, M., Bazrafshan, O., Azhdari, Z., Walega, A., Krakauer, N., & Caloiero, T. (2022). Forecasting of SPI and SRI Using Multiplicative ARIMA under Climate Variability in a Mediterranean Region: Wadi Ouahrane Basin, Algeria. *Climate*, 10(3), 36. https://doi.org/10.3390/cli10030036
- Armin, M., Rostami, H., & Ghorbannia Kheybari, V. (2021). Analysis and prediction of drought using time series in a number of rain gauge stations in Kheyrbad Basin, Kohgiluyeh and Boyerahmad province. *Extension and Development of Watershed Management*, 9(34), 50-67.
- Box, G., & Jenkins, G., (1976). *Time series analysis forecasting and control*. Holden-Day, San Francisco, USA.
- Byzedi, M., Siosemardeh, M., & Asragah, A. (2016). Prediction and Analysis of Meteorological Drought Based on Time Series (Case Study: SALMAS Watershed). *Environment and Water Engineering*, 2(4), 346-359.
- Dastorani, M., Mirzavand, M., Dastorani, M.T. & Sadatinejad, S, J. (2016). Comparative study among different time series models applied to monthly rainfall forecasting in semi-arid climate condition. *Natural Hazards*, 81, 1811-1827. https://doi.org/10.1007/s11069-016-2163-x
- Derikvand, E., Reyhani niya, B., Moradkhani, M. A., & Maleki, H. (2014). Modeling Dvirej River Discharge Variations Using Temporal Series Analysing. *Quarterly Journal on Water Engineering*, 1(2), 1-12.
- Dodangeh, A., Abedi Koupai, J., & Gohari, S. A. (2012). 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. URL: http://jstnar.iut.ac.ir/article-1-2198-fa.html
- Ebrahimi, M. S., Asadikhoob, M., & Khatoun abadi, S. A. (2020). Spatial Analysis of Agricultural Development in Behbahan. *Village and Space Sustainable Development*, 1(2), 41-60. doi: 10.22077/vssd.2020.3784.1008
- Ehteshami, M., Khorasani, M., Ghadimi, H., & Hayatbini, N. (2017). Analysis of Temporal and Periodic Changes of Groundwater Depth and Nitrate Concentration Using Time Series Modeling (Case Study: Kabudarahang Plain). *Amirkabir Journal of Civil Engineering*, 49(2), 285-294. doi: 10.22060/ceej.2015.415
- Ghahreman, N., & Gharekhani, A. (2011). Evaluation of random time series models in estimating pan evaporation (case study: Shiraz station). *Journal of Water Research in Agriculture*, 25(1), 75-81. SID. https://sid.ir/paper/196848/fa
- Gheisoori, M., Soltani-Gerdefaramarzi, S., & Ghasemi, M. (2018). Investigation and prediction of the changing trend of climate parameters on Discharge (Case Study: Godarkhosh Subbasin). *Journal of Natural Environmental Hazards*, 7(17), 137-154. doi: 10.22111/jneh.2017.19571.1222
- Gheysouri, M., Kalehhouei, M., Saberi, A., & Mohammadi, P. (2022). Application of ARIMA

