

پیش‌بینی خشکسالی بر پایه نمایه بارش استاندارد شده با استفاده از مدل‌های سری‌های زمانی در استان فارس

مرضیه جهان‌دیده^{۱*} و امین شیروانی^۲

چکیده

پیش‌بینی خشکسالی اهمیت زیادی در برنامه‌ریزی و مدیریت منابع طبیعی و منابع آب دارد. در این مطالعه از مدل‌های اتورگرسیو- میانگین متحرک تلفیق شده فصلی (SARIMA) به عنوان مدل‌های تصادفی خطی برای پیش‌بینی خشکسالی استفاده شد. این مدل‌ها سری‌های زمانی نمایه بارش استاندارد شده (SPI) را برای پیش‌بینی خشکسالی به کار می‌برند. مقادیر SPI برای مقیاس‌های زمانی ۳، ۶، ۱۲ و ۲۴ ماهه برای ایستگاه‌های سینوپتیک آباده، شیراز و فسا در استان فارس محاسبه شدند. مدل SARIMA با کمترین مقدار معیار اطلاعات آکاییک تصحیح شده به عنوان بهترین مدل انتخاب شد. نمودارهای خودهمبستگی باقیمانده‌ها برای مدل‌های انتخاب شده نشان می‌دهند که باقیمانده‌ها ناهمبسته‌اند. مقادیر SPI از ژانویه ۲۰۰۴ تا دسامبر ۲۰۰۵ به عنوان داده‌های آزمون با استفاده از مدل‌های سری زمانی SPI دوازده ماهه ایستگاه شیراز مناسب تشخیص داده شد. برای مثال، مدل $ARIMA(1,0,1) \times (2,1,1)_{12}$ برای سری‌های زمانی SPI دوازده ماهه ایستگاه شیراز مناسب تشخیص داده شد. نتایج این مدل نشان داد که ضریب همبستگی بین مقادیر SPI مشاهده و پیش‌بینی شده ۰/۷۴ می‌باشد که در سطح ۱٪ معنی دار می‌باشد و ۲۲ ماه وضعیت خشکسالی به درستی پیش‌بینی می‌شود.

واژه‌های کلیدی: سری‌های زمانی، پیش‌بینی خشکسالی، نمایه SPI، SARIMA، استان فارس.

ارجاع: جهان‌دیده م و شیروانی ا. ۱۳۹۰. جذب پیش‌بینی خشکسالی بر پایه نمایه بارش استاندارد شده با استفاده از مدل‌های سری‌های زمانی در استان فارس. مجله پژوهش آب ایران. ۱۹(۹):۲۸-۱۹.

۱- استادیار گروه ریاضی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد مرودشت.

۲- استادیار بخش مهندسی آب و مرکز پژوهش‌های جوی اقیانوسی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شیراز.

* نویسنده مسئول: jahandidehmr@gmail.com

تاریخ دریافت: ۱۳۸۹/۰۶/۰۹ تاریخ پذیرش: ۱۳۸۹/۱۲/۲۴

مقدمه

دوره‌های خشک در اثر کمبود رطوبت ناشی از کمبود بارش در طول یک دوره زمانی مشخص به وجود می‌آیند. کلمه Drought در حقیقت معادل دوره خشک است ولی در عرف به عنوان خشکسالی به کار می‌رود. نمایه بارش استاندارد شده^۱ (SPI) یکی از نمایه‌های پیش‌دوره‌های خشک است که در آن مقیاس زمانی مد نظر قرار می‌گیرد. معمولاً مقیاس‌های زمانی کوتاه مدت و بلند مدت به ترتیب در بخش کشاورزی و آب‌های زیرزمینی به کار برده می‌شود. از نمایه بارش استاندارد شده برای پیش‌دوره‌های خشک سال‌های ۹۴-۱۹۹۳ در ایالت کلرادو استفاده شده است (مک‌کی و همکاران، ۱۹۹۳؛ ۱۹۹۵).

پایش دوره‌های خشک بر پایه این نمایه در مناطق دیگر دنیا نیز صورت گرفته است (کومسکو، ۱۹۹۹؛ هایس و همکاران، ۱۹۹۹؛ بوسی و همکاران، ۲۰۰۰؛ اگنیو، ۲۰۰۰). در مناطق مختلف آب و هوایی ایران نیز تحقیقاتی در زمینه تعیین دوره خشک و توزیع مکانی آنها صورت گرفته است (کریمی و همکاران، ۱۳۸۰؛ شیروانی و همکاران، ۲۰۰۳؛ اختری و همکاران، ۱۳۸۵؛ سلطانی و سعادت، ۱۳۸۶؛ مساعدی و همکاران، ۱۳۸۷). اما در زمینه رفتار تصادفی^۲ نمایه SPI مطالعات اندکی صورت گرفته است که از آن جمله می‌توان به مطالعه رضیئی و همکاران (۱۳۸۶) در استان سیستان و بلوچستان با استفاده از زنجیره مارکف اشاره کرد. ولی آنها به مقوله پیش‌بینی خشکسالی نپرداخته‌اند. همچنین علیزاده و آشگر طوسی (۱۳۸۷) پیش‌بینی وضعیت آب و هوایی در استان خراسان رضوی را با استفاده از نمایه SPI و زنجیره مارکف مطالعه کردند. آنها احتمال وقوع وضعیت نرمال آب و هوایی در اکثر ایستگاه‌های استان را برای سال ۱۳۸۷ پیش‌بینی کردند.

مرید و همکاران (۲۰۰۶) هفت نمایه خشکسالی را برای استان تهران با یکدیگر مقایسه کردند و نشان دادند که نمایه SPI و بارش موثر برای یافتن شروع خشکسالی مناسب می‌باشند و کاربرد این دو نمایه را برای مدیریت خشکسالی در استان تهران توصیه کردند.

