

مدل سازی و پیش بینی متوسط درجه حرارت ماهانه دمای اصفهان با استفاده از مدل SARIMA

سکینه خانی تملیه، ذبیح الله خانی تملیه، سید محمود حسینی صدیق، محمد کامانگر و زهرا شمسی

دوره ۵، شماره ۲، تابستان ۱۳۹۸، صفحات ۱۲۴-۱۱۴

Vol. 5(2), Summer 2019, 114 – 124

DOI: 10.22034/jewe.2019.149174.1281

Modeling and Predicting the Monthly Average
Temperature of Isfahan using SARIMA Model

Khani Temelieyh S., Khani Temelieyh Z.,
Hosseiniseddigh S. M., Kamangar M. and Shamsi
Z.



www.jewe.ir

OPEN ACCESS

ارجاع به این مقاله: خانی تملیه س.، خانی تملیه ذ.، حسینی صدیق س.م. و شمسی ز. (۱۳۹۸). مدل سازی و پیش بینی متوسط درجه حرارت ماهانه دمای اصفهان با استفاده از مدل SARIMA. مجله محیط زیست و مهندسی آب، دوره ۵، شماره ۲، صفحات: ۱۱۴-۱۲۴.

Citing this paper. Khani Temelieyh S., Khani Temelieyh Z., Hosseiniseddigh S. M., Kamangar M. and Shamsi Z. (2019). Modeling and predicting the monthly average temperature of Isfahan using SARIMA model. J. Environ. Water Eng., 5(2), 114-124. DOI: 10.22034/jewe.2019.149174.1281.

مدل سازی و پیش بینی متوسط درجه حرارت ماهانه دمای اصفهان با استفاده از مدل SARIMA

سکینه خانی تملیه*^۱، ذبیح الله خانی تملیه^۲، سید محمود حسینی صدیق^۱، محمد کمانگر^۱ و زهرا

شمسی^۳

^۱دانشجوی دکترا، گروه آب و هواشناسی، دانشکده ادبیات و علوم انسانی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران

^۲دانشجوی دکترا، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران

^۳کارشناس ارشد، گروه سازه های آبی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران

*نویسنده مسئول: z.khani1060@yahoo.com

مقاله اصلی

تاریخ دریافت: [۱۳۹۷/۰۶/۲۷]

تاریخ بازنگری: [۱۳۹۸/۰۴/۲۳]

تاریخ پذیرش: [۱۳۹۸/۰۵/۱۳]

چکیده

افزایش دمای کره زمین باعث بروز ناهنجاری هایی در اقلیم کره زمین شده که بر تمام زوایای زندگی بشر تأثیرگذار است. در این پژوهش تعیین تغییرات زمانی و مناسب ترین مدل برآورد تغییرات دما با استفاده از مدل سری زمانی SARIMA جهت پیش بینی در شهر اصفهان انجام شد. بدین منظور در محیط نرم افزار MINITAB از آمار درازمدت میانگین دمای ماهانه اصفهان طی سال های ۲۰۱۷-۱۹۵۱ استفاده شد. در ادامه، با استفاده از سری های زمانی، یک الگوی اولیه به صورت $SARIMA(0, 0, 4)_{12}(0, 1, 1)_{12}$ و $SARIMA(0, 0, 4)_{12}(5, 1, 0)_{12}$ استخراج شد. سپس با سعی و خطا و روش زیاد برازش دادن این دو الگو، الگوی نهایی به صورت $SARIMA(0, 0, 4)_{12}(0, 1, 1)_{12}$ حاصل شد. در مرحله بعدی صحت و دقت این مدل بر اساس آماره AIC و تحلیل نمودارها خودهمبستگی، بافت نگار باقی مانده های الگو و سایر پارامترها تأیید شد. در نهایت بر اساس مدل های برازش یافته، پیش بینی برای ۱۰ سال آینده انجام شد. نتایج این پژوهش نشان داد که این مدل از دقت تقریباً خوبی برای پیش بینی تغییرات دما طی سال های آتی برخوردار است. همچنین فرض استقلال باقی مانده ها با توجه به همبستگی نگار مربوط به باقی مانده های مدل به دلیل قرار گرفتن همه خود همبستگی ها در محدوده قابل قبولی قرار دارد، سپس بافت نگار باقی مانده های الگوی MI نرمال بودن داده ها را نشان داد.