- time series models for forecasting meteorological drought in Tehran province. *Extension and Development of Watershed Management*, 10(36), 60-70.
15. Ghorbani, H., Vali, A., & Zarepour, H. (2019). Analysis of the Climatological Drought Trend Variations Using Mann-Kendall, Sen and Pettitt Tests in Isfahan Province. *Journal of Spatial Analysis Environmental Hazards*, 6(2), 129-146. URL: <http://jsaeh.khu.ac.ir/article-1-2889-fa.html>
 16. Habibi, B., Meddib, M., Torfsc, P. J.J.F., Remaoun, M., & Van Lanenc, H. A. J. (2018). Characterisation and prediction of meteorological drought usingstochastic models in the semi-arid Chélif-Zahrez basin (Algeria). *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 16, 15-31. <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2018.02.005>
 17. Hajivandpaydari, S., Yazdanpanah, H., & Andarzian, S. B. (2022). Investigation of regional effects of climate change phenomenon in the north of Khuzestan province using HadCM3 model under LARS-WG exponential comparison in the statistical period of 2030-2010 and 2050-2030. *Geography and Human Relationships*, 5(1), 299-314. doi: 10.22034/gahr.2022.330821.1669
 18. Han, P., Wang, P. X., Zhang, S. U. & Zhu, D. H. (2010). Drought forecasting based on the remote sensing data using ARIMA models. *Mathematical and Computer Modelling*, 51, 1398-1403. DOI:10.1016/j.mcm.2009.10.031
 19. Hashem Geloogardi, S, Vali, A., & Sharifi, M. R. (2023). Desertification simulation using wavelet and box-jenkins time series analysis based on TGSi and albedo remote sensing indices. *Journal of Arid Environments*, 219, 105069. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2023.105069>
 20. Hejabi, S., & Bazrafshan, J. (2013). Evaluation of Six Types of Stochastic Models Skill in Modeling and Forecasting the Standardized Precipitation Index Time Series. *Journal of Water Research in Agriculture*, 27(3), 429-454. doi: 10.22092/jwra.2013.128847
 21. Hisdal, H., & Tallaksen, L.M. (2003). Estimation of regional meteorological and hydrological drought characteristics: a case study for Denmark. *Journal of Hydrology*, 281(3), 230-247.
 22. <https://www.fao.org/land-water/water/drought/droughtandag/en/Karabulut>, M. (2015). Drought analysis in Antakya-Kahramanmaraş Graben, Turkey. *Journal of Arid Land*, 7(6), 741-754. DOI:10.1007/s40333-015-0011-6
 23. Karamouz, M., & Araghinejad, S. (2010). *Advanced Hydrology: Industrial University of Amir Kabir Poly Technics*.
 24. Rezanejad Keshteli, M., Babanezhad, M., & Amini, A. (2016). Fitting the Seasonal Time Series Model to the rivers discharge in time domain (Case Study: Atrak River). *Journal of Water and Soil Conservation*, 22(6), 307-315. 20.1001.1.23222069.1394.22.6.20.2
 25. Khorrami, M., & Bozorgnia, A. (2017). *Time series analysis with Minitab software*. Sokhan gostar press, 336 pages.
 26. Kumar, P., Shah, S.F., Uqaili, M.A., Kumar, L., & Zafar, R.F. (2021). Forecasting of Drought: A Case Study of Water-Stressed Region of Pakistan. *Atmosphere*, 12, 1248. <https://doi.org/10.3390/atmos12101248>
 27. Liu, Q., Zhang, G., Ali, S., Wang, X., Wang, G., Pan, Z., & Zhang, G. (2019). SPI-based drought simulation and prediction using ARMA-GARCH model. *Applied Mathematics and Computation*, 355, 96-107. <https://doi.org/10.1016/j.amc.2019.02.058>
 28. Liu, C., Yang, C., Yang, Q., & Wang, J. (2021). Spatiotemporal drought analysis by the standardized precipitation index (SPI) and standardized precipitation evapotranspiration index (SPEI) in Sichuan Province, China. *Scientific Reports*, 11, 1280. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-80527-3>
 29. McKee, T. B, Doesken, N. J, & Kleist, J., 1995. Drought monitoring with multiple time scales. *9th Conference on Applied Climatology*. USA.
 30. Mirzavand, M., & Ghazavi, R. (2015). A Stochastic Modelling Technique for Groundwater Level Forecasting in an Arid Environment Using Time Series Methods. *Water Resour Manage*, 29, 1315-1328 <https://doi.org/10.1007/s11269-014-0875-9>
 31. Mosaedi, A., & Ghabaei Sough, M. (2011). Modification of Standardized Precipitation Index (SPI) Based on Relevant Probability Distribution Function. *Water and Soil*, 25(5). 1206-1216. doi: 10.22067/jsw.v0i-.11258I (In Persian)
 32. Orismology, I.R., Belle, J.A., Orismology, Y.M., Olusola, A.O., & Ololade, O.O. (2022). Drought: A Common Environmental Disaster. *Atmosphere*, 111.
 33. Papacharalampous, G., Tyralis, H., & Koutsoyiannis, D. (2018). Predictability of monthly temperature and precipitation using automatic time series forecasting methods. *Acta Geophysica*. 66(4), 807-831. <http://dx.doi.org/10.1007/s11600-018-0120-7>
 34. Raziei, T. (2016). Drought forecasting in eastern and central arid and semi-arid regions of Iran using time series and Markov chainmodels. *Watershed Engineering and Management*, 8(4), 454-477. doi: 10.22092/ijwms.2016.107181
 35. Reichhuber, A., Svoboda, M., King-Okumu, C., Mirzabaev, A., Vicente-Serrano, S.M., Srinivasan, R., et al. (2022). Multiscale approaches for the assessment and monitoring of social and ecological resilience to drought. A report of the science-policy interface. *Bonn, United Nations Convention to Combat Desertification*. Available at