پیش‌بینی خشکسالی حوضه رودخانه کانسباتی^۳ در هند با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و سری‌های زمانی

انجام شده است (میشرا و دسای، ۲۰۰۶). پیش‌بینی کلاس‌های خشکسالی در جنوب کشور پرتغال توسط پائولو و پریرا (۲۰۰۷) با استفاده از زنجیره مارکف انجام شده است. مدل‌های اتورگرسیو- میانگین متحرک تلفیق شده فصلی^۴ (SARIMA) در مدل بندی سری‌های زمانی نمایه SPI برای حوضه رودخانه بویوک مندرس در ترکیه استفاده شده است (دوردو، ۲۰۱۰).

اغلب مطالعات صورت گرفته در کشور که به بعضی از آنها در بالا اشاره شد مربوط به پایش دوره‌های خشک در زمان‌های گذشته و حال است و تحقیق و مطالعه درباره مدل بندی سری‌های زمانی نمایه SPI و پیش‌بینی آن در آینده تحقیق نشده است. مطالعات صورت گرفته در زمینه رفتار تصادفی این نمایه به وسیله زنجیره مارکف مرتبه یک صورت گرفته که در حقیقت وضعیت طبقه‌های (کلاس‌های) خشکسالی مدل بندی شده است و احتمال وقوع وضعیت خشکسالی در هر ماه، به ماه قبل ارتباط داده شده است. ولی در مدل بندی این نمایه به وسیله سری‌های زمانی، مقدار خود نمایه مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد و اثر فصلی، روند و وابستگی مقدار نمایه در هر ماه به تمامی ماه‌های قبل هم در دوره فصلی و هم غیر فصلی در نظر گرفته می‌شود.

پیش‌بینی خشکسالی به عنوان یکی از راهکارهای مدیریتی است که به برنامه ریزان و مسئولین سازمان‌های مختلف کمک خواهد کرد تا برنامه‌ریزی صحیحی برای استفاده از منابع محدود آب فراهم کنند. همچنین پیش‌بینی خشکسالی در ماه‌های آتی به کشاورزان کمک خواهد کرد تا با تغییر در تاریخ کشت محصولات و استفاده از ارقام مقاوم به خشکی خسارات ناشی از این پدیده را به حداقل برسانند (علیزاده و آشگر طوسی، ۱۳۸۷).

هدف از تحقیق حاضر مدل بندی رفتار تصادفی خطی مقدار نمایه SPI و پیش‌بینی آن در ایستگاه‌های استان فارس با استفاده از مدل‌های سری‌های زمانی است.

مواد و روش‌ها

داده‌های بارش ماهانه برای سه ایستگاه سینوپتیک آباده (طول جغرافیایی ۴۰' ۵۲° شرقی، عرض جغرافیایی ۱۱' ۳۱° شمالی)، شیراز (طول جغرافیایی ۳۲' ۵۲°

1- Standardized Precipitation Index

2- Stochastic

3- Kansabati

4- Seasonal auto-regressive integrated moving average

باشند کاربرد این توزیع به طور مستقیم اشکال دارد. این امر از طریق معادله ۴ قابل بیان است زیرا لگاریتم عدد صفر برابر بینهایت می‌شود. هنگامی که داده‌ها حاوی تعداد زیادی بارش صفر باشند از تابع توزیع آمیخته^۱ به شکل معادله ۵ استفاده می‌شود (مک‌کی و همکاران، ۱۹۹۵).

$$H(x) = p + (1 - p)G(x) \quad (5)$$

که p برابر با احتمال بارش صفر و $G(x)$ تابع توزیع تجمعی گاما برای داده‌های بدون بارش صفر است. محققینی چون (اختری و همکاران، ۱۳۸۵)، سلطانی و سعادت (۱۳۸۶)، مک‌کی و همکاران (۱۹۹۳) و دوردو (۲۰۱۰) با استفاده از روابط آبراموویتس و استاگون (۱۹۶۵) تابع توزیع تجمعی گاما را به متغیر نرمال استاندارد تبدیل کرده‌اند. در تحقیق حاضر از این روش استفاده نمی‌شود و تبدیل تابع توزیع تجمعی بارش به متغیر نرمال استاندارد با استفاده از تبدیل تابع معکوس توزیع نرمال استاندارد صورت می‌گیرد.

در حقیقت با این تبدیل چندک‌های توزیع نرمال به دست می‌آید که این روش دقیق‌تر و محاسبه آن ساده‌تر است. این چندک‌ها مقادیر نمایه SPI می‌باشند. جدول ۱ طبقه بندی مقادیر نمایه SPI برای تشخیص وضعیت خشکسالی و ترسالی را نشان می‌دهد (مک‌کی و همکاران ۱۹۹۵).

برپایه نمایه SPI به دست آمده، سری‌های زمانی ماهانه نمایه تشکیل می‌شود و سپس به عنوان فایل ورودی مدل‌های سری زمانی در نظر گرفته می‌شود.