واژه های کلیدی: برازش؛ دما؛ سری زمانی؛ مدل سازی؛ SARIMA

۱- مقدمه

یکی از چالش‌های کنونی موضوع نوسانات و تغییرات اقلیمی است. دما را می‌توان یکی از مهم‌ترین عناصر اقلیم دانست که تغییرات آن می‌تواند شرایط آب‌وهوایی هر محل را دگرگون سازد. این تغییرات می‌تواند به شکل‌های گوناگونی رخ دهد. اطلاعات مربوط به دما در اجرای اهداف علمی و اقتصادی به‌ویژه در سال‌های اخیر بسیار به‌کار گرفته شده است. هرچند تأثیرات دمای محیط در سایر زمینه‌ها مانند پزشکی نیز مهم است، اما جنبه‌های جغرافیایی آن کاربرد متداول‌تری پیدا کرده است (Kheradmandnia (2001 and Asakereh. پیش‌بینی تغییرات دما نسبت به زمان در برنامه‌ریزی و مدیریت نقش بزرگی داشته و پژوهش‌گران مختلفی با استفاده از روش‌های پیش‌بینی مختلف به پیش‌بینی آن پرداخته‌اند از جمله (2001) Kheradmandnia and Asakereh برای پیش‌بینی درجه حرارت متوسط ماهانه منطقه جاسک از مدل‌سازی SARIMA استفاده نمودند. (2005) Ashgar Toosi et al. به منظور پیش‌بینی بارندگی‌های فصلی استان خراسان طی سال‌های ۲۰۰۲-۱۹۷۰ به مدل‌سازی SARIMA با استفاده از الگوهای فصلی - ضربی و نرم‌افزار MINTAB پرداختند و در نهایت با استفاده از مدل‌های به‌دست‌آمده در هر ایستگاه مقادیر بارندگی فصول بهار، پاییز و زمستان را پیش‌بینی و با مقایسه هر فصل، نقشه‌های آنومالی هر فصل را ترسیم کردند. (2007) Sharifan and Gharaman از مدل SARIMA برای پیش‌بینی بارش‌های دوازده‌روزه ایستگاه‌های معروف اقلیم گلستان استفاده کردند. (2013) Hajibigloo et al. به بررسی و پیش‌بینی متوسط بارندگی ماهانه با امان بجنورد با به‌کارگیری فن SARIMA پرداختند و با استفاده از داده‌های ماهانه بارندگی طی دوره‌ای سی‌ساله (۱۹۷۱-۲۰۰۱) به تعیین پارامترهای مدل غیر فصلی و فصلی مدل SARIMA با استفاده از نرم‌افزار MINTAB پرداخته و مقادیر باران ماهانه ده سال آخر دوره آماری دوره (۲۰۰۲-۲۰۱۱) در ایستگاه باران‌سنجی بابا امان واقع در استان خراسان شمالی تخمین زدند. (2014) Shabani et al. در پژوهشی به مدل‌سازی و پیش‌بینی دمای حداکثر و حداقل ماهانه دشت مشهد با

استفاده از مدل‌های سری زمانی طی دوره آماری ۲۰۰۰-۱۹۸۷ پرداختند. نتایج حاصل از پژوهش آن‌ها نشان داد که طی ده سال آینده میانگین دمای حداکثر به میزان 1°C و میانگین دمای حداقل به میزان $1/4^{\circ}\text{C}$ افزایش خواهد یافت. (2013) Ghafourian et al. در پژوهشی به تعیین دقت فن SARIMA در پیش‌بینی مقادیر بارش شهر مشهد پرداخته و به این نتیجه رسیدند که برای پیش‌بینی بارش در مقیاس ماهانه، فصلی و سالانه داده‌های ماهانه از دقت بیش‌تری برخوردارند. (2005) Mishra در پژوهش خود از مدل‌های ARIMA و SARIMA برای پیش‌بینی خشک‌سالی استفاده کرد و به این نتیجه رسید که این مدل‌ها برازش مناسبی را در بررسی مشاهدات نشان می‌دهند؛ اما مقادیر پیش‌بینی‌شده با افزایش میزان پیش‌بینی کاهش می‌یابد. ایشان مناسب‌ترین بازه خشک‌سالی را تا حدود دو ماه برآورد کرد. (Chang et al. (2012) به منظور پیش‌بینی روند بارش سه‌ساله پانتای چین، از مدل SARIMA برای مدل‌سازی و پیش‌بینی سری زمانی ماهانه بارش استفاده کردند و پیش‌بینی‌ها بر اساس این مدل نشان می‌دهد که بارش طی سه سال آینده کاهش خواهد یافت.