- <https://www.unccd.int/resources/reports/multiscale-approaches-assessment-and-monitoring-social-and-ecological-resilience> (visited 5 June 2023).
36. Rezaiy, R., & Shabri, A. (2023). Drought forecasting using W-ARIMA model with standardized precipitation index. *Journal of Water and Climate Change*, 14(9), 3345–3367. <https://doi.org/10.2166/wcc.2023.431>.
 37. Roushangar, K., Ghasempour, R., & Nourani, V. (2021). The potential of integrated hybrid pre-processed techniques for short- to long-term drought forecasting. *Journal of Hydroinformatics*, 23(1), 117–135. <https://doi.org/10.2166/hydro.2020.088>
 38. Sabzevary, Y., & Abedi koupaei, J. (2022). Trend and Time Series Analysis of Reference Evapotranspiration (Case Study: Khorram Abad Plain). *Extension and Development of Watershed Management*, 10(37), 35-46.
 39. Shafiei, M., Ghahraman, B., Ansari, H., & Sharifi, M. B. (2011). Stochastic Simulation of Drought Severity Based on Palmer Index. *Water and Irrigation Management*, 1(1), 1-13.
 40. Shaukat, M. H., Hussain, I., Faisal, M., Al-Dousari, A., Ismail, M., Shoukry, A. M., Elashkar, E. E. & Gani, S. (2020). Monthly drought prediction based on ensemble models. *PeerJ Life and environment*, 8, e9853. <https://doi.org/10.7717/peerj.9853>
 41. Teymouri yeganeh, L., & Teymouri yeganeh, M. (2021). Application of time series model to estimate monthly rainfall in Kermanshah province. *Journal of Climate Research*, 1399(44), 121-132.
 42. UNCCD. (2022). *Drought in Numbers 2022 - restoration for readiness and resilience (COP 15)*. Abidjan: Author.
 43. Xu, D., Ding, Y., Liu, H., Zhang, Q., & Zhang, D. (2022). Applicability of a CEEMD–ARIMA Combined Model for Drought Forecasting: A Case Study in the Ningxia Hui Autonomous Region. *Atmosphere*, 13, 1109. <https://doi.org/10.3390/atmos13071109>
 44. Zhang, Y., Li, W., Chen, Q., Pu, X., & Xiang, L. (2017). Multi-models for SPI drought forecasting in the north of Haihe River Basin, China. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 31(10), 1-11. <https://doi.org/10.1007/s00477-017-1437-5>
 45. Ziaeiasl, F., & Lo Alizadeh, M. (2012). Investigation of droughts situation in Khuzestan using standard rainfall index (SPI). *In 1st National Conference on Agriculture in Hard Environmental Conditions, 10 May 2012*. Islamic Azad University, Ramhormoz, Iran. <https://civilica.com/doc/351945/>
 46. Zohrabzadeh, F., & Eslami, H. (2017). Temporal and Spatial variability Analysis of Drought Hazard in Khuzestan Province Using Standardized Precipitation Index (SPI). *Water Resources Engineering Journal*, 5(2), 101-112. https://journals.iau.ir/article_536702.html?lang=en