کلاس مهمی از مدل‌های سری‌های زمانی از ترکیب فرایندهای میانگین متحرک^۲ (MA) و اتورگرسیو^۳ (AR) تشکیل می‌شود. یک فرایند اتورگرسیو- میانگین متحرک مرکب^۴ (ARMA) که شامل p جمله اتورگرسیو $AR(p)$ و q جمله میانگین متحرک $MA(q)$ است از مرتبه (p, q) نامیده می‌شود و به صورت معادله ۶ بیان می‌شود:

$$X_t = \phi_1 X_{t-1} + \dots + \phi_p X_{t-p} + Z_t + \theta_1 Z_{t-1} + \dots + \theta_q Z_{t-q}, \quad (6)$$

شرقی، عرض جغرافیایی $36' 29^\circ$ شمالی) و فسا (طول جغرافیایی $41' 53^\circ$ شرقی، عرض جغرافیایی $58' 28^\circ$ شمالی) در استان فارس از سالنامه‌های هواشناسی انتشارات سازمان هواشناسی استخراج شد. این داده‌ها برای دوره‌های آماری ۲۰۰۵-۱۹۷۷، ۲۰۰۵-۱۹۵۱ و ۲۰۰۵-۱۹۶۷ به ترتیب برای ایستگاه‌های آباده، شیراز و فسا مطالعه شد. وجود دوره آماری بلند مدت (حدود ۳۰ سال) ملاک انتخاب این ایستگاه‌ها در استان فارس بود. داشتن آمار طولانی مدت توسط مک‌کی و همکاران (۱۹۹۳) که اولین بار نمایه SPI را معرفی کردند، توصیه شده است.

برای محاسبه نمایه SPI در ابتدا بارش ماهانه به مجموع بارش در هر بازه زمانی دلخواه (۳، ۶، ۱۲ و ۲۴ ماهه) تبدیل می‌شود. برای بارش تجمعی به دست آمده در هر ماه، یک توزیع مناسب آماری با استفاده از آزمون کلموگروف-اسمیرنوف برازش داده می‌شود.

اغلب محققین از تابع چگالی احتمال گامای دو پارامتری برای برازش داده‌ها استفاده می‌کنند (مک‌کی و همکاران، ۱۹۹۳؛ اختری و همکاران، ۱۳۸۵؛ سلطانی و سعادت، ۱۳۸۶). این تابع چگالی به صورت معادله ۱ است.

$$f_X(x) = \frac{1}{\beta^\alpha \Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-x/\beta}, \quad x, \alpha, \beta > 0, \quad (1)$$

در این معادله α و β به ترتیب پارامترهای شکل و مقیاس است. نماد $\Gamma(\alpha)$ تابع گاما می‌باشد که به صورت $\Gamma(\alpha) = \int_0^{+\infty} t^{\alpha-1} e^{-t} dt$ تعریف می‌شود. برآورد پارامترهای توزیع گاما با استفاده از روش حداکثر درست‌نمایی (تام، ۱۹۵۸) به شکل معادلات ۲ و ۳ تعریف می‌شود.

$$\hat{\alpha} = \frac{1}{4A} \left(1 + \sqrt{1 + \frac{4A}{3}} \right) \quad (2)$$

$$\hat{\beta} = \frac{\bar{x}}{\hat{\alpha}} \quad (3)$$

در معادله (۲) مقدار A برای n مشاهده به شکل معادله (۴) برآورد می‌شود.

$$A = \ln\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i\right) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln(x_i) \quad (4)$$

تکیه‌گاه تابع چگالی گاما مجموعه اعداد حقیقی مثبت می‌باشد. بنابراین زمانی که داده‌ها حاوی مشاهده صفر

1- Mixture distribution function
2- Moving average (MA)
3- Auto regressive (AR)
4- Auto regressive moving average (ARMA)

الگوهای فصلی ARIMA کلاس دیگری از الگوهای احتمالی می‌باشد که در صورت وجود اثر فصلی در سری زمانی مورد استفاده قرار می‌گیرد. یک روش مهم در الگو سازی فرایندهای فصلی نایستا، تفاضلی کردن فصلی است. تفاضلی کردن فصلی با دوره s برای سری $\{X_t\}$ با $(\nabla_s X_t = X_t - X_{t-s})$ نشان داده می‌شود. الگوی کلی SARIMA به صورت معادله ۱۰ است (باکس و همکاران، ۲۰۰۲؛ شاموی و استوفر، ۲۰۰۶).

$$\Phi(B^s)\phi(B)\nabla_s^D\nabla^d X_t = \Theta(B^s)\theta(B)Z_t \quad (10)$$

در معادله ۱۰، $\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$ و $\theta(B) = 1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q$ به ترتیب عملگرهای فصلی اتورگرسیو و میانگین متحرک از مرتبه P و Q با دوره فصلی s هستند. همچنین $\nabla^d = (1 - B)^d$ و $\nabla_s^D = (1 - B^s)^D$ و فصلی است.

الگوی $ARIMA(p, d, q) \times (P, D, Q)_s$ برای نمایش معادله ۱۰ استفاده می‌شود و p, d, q مرتبه‌های غیر فصلی و P, D, Q مرتبه‌های فصلی مدل هستند.

در تحقیق حاضر برای انتخاب بهترین مدل سری زمانی از معیار اطلاعات آکاییک تصحیح شده (AICc)^۲ که فرم اصلاح شده معیار اطلاعات آکاییک معمولی از لحاظ اریبی می‌باشد، استفاده شد (شاموی و استوفر، ۲۰۰۶). با کاربرد معیار اطلاعات آکاییک تصحیح شده، الگوی کلی SARIMA (معادله ۱۰) برای سری‌های زمانی نمایه SPI به دست آمد. محاسبه نمایه SPI و کلیه محاسبات سری‌های زمانی با استفاده از محیط برنامه نویسی R انجام گرفت. R یک نرم افزار رایگان برای محاسبات آماری است.^۳

نتایج و بحث

مقدار تجمعی بارش برای هر مقیاس زمانی برای سه ایستگاه سینوپتیک آباده، شیراز و فسا در استان فارس به طور جداگانه محاسبه شد. در صورت وجود مقدار تجمعی

به طوری که $\{Z_t\}$ یک فرایند گسسته تصادفی محض است و X_{t-p} سری زمانی در تأخیر p و Z_{t-q} فرایند تصادفی محض در تأخیر q است.