(2016) Ebenezer et al. با استفاده از مدل‌سازی SARIMA به پیش‌بینی بارش ماهانه طی دوره آماری در منطقه بروننگ آهفو منطقه غنا پرداختند و به این نتیجه رسیدند که الگوی $(1, 1, 1)_2(0, 0, 0)$ SARIMA با نمره AIC از $985894/8$ ، به‌عنوان یک مدل مناسب برای پیش‌بینی ماهانه میانگین ماهانه بارندگی در منطقه بروننگ آهفو غنا هست. (2017) Chawsheen and Broom مدل‌سازی و پیش‌بینی متوسط دمای ماهانه را در کردستان عراق مورد مطالعه قراردادند، آن‌ها در پژوهش خود از مدل SARIMA با کس-جنکینز استفاده کردند. نتایج حاصل از پژوهش‌شان نشان داد که مدل در زمان‌های مختلف به طرز یکسانی عمل می‌کند و این روش به راحتی می‌تواند توسط مسئولان آب و برق کردستان عراق در تصمیم‌گیری‌ها اعمال شود. (2018) Chen et al. به پیش‌بینی دما در نانجینگ چین برای دوره زمانی (۱۹۷۱-۲۰۱۷) پرداختند و جزئیات مدل انتخابی را به‌طور دقیق تشریح نمودند، نتایج

1. Box and Jenkins

2. Nanjing

شدن دوام بارندگی، اختلاف میزان باران پیش‌بینی از مقدار واقعی متناظر خود بیش‌تر می‌شود. در این پژوهش با استفاده از نرم‌افزار MINITAB مدل‌سازی و پیش‌بینی متوسط درجه حرارت ماهانه دمای اصفهان با استفاده از مدل SARIMA صورت گرفت.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

در این پژوهش به مدل‌سازی دما در شهر اصفهان با استفاده از مدل SARIMA پرداخته شد. شهر اصفهان با طول جغرافیایی $39^{\circ} 51'$ شرقی و عرض جغرافیایی $38^{\circ} 32'$ شمالی قرار گرفته است (شکل ۱). مساحت این شهرستان $493/8 \text{ km}^2$ است.

۲-۲ الگوی عمومی از مرتبه غیر فصلی (p, d, q) و فصلی (P, D, Q)

در این پژوهش دمای ماهانه اصفهان طی سال‌های ۲۰۱۷-۱۹۵۱ مورد استفاده قرار گرفت. به منظور مدل‌سازی از روش سری‌های زمانی بهره گرفته شد.

الف- فرآیند اتورگرسیون فصلی از درجه P

الگوی عمومی از مرتبه غیر فصلی (p, d, q) و فصلی (P, D, Q) به صورت رابطه (۱) نوشته می‌شود (Box and Jenkins 1976):

(۱)

$$x_t = \lambda_1 x_{t-s} + \lambda_2 x_{t-2s} + \dots + \lambda_p x_{t-ps} + Z_t$$

$$\phi(B^s) X_t = Z_t$$

$$\phi(B^s) = 1 - \lambda_1 B^s - \lambda_2 B^{2s} - \dots - \lambda_p B^{ps}$$

مدل اتورگرسیون فصلی را می‌توان به عنوان حالت خاصی از مدل اتورگرسیون غیر فصلی معمولی از درجه $P = Ps$ تلقی کرد که در آن ضرایب λ فقط در تأخیرهای فصلی $S, 2S, \dots, Ps$ مخالف صفرند.

ب- فرآیند میانگین متحرک فصلی از درجه Q این فرآیند به صورت رابطه (۲) تعریف می‌شود:

نشان داد که روش پیشنهادی یک روش مناسب جهت پیش‌بینی می‌باشد.