Modeling SPI Drought Index Using ARIMA Stochastic Model (A Case Study of Behbahan City)

Homayoun Nowruzi Khub,¹ Nasim Arman,^{2*} Sareh Hashem Geloogerd³

Received: 16/11/2024

Accepted: 04/01/2025

Extended Abstract

Introduction: As one of the greatest natural disasters faced by mankind since time immemorial, drought can be defined as a long period of reduced precipitation (a season or a year, for instance) occurring in almost all climate zones, including areas with high and low precipitation rates. Moreover, drought is a globally intensifying phenomenon, with no region or country in the world remaining safe from its consequences. On the other hand, the extent, frequency, intensity, and duration of drought are increasing in many parts of the world due to climate change. In addition, the phenomenon influences a diverse range of biophysical resources in catchment areas, including the discharge and sedimentation of rivers. Therefore, awareness of the drought status, prediction of drought, and zoning of its severity can significantly reduce the risk of its potential damage.

Materials and Methods: Covering an area of 3516 km², Behbahan is located in the southeast of Khuzestan province between 50° to 50° 21' east longitude and 30° 30' to 31° north latitude. Various indicators have so far been developed for monitoring drought, each of which considers one or more parameters contributing to drought. As a widely applied drought index worldwide, The Standardized Precipitation Index (SPI) time series can be used to describe the intensity of historical and current drought events at a site and to estimate the potential prospective magnitude of drought.

Auto-correlated integrated ARIMA model is frequently used in analyzing time series. The model was first proposed by Box and Jenkins when studying time series, inspiring many related models that have since been developed and applied in various branches of geosciences. To investigate and predict drought in Behbahan City, this study sought to model annual SPI time series, six-month SPI, and nine-month SPI using the ARIMA model.

Results: The results indicated that the ARIMA (5,0,11) was the best choice for modeling annual drought index time series in the validation stage, with its errors being $R^2=0.64$ and $RMSE=0.81$ $MAE=0.66$ and $MAPE=213.27$ errors. The ARIMA (2,0,5) was also found to be the best model for modeling the six-month SPI drought index time series, where the R^2 value of the model was equal to 0.50 (greater than that of other models), and its RMSE, MAE, and MAPE errors were reports as 0.84, 0.64 and 100.31, respectively (less than those of other models). Moreover, due to the non-normality of the residuals of the selected models, a suitable model was not found for modeling the nine-month SPI time series. Therefore, other methods such as wavelet analysis are recommended to be used in this regard.

Discussion and Conclusion: As a complex and often underestimated phenomenon, drought strongly influences different aspects of human life. Therefore, early prediction of drought plays a crucial role in strategic planning and management of water resources. In this regard, time series models are considered a suitable tool for

1. MS, Department of Rangeland and Watershed Management, Faculty of Natural Resources, Behbahan Khatam Alanbia University of Technology, Behbahan, Iran

2. Assistant professor, Department of Rangeland and Watershed Management, Faculty of Natural Resources, Behbahan Khatam Alanbia University of Technology, Behbahan, Iran. Nasim_arman2000@yahoo.com

3. PhD, Department Combating Desertification, Faculty of Natural Resources and earth science, University of Kashan, Kashan, Iran.

predicting climatic events. This study used the time series of the SPI index to model drought in Behbahan City at annual, six-month, and nine-month scales, seeking to identify appropriate models in this regard. It appears that managers and relevant decision-makers should take similar studies into account to access a clear analysis of the region and develop optimal plans for the management of water resources. This is especially important in Iran, where a large area of the country is characterized by arid and semi-arid climates. Considering that the phenomenon of drought can be predicted and managed, it is necessary to implement basic measures to reduce the adverse effects of drought in the coming years.

Keywords: Behbahan, Drought, Modeling, SPI index, Time Series.