با به کار بردن عملگر پس بر $(B^k x_t = x_{t-k})$ ، معادله (۶) به شکل زیر بیان می‌شود:

$$\phi(B)X_t = \theta(B)Z_t \quad (7)$$

که در آن $\theta(B)$ و $\phi(B)$ به ترتیب چند جمله‌ای‌های مرتبه p و q به صورت معادلات ۸ و ۹ می‌باشند.

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p \quad (8)$$

$$\theta(B) = 1 + \theta_1 B + \dots + \theta_q B^q \quad (9)$$

مقادیر ϕ_i که فرایند را ایستا می‌کنند، طوری تعیین می‌شوند که ریشه‌های $\phi(B) = 0$ خارج از دایره واحد قرار داشته باشند و مقادیر θ_i که فرایند را وارون پذیر می‌کنند، طوری هستند که ریشه‌های $\theta(B) = 0$ خارج از دایره واحد باشند (باکس و همکاران، ۲۰۰۲).

جدول ۱- طبقه بندی نمایه SPI (مک‌کی و همکاران، ۱۹۹۵)

مقدار SPI	طبقه ترسالی یا خشکسالی
۲ و بالاتر	ترسالی بسیار شدید
۱/۵۰ تا ۱/۹۹	ترسالی شدید
۱/۰۰ تا ۱/۴۹	ترسالی ملایم
۰/۹۹ تا -۰/۹۹	نزدیک به نرمال
-۱/۰۰ تا -۱/۴۹	خشکسالی ملایم
-۱/۵۰ تا -۱/۹۹	خشکسالی شدید
-۲/۰۰ و کمتر	خشکسالی بسیار شدید

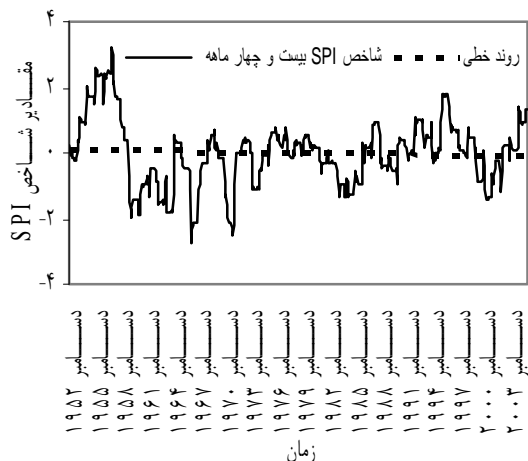
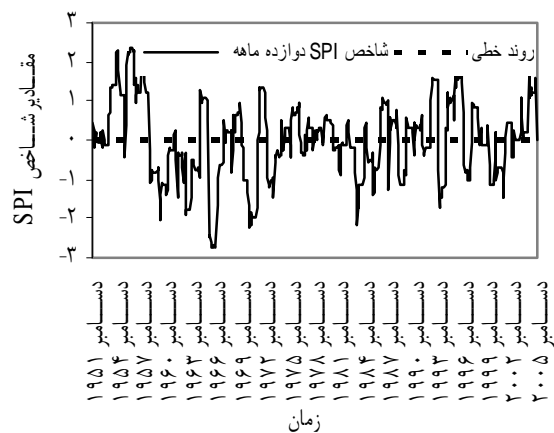
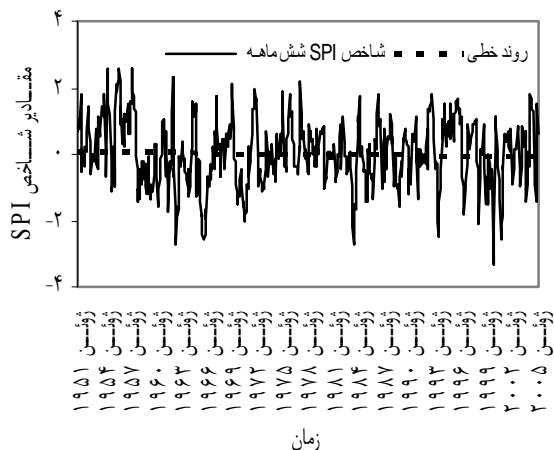
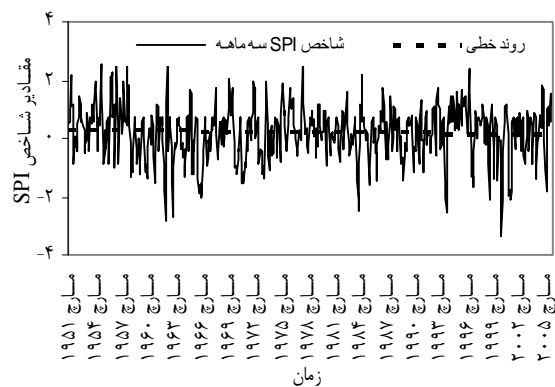
برای برازش الگوی ایستا، باید منابعی که باعث نایستایی می‌شوند، حذف کرد. اگر سری مشاهده شده نسبت به میانگین نایستا باشد در این صورت می‌توان سری را تفاضلی کرده تا سری مورد نظر به یک سری ایستا تبدیل شود. اگر در معادله (۷) مقدار X_t با $\nabla^d X_t$ جایگزین گردد $(\nabla^d X_t = X_t - X_{t-d})$ آنگاه الگویی داریم که قابلیت بیان بعضی انواع سری‌های نایستا را دارد و الگوی اتورگرسیو- میانگین متحرک تلفیق شده^۱ (ARIMA) نامیده می‌شود.

2 - Akaike's information criterion, bias corrected

۳- اطلاعات بیشتر در مورد این نرم افزار در سایت <http://www.r-project.org>

موجود می‌باشد.