(Nyatume and Agodzo (2018) به پیش‌بینی بارش و دما در حوضه توردیز در غنا با استفاده از مدل استوکاستیکی ARIMA پرداختند. بهترین مدل ARIMA برای بارش برای حوضه کپتو و توردیز به ترتیب (3,0,3) و (3,1,3) با مقادیر آکائیکه $190/07$ و $178/23$ گزارش شد. بیشینه دما برای کپتو و توردیز به ترتیب (3, 1, 3) و (3, 3, 1) با مقادیر آکائیکه $23/81$ و $36/1$ گزارش شد. کارایی مدل‌ها بر اساس مجموع مربعات خطا (SSE)، میانگین مربعات خطا (MSE)، متوسط خطای مطلق (MAPE) و ریشه مربعات خطا (RMSE) چک و بررسی گردید. نتایج تحلیل‌های مختلف نشان داد که این مدل‌ها برای پیش‌بینی طرح‌های آبی می‌توانند مناسب باشند. Papalaskaris and Kampas (2017) به تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی ویژگی‌های جریان آب در شرق مقدونیه، ترکیه و یونان پرداختند. آن‌ها در پژوهش خود معیارهای متوسط (BIC)، (MAPE)، (MAE) و (RMSE) را برای ارزیابی و انتخاب مدل به کار بردند. (Unnikrishnan et al. (2018) به پیش‌بینی پارامترهای آب و هوایی با استفاده از مدل SARIMA برای منطقه تریسور پرداختند. آن‌ها ارزیابی مدل‌ها را با استفاده از روش‌های استاندارد آماری مورد آزمایش قراردادند. توان مدل SARIMA برای پیش‌بینی ۶ ساله مورد استفاده قرار گرفت و مقادیر پیش‌بینی شده ثبت گردید. نتایج تحقیق نشان نشان داد که مطابقت خوبی بین مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی وجود دارد. Tadesse and Dinka (2017) در پژوهشی جریان ماهانه رودخانه واتروال آفریقای جنوبی را با استفاده از مدل SARIMA پیش‌بینی کردند؛ و متوسط جریان ماهانه از سال 1960 تا 2016 برای مدل‌سازی و پیش‌بینی استفاده شد. et al (1996) Burlando از مدل‌های ARIMA جهت پیش‌بینی هم‌زمان بارندگی‌های ساعتی استفاده کرده و مقادیر به دست آمده را با داده‌های باران سنجی مقایسه کردند. آن‌ها در تحقیق خود به این نتیجه رسیدند که با افزایش تداوم بارندگی، پیش‌بینی‌ها روند دقیق‌تری داشته و با کوتاه‌تر

3. Waterval

1. Kpetoe and Tordzinu
2. Thrissur

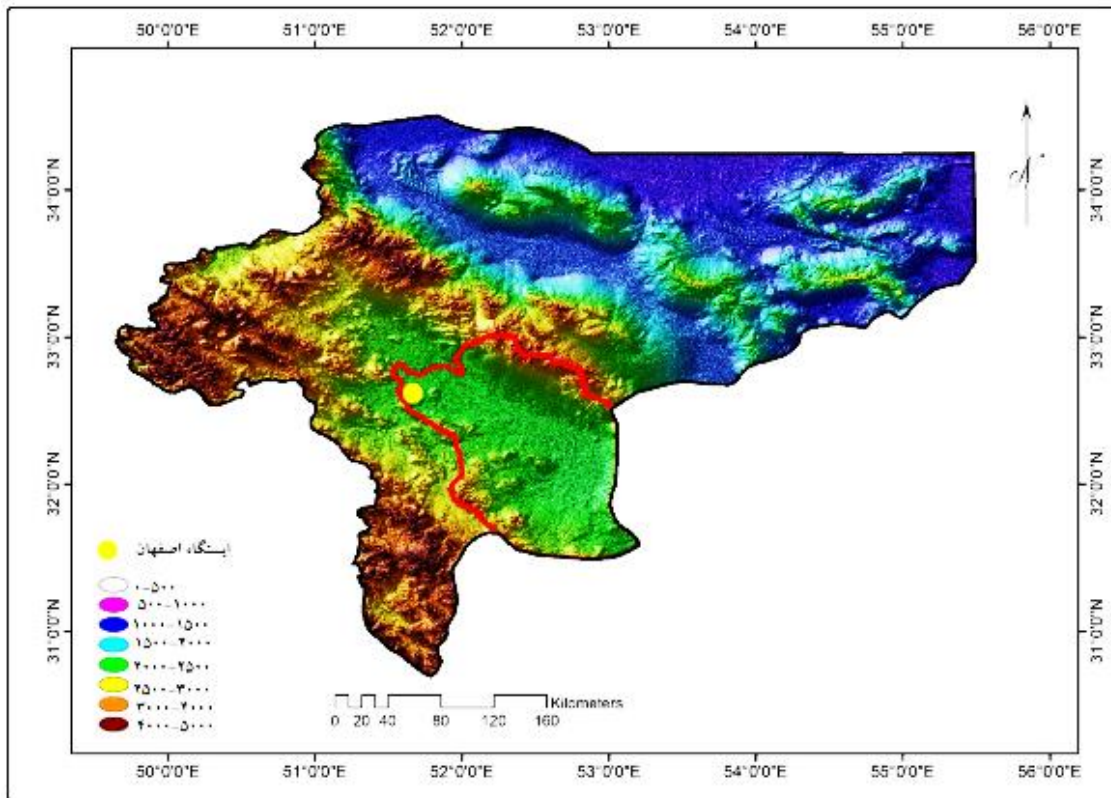
$$x_t = z_t + y_1 z_{t-s} + y_2 z_{t-2s} + \dots + y_Q z_{t-QS}$$