1- Auto regressive integrated moving average



شکل ۱ - سری‌های زمانی نمایه SPI ایستگاه شیراز

بارش صفر، مقدار $0/01$ میلی‌متر بارش به آن ماه اضافه شد و سپس پارامترهای توزیع گاما با استفاده از معادلات ۲ و ۳ برآورد شدند. لگاریتم عدد $0/01$ در پایه نمایی برابر با $4/605$ می‌باشد که دیگر در برآورد معادله ۴ مشکلی وجود ندارد. این روش برای مقیاس‌های زمانی ۱۲ و ۲۴ ماه استفاده نشد زیرا احتمال ۱۲ ماه متوالی بدون بارش در ایستگاه‌های انتخابی برابر با صفر بود.

همچنین این احتمال برای مقیاس زمانی ۶ ماهه بسیار اندک است. پس از برازش توزیع گاما و بررسی فایده آن با آزمون کلموگروف-اسمیرنوف، نمایه SPI_3 ، SPI_6 ، SPI_{12} و SPI_{24} برای ایستگاه‌های انتخابی محاسبه شدند. فرض کنید $SPI_{12}(t)$ معرف نمایه SPI دوازده ماهه ایستگاه شیراز در ماه t ام باشد. نمودار سری‌های زمانی $SPI_{12}(t)$ برای ایستگاه شیراز در شکل ۱ نشان داده شده است.

در این شکل روند خطی نیز به صورت خط چین نشان داده شده است. روند خطی که از طریق یک معادله رگرسیونی بین SPI_{12} و زمان به ترتیب به‌عنوان متغیر پاسخ و مستقل (توضیحی) به صورت معادله رگرسیونی $SPI_{12}(t) = 0.00003 \times t - 0.01$ بررسی شد. P-value مربوط به ضریب رگرسیونی برابر $0/85$ می‌باشد که نشان می‌دهد شیب این خط رگرسیونی در سطح $0/1$ معنی‌دار نمی‌باشد. همچنین مقدار آماره آزمون F برابر $0/03$ بود که از عدد جدول $F(0/95, 1, 647) = 3/8$ کوچکتر است که نشان داد مدل رگرسیونی $0/5$ معنی‌دار نمی‌باشد. همچنین ضریب تعیین مدل برابر $0/1$ می‌باشد که نامناسب بودن مدل رگرسیونی را تأیید می‌کند. از این رو روند خطی از نظر آماری زیاد نیست.

به‌دلیل عدم وجود روند خطی در سری‌های زمانی SPI_{12} نیاز به تبدیل داده‌ها و یا تفاضلی کردن آنها در این مرحله نمی‌باشد. برای تعیین مرتبه مدل‌های اولیه که می‌توانند رفتار SPI_{12} ایستگاه شیراز را توجیه کنند از نمودار خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی استفاده شد. دوره آموزشی مدل سری‌های زمانی تا پایان سال ۲۰۰۳ در نظر گرفته شد.

سال ۲۰۰۴، پارامترهای مدل SARIMA دوباره برآورد شد و سپس نمایه SPI_{12} برای دوازده ماه سال ۲۰۰۵ پیش-بینی شد. یک فاصله اطمینان ۹۵٪ برای مقادیر پیش‌بینی شده نمایه SPI_{12} محاسبه گردید. شکل ۴ سری‌های زمانی مشاهده شده و پیش‌بینی شده نمایه SPI_{12} (روی نمونه انتخاب شده برای آزمون) را نشان می‌دهد. مقدار ضریب همبستگی بین این دو سری زمانی برابر ۰/۷۴ بود که در سطح ۱٪ از نظر آماری معنی‌دار می‌باشد. همچنین جذر میانگین توان دوم خطا ۱ (RMSE) نیز برابر ۰/۳۹ می‌باشد. همانطور که در شکل ۴ دیده می‌شود مدل هر ۱۱ ماه وضعیت نزدیک به نرمال و ۱۱ ماه وضعیت ترسالی (اغلب ماه‌های سال ۲۰۰۵) را به‌خوبی پیش‌بینی کرده است (طبقه بندی مقادیر نمایه SPI در جدول ۱ آورده شده است) ولی مقدار پیش‌بینی در ژانویه و دسامبر سال ۲۰۰۴ از دقت خوبی برخوردار نیست. یکی از دلایلی که مدل در دسامبر سال ۲۰۰۴ از دقت کافی برخوردار نیست آن است که بیشترین بارش در دوره مورد مطالعه در دسامبر سال ۲۰۰۴ برابر ۳۰۵ میلی‌متر گزارش شده است در حالی که در کل دوره مورد مطالعه میانگین ماهانه بارش ماه دسامبر در ایستگاه شیراز ۷۸ میلی‌متر می‌باشد. همچنین مقدار تجمعی بارش دوازده ماهه در دسامبر سال ۲۰۰۴ برابر با ۶۲۱ میلی‌متر می‌باشد که این سال جزء سال‌های بسیار تر محسوب می‌شود (میانگین سالانه بارش در ایستگاه شیراز حدود ۳۴۶ میلی‌متر است).

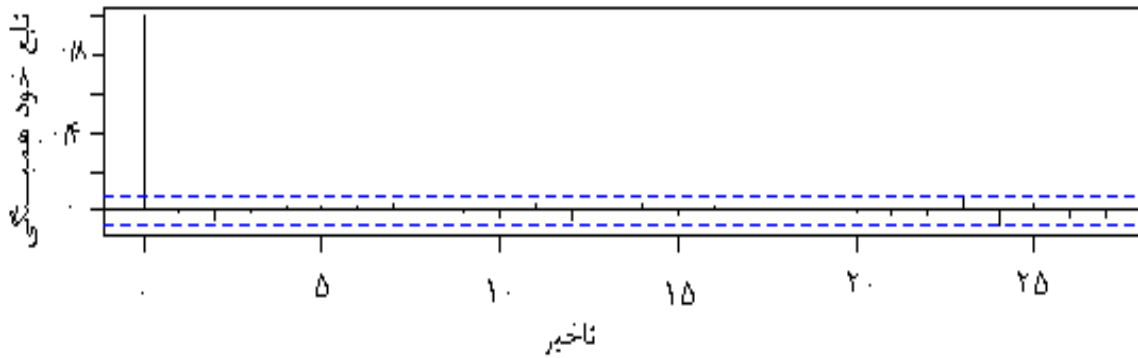
محاسبه نمایه SPI برای مقیاس‌های زمانی متفاوت و مدل بندی سری‌های زمانی آن برای ایستگاه‌های مورد مطالعه مانند آنچه برای نمایه SPI دوازده ماهه ایستگاه شیراز ذکر شد، صورت گرفت. نتایج مدل‌های مناسب سری‌های زمانی جهت پیش‌بینی نمایه SPI در ایستگاه‌های انتخابی در جدول ۲ ارائه شده است. معیار اطلاعات آکاییک تصحیح شده و برآورد مجموع توان دوم خطای مربوط به مدل‌ها نیز در جدول ۲ آورده شده است. دقت این مدل‌ها برای عرض‌های شمالی بهتر از عرض‌های پایین‌تر است. یکی از دلایل این امر آن است که پراکندگی بارش در عرض‌های شمالی استان فارس کم‌تر است به طوری که انحراف معیار بارش ماهانه در کل دوره مورد مطالعه برای ایستگاه‌های آباد، شیراز و فسا به ترتیب ۲۰، ۴۲ و ۴۷ میلی‌متر است.

پس از برآورد پارامترهای مدل‌های منتخب برای مدل بندی سری‌های زمانی نمایه SPI دوازده ماهه و بررسی ایستایی پارامترهای اتورگرسیو و معکوس پذیری پارامترهای میانگین متحرک، مناسب بودن آنها بررسی شدند. برای بررسی دقت برازش مدل‌های پیشنهادی از معیار اطلاعات آکاییک تصحیح شده (AICc) استفاده گردید. برای هر کدام از مدل‌های منتخب شده برای SPI_{12} ایستگاه شیراز، مدلی که دارای کمترین مقدار معیار آکاییک تصحیح شده باشد، بهترین مدل برای مدل بندی رفتار نمایه SPI دوازده ماهه این ایستگاه انتخاب شد. مدل $ARIMA(1,0,1) \times (2,1,1)_{12}$ مناسب‌ترین مدل برای سری‌های زمانی SPI_{12} تشخیص داده شد که معادله آن به صورت معادله ۱۱ است.

در معادله ۱۱ اندیس هر ضریب خطای استاندارد آن ضریب است. مقایسه t محاسبه شده (ضریب محاسبه شده تقسیم بر خطای استاندارد آن) برای هر ضریب با عدد جدول $t(0/95 و 613) = 1/64$ نشان داد که تمامی ضرایب در سطح ۵٪ معنی‌دار می‌باشند. همچنین برآورد مجموع توان دوم خطا (باقی مانده‌ها) برابر ۰/۱۰ است که نشان می‌دهد دقت مدل خوب است.

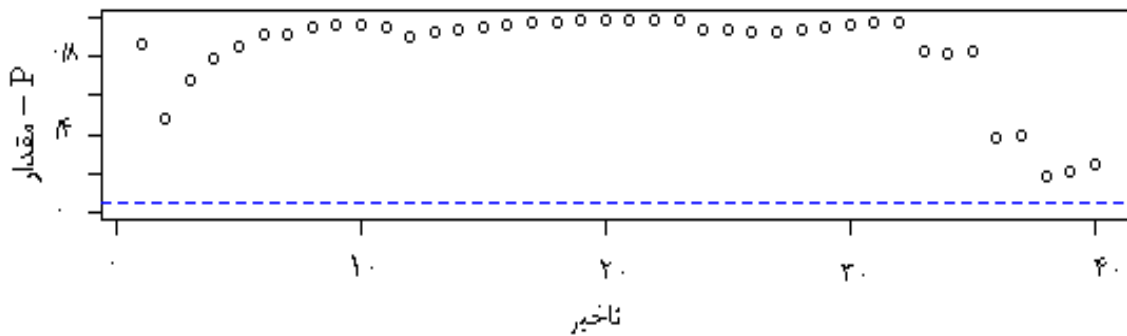
$$(1 + 0.60_{(0,03)} B^{12} + 0.28_{(0,03)} B^{24})(1 - 0.96_{(0,01)} B)_t \\ \nabla_{12}^2 SPI_{12}(t) = (1 - 0.99_{(0,01)} B^{12})(1 + 0.12_{(0,04)} B) \hat{Z}_t \quad (11)$$

نمودار تابع خودهمبستگی برای باقی‌مانده‌های مدل ۱۱ در شکل ۲ نشان می‌دهد که باقیمانده‌ها ناهمبسته می‌باشند. خطوط خط چین در شکل ۲ محدوده $\pm 1.96/\sqrt{n}$ را نشان می‌دهند و مقادیر خودهمبستگی نمونه‌ای در تأخیرهای مختلف (به جز تأخیر صفر) بین این محدوده واقع شده‌اند و نشان می‌دهند که مقادیر خودهمبستگی نمونه‌ای اختلاف معنی‌داری با صفر در سطح ۵٪ ندارند. همچنین P آماره آزمون Ljung-Box در تأخیرهای مختلف همگی بزرگتر از سطح معنی‌داری ۵٪ می‌باشند که نشان می‌دهد فرض صفر که فرض ناهمبسته بودن باقی‌مانده‌ها است، تایید می‌شود (شکل ۳). نمایه SPI_{12} برای تمامی ماه‌های سال ۲۰۰۴ که در دوره آموزشی مدل منظور نگردید با مدل $ARIMA(1,0,1) \times (2,1,1)_{12}$ پیش‌بینی شد. همچنین با در نظر گرفتن سری‌های زمانی نمایه SPI_{12} تا پایان