or

$$x_t = \Theta(B^s) z_t$$

$$\Theta(B^s) = 1 + y_1 B^s + y_2 B^{2s} + \dots + y_Q B^{QS}$$

(۲)



شکل ۱- موقعیت ایستگاه و منطقه مورد مطالعه

Fig. 1 The location of stations and study area

تابع خودهمبستگی آن فقط در تأخیرهای فصلی مخالف صفر است. فرآیند اتورگرسیون - میانگین متحرک فصلی از درجه P و Q این مدل به شکل رابطه (۳) می‌باشد:

$$x_t = \lambda_1 x_{t-s} + \lambda_2 x_{t-2s} + \dots + \lambda_P x_{t-PS} + z_t + y_1 z_{t-s} + y_2 z_{t-2s} + \dots + y_Q z_{t-QS}$$

(۳)

مدل رابطه (۴) را یک مدل فصلی ضرب‌پذیر از درجه (P, Q) می‌نامند. $\Phi_p, \phi_p, \Theta_Q, \theta_Q$ به ترتیب چند جمله‌ای‌هایی از مرتبه P, P, D, Q هستند و $\{a_t\}$ که به جای $\{z_t\}$ به کار رفته است، نمادی است که باکس و جنکینز برای یک فرآیند تصادفی محض با میانگین صفر و واریانس σ_a^2 به کار می‌برند. معمولاً مقادیر d و D از یک تجاوز نمی‌کنند (Khorrami and Bozorgnia 2007) مراحل

مدل فصلی MA(Q) را می‌توان به‌عنوان حالت خاص یک مدل غیر فصلی معمولی MA از مرتبه q=QS تلقی نمود تمام مقادیر y به جز در تأخیرهای فصلی $QS, 2S, \dots, S$ صفرند. این سری همواره ایستا است و

به‌ندرت مدل‌هایی که فقط در تأخیرهای فصلی دارای خودهمبستگی مخالف صفر هستند مورد نیاز است. ARIMA فصلی ضربی باکس - جنکینز برای بررسی فصلی بودن، مدل ARIMA را تعمیم می‌دهند و مدل فصلی ضربی کلی را به شکل رابطه (۴) تعریف می‌کنند (Box and Jenkins 1976):

$$\phi_p(B)\Phi_P(B^s)w_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)a_t$$

(۴)

برازش داده‌شده و معیار میانگین مربعات خطا که از پیش‌بینی‌های خارج از نمونه محاسبه می‌شود. (MSE) و این معیارها به صورت رابطه‌های (۶) الی (۸) تعریف می‌شوند:

$$AIC(M) = n \ln \hat{\sigma}_z^2 + 2M \quad (۶)$$

$$SBC(M) = n \ln \hat{\sigma}_z^2 + 2M \ln n \quad (۷)$$

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (x_t - x_{t-1})^2}{n} \quad (۸)$$

در معیار AIC، M، تعداد پارامترهای مدل، $\hat{\sigma}_z^2$ برآورد درست نمایی بیشینه σ_z^2 (واریانس باقی‌مانده‌های مدل) و n تعداد مشاهدات سری و در معیار SBC، n، مشاهدات مؤثر (تعداد باقی‌مانده‌هایی که از سری می‌توان محاسبه کرد) می‌باشد؛ و در معیار MSE، x_t مقدار واقعی سری و \hat{x}_t مقدار پیش‌بینی‌شده متناظر با آن و n تعداد پیش‌بینی‌ها است (Shabani et al. 2014).