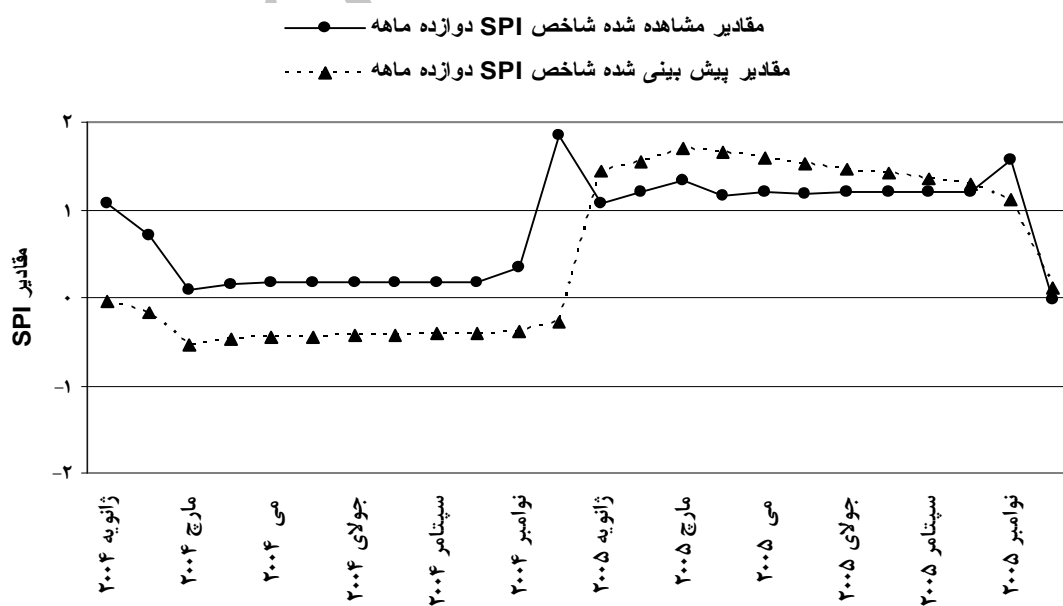


شکل ۲ - خود همبستگی برای باقیمانده‌های مدل سری‌های زمانی SPI_{12}

P-مقدارهای آماره آزمون Ljung-Box



شکل ۳ - نمودار P-مقدارهای آماره آزمون Ljung-Box برای مدل سری‌های زمانی SPI_{12}



شکل ۴ - سری‌های زمانی مشاهده شده و پیش‌بینی شده نمایه SPI_{12} در ایستگاه شیراز.

جدول ۲ - مدل‌های انتخاب شده برای مدل‌بندی سری‌های زمانی نمایه SPI

ایستگاه			نمایه
فسا	شیراز	آباده	
$ARIMA(1,0,2)$	$ARIMA(2,0,2)$	$ARIMA(1,0,2)$	SPI ₃
$\hat{\sigma}^2 = 0.59, AICc = 2.32$	$\hat{\sigma}^2 = 0.42, AICc = 1.99$	$\hat{\sigma}^2 = 0.55, AICc = 2.28$	
$ARIMA(1,0,0) \times (1,1,1)_6$	$ARIMA(1,0,1) \times (1,1,1)_6$	$ARIMA(1,0,0) \times (2,1,1)_6$	SPI ₆
$\hat{\sigma}^2 = 0.43, AICc = 2.07$	$\hat{\sigma}^2 = 0.37, AICc = 1.90$	$\hat{\sigma}^2 = 0.32, AICc = 1.78$	
$ARIMA(1,0,1) \times (2,1,1)_{12}$	$ARIMA(1,0,1) \times (2,1,1)_{12}$	$ARIMA(1,0,1) \times (1,1,1)_{12}$	SPI ₁₂
$\hat{\sigma}^2 = 0.12, AICc = 0.91$	$\hat{\sigma}^2 = 0.10, AICc = 0.65$	$\hat{\sigma}^2 = 0.10, AICc = 0.72$	
$ARIMA(1,0,0) \times (1,1,1)_{24}$	$ARIMA(1,0,1) \times (3,1,1)_{24}$	$ARIMA(1,0,0) \times (2,1,1)_{24}$	SPI ₂₄
$\hat{\sigma}^2 = 0.07, AICc = 0.42$	$\hat{\sigma}^2 = 0.04, AICc = 0.07$	$\hat{\sigma}^2 = 0.05, AICc = 0.27$	

مانند مدل زنجیره مارکف (رضیئی و همکاران، ۱۳۸۶؛ عزیززاده و آشگر طوسی، ۱۳۸۷) نمی‌باشد که تنها از یک ماه قبل برای مدل‌بندی استفاده شود. از مدل‌های برازش داده شده می‌توان برای پیش‌آگاهی وضعیت خشکسالی استفاده کرد. پیشنهاد می‌شود مدل‌بندی و پیش‌بینی نمایه SPI با استفاده از سری‌های زمانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی در مناطق دیگر کشور نیز ارزیابی شود.

منابع

- ۱- اختری ر.، مهدیان م.ح. و مرید س. ۱۳۸۵. تحلیل مکانی نمایه‌های خشکسالی SPI و EDI در استان تهران. تحقیقات منابع آب ایران ۲(۳): ۲۷-۳۸.
- ۲- رضیئی ط.، دانش آراسته پ.، اختری ر. و ثقفیان ب. ۱۳۸۶. بررسی خشکسالی‌های هواشناسی (اقلیمی) در استان سیستان و بلوچستان با استفاده از نمایه SPI و مدل زنجیره مارکف. تحقیقات منابع آب ایران ۳(۱): ۲۵-۳۵.
- ۳- سلطانی س. و سعادت‌تی س.س. ۱۳۸۶. پهنه‌بندی خشکسالی در استان اصفهان با استفاده از نمایه استاندارد بارش (SPI). مجله علوم و مهندسی آبخیزداری ایران ۱(۲): ۶۴-۶۷.
- ۴- عزیززاده ا. و آشگر طوسی آ. ۱۳۸۷. توسعه یک مدل برای پایش و پیش‌بینی خشکسالی (مطالعه موردی استان

نتیجه‌گیری

در این تحقیق برای محاسبه نمایه SPI، تبدیل سطوح احتمالی توزیع تجمعی گاما به نرمال با استفاده از تابع معکوس نرمال انجام گردید. سری‌های زمانی SPI برای مقیاس‌های زمانی گوناگون و ایستگاه‌های مورد مطالعه روند خطی معنی‌دار ندارند و الگوهای آنها در گذر زمان تغییر افزایشی یا کاهش‌ی معنی‌دار نشان نمی‌دهند. الگوی های اتورگرسیو- میانگین متحرک تلفیق شده فصلی به سری‌های زمانی مقادیر SPI در ایستگاه‌های منتخب برازش داده شد. بر پایه معیار اطلاعات آکاییک تصحیح شده و معنی‌دار بودن ضرایب، مدل‌های مناسب برای هر مقیاس زمانی و هر ایستگاه مشخص گردید. بر پایه این مدل‌ها، پیش‌بینی مقادیر SPI برای ماه‌های آینده که مدل آموزش ندیده است انجام گرفت.

به‌عنوان مثال الگوی $ARIMA(1,0,1) \times (2,1,1)_{12}$ برای نمایه SPI دوازده ماهه ایستگاه شیراز برازش داده شد و ۲۴ ماه آینده پیش‌بینی گردید به طوری که این مدل ۱۱ ماه وضعیت نزدیک به نرمال و ۱۱ ماه وضعیت ترسالی را به درستی پیش‌بینی کرد. این الگوی برازش داده شده نشان می‌دهد که نمایه SPI_{12} در هر ماه وابسته به یک ماه، ۱۲ ماه و ۲۴ ماه قبل می‌باشد. بنابراین برای مدل سازی نمایه SPI با کاربرد الگوهای SARIMA، از داده‌های این نمایه برای چندین ماه قبل هم می‌توان استفاده کرد و

- 13- Komuscu A.U. 1999. Using the SPI to analyze spatial and temporal patterns of drought in Turkey. Issue of Drought Network News 11(1): 7-13.
- 14- McKee T.B. Doeskin N.J. and Kleist J. 1993. The relationship of drought frequency and duration to time scales. 179-184, Proceeding Of The 8th Conference on Applied climatology, January, Anaheim, CA..
- 15- McKee T.B. Doesken N.J. and Kleist J. 1995. Drought monitoring with multiple time scales. p 233-236, 9th Conference on Applied Climatology, January, Dallas, Texas.
- 16- Mishra A.K. and Desai V.R. 2006. Drought forecasting using feed-forward recursive neural network. Ecological Modeling 198: 127-138.
- 17- Morid S. Smakhtin V. and Moghaddasi M. 2006. Comparison of seven meteorological indices for drought monitoring in Iran. International Journal of Climatology 26:971-985.
- 18- Paulo A.A. and Pereira L.S. 2007. Prediction of SPI drought class transitions using Markov chains. Water Resources Management 21: 1813-1827.
- 19- Shirvani A. Amin S. and Nazemosadat S.M.J. 2003 . Monitoring drought using SPI and Z-Score for different time scales for Shiraz station in Iran. Geophysical Research Abstracts 5: 1-12, EAE03-A-03812, France.
- 20- Shumway R.H. and Stoffer D.S. 2006. Time series analysis and its applications with R examples. Springer Science and Business Media, LLC. 656pp.
- 21- Thom H.C.S. 1958. A note on the gamma distribution. Monthly Weather Review 86: 117-122.
- خراسان رضوی). مجله علوم و صنایع کشاورزی، ویژه آب و خاک ۲۲(۱): ۲۲۳-۲۳۴.
- ۵- کریمی و.ا. کامکار حقیقی ع.ا. سپاسخواه ع. و خلیلی د. ۱۳۸۰. بررسی خشکسالی‌های هواشناسی در استان فارس. علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی ۵(۴): ۱-۱۲.
- ۶- مساعدی ا. خلیلی زاده م. و محمدی ا. ۱۳۸۷. پایش خشکسالی هواشناسی در سطح استان گلستان. علوم کشاورزی و منابع طبیعی ۱۵(۲): ۱۷۶-۱۸۲.
- 7- Abramowitz M. Stegun. A. 1965. Handbook of Mathematical Formulas, Graphs, and Mathematical Tables. Dover Publications, Inc., New York, USA.
- 8- Agnew C.T. 2000. Using the SPI to identify drought. Drought Network News 12(1): 6-12.
- 9- Box G.E.P. Jenkins G.M. and Reinsel G.C. 2002. Time series analysis: Forecasting and control. Fourth Edition, John Wiley Publication, 734pp.
- 10- Bussay A. Hayes M. Szinell Cs. and Svoboda M. 2000. Monitoring drought in Hungary with the standardized precipitation index. Journal of Water International 15: 339-345.
- 11- Durdu O.F. 2010. Application of linear stochastic models for drought forecasting in the Buyuk Menderes river basin, western Turkey. Stoch. Environ. Res. Risk Assess., DOI10.1007/s00477-010-0366-3.
- 12- Hayes M.J. Svoboda M.D. Wilhite D.A. and Vanyarkho O.V. 1999. Monitoring the 1996 drought using the standardized precipitation index. Bull. of the American Meteorology Society 80: 429-438.

Archive of SID