۳-۲ تعیین مرتبه‌های P, Q و p, q

برای این منظور از نمودار ACF و PACF که حاصل سری داده‌های تفاضلی شده است، استفاده گردید. بدین صورت که از نمودار ACF (خودهمبستگی) برای تعیین مرتبه میانگین متحرک فصلی و غیرفصلی (Q, q) و از نمودار PACF (خودهمبستگی جزئی) برای تعیین درجه اتورگرسیون فصلی و غیرفصلی (P, p) با توجه به تعداد شاخک‌های بیرون زده از مرز معناداری می‌توان استفاده نمود. در شکل (۲) همبستگی نگار سری زمانی w_t آورده شده است که با توجه به شاخک‌های بیرون زده از نمودارهای خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی یک الگوی حد سی اولیه به صورت $SARIMA(4, 0, -2)$ و $SARIMA(0, 0, 4)$ (0, 1, 1)₁₂ استخراج شد:

با آزمایش و خطا و روش برازش دادن زیاد این دو الگو یک الگوی نهایی $SARIMA(1, 0, 1)(0, 1, 1)$ ₁₂ حاصل شد. این الگو که در واقع الگوی نهایی تعیین شده‌اند که M_1 نامیده می‌شود. الگوی به‌دست‌آمده را می‌توان به صورت رابطه‌های (۹) الی (۱۱) نوشت:

اصلی در ساخت الگوی پیش‌بینی باکس - جنکیز شامل تشخیص الگو، برازش الگو، بررسی مناسبت الگو می‌باشد. در مرحله تشخیص الگو اولین گام رسم نمودار سری زمانی می‌باشد. نمودار سری به شناسایی روند، نا ایستایی در واریانس، فصلی بودن و شناسایی داده‌های پرت کمک شایانی می‌کند (Box and Jenkins 1976). از آنجایی که مدل‌های پیش‌بینی باکس - جنکیز با سری‌های زمانی ایستا سروکار دارند نا ایستایی در واریانس را با استفاده از تبدیل توانی باکس - کاکس (رابطه ۵) و نا ایستایی در میانگین را با استفاده از تفاضلی کردن می‌توان برطرف کرد:

$$T(x_t) = x_t^{(\lambda)} = \frac{x_t^\lambda - 1}{\lambda} \quad (۵)$$

که در آن x_t : مقدار اولیه واقع در زمان t، λ : پارامتر تبدیل x_t^λ : مقدار تبدیل یافته است. تبدیل باکس - کاکس برای رفع نا ایستایی در واریانس نیاز به وجود اطلاعات غیر صفر و مثبت دارد. همچنین آزمون بارتلت و لون یک روش متداول برای تشخیص نا ایستایی در واریانس به شمار می‌آید. یک روش مناسب برای تعیین مقادیر D و d (به ترتیب مرتبه تفاضل گیری فصلی و غیر فصلی) کمینه کردن واریانس سری تفاضلی حاصل است؛ بنابراین، با اختیار نمودن مقادیر D و d و مقایسه واریانس سری تفاضلی شده به ازای مقادیر مزبور، می‌توان درجه تفاضلی را برای مراتب فصلی و غیر فصلی تعیین نمود (Kheradmandnia and Asakereh 2001) پس از رفع نا ایستایی در میانگین و واریانس، مراتب مدل (P, D, Q) از روی نمودار توابع خودهمبستگی (ACF) و خودهمبستگی جزئی (PACF) سری تفاضلی شده قابل تشخیص می‌باشند. در مرحله برازش الگو، پارامترهای مجهول مدل بر اساس روش کم‌ترین مربعات غیرشرطی برآورد می‌شود، در مرحله بررسی مناسبت مدل، از دو روش مکمل یکدیگر استفاده می‌شود: (۱) تجزیه و تحلیل باقی‌مانده‌های مدل برازش داده‌شده که شامل بررسی فرض نرمال بودن باقی‌مانده‌ها، استقلال باقی‌مانده‌ها و ثابت بودن واریانس باقی‌مانده‌ها می‌باشد. (۲) برازش جامع‌تر؛ و در نهایت در صورتی که برای یک مجموعه داده چندین الگوی مناسب وجود داشته باشد. برای تعیین الگوی بهتر از معیارهای مختلفی استفاده می‌شود. این معیارها عبارت‌اند از معیار اطلاعات آکائیکه (AIC) بیزی شواترز (SBC) بر اساس باقی مانده‌های مدل‌های

$$(1 - \phi_1 B)(1 - B^{12})Z_t = (1 - \theta_1 B)(1 - \Theta_1 B^{12})at \quad (9)$$

$$(1 - 0/6496B)(1 - B^{12})Z_t = (1 - 0/4556B)(1 - 09621B^{12})a_t \quad (10)$$

$$Q(LBQ) = n(n+2) \sum_{h=1}^k (n-h)^{-1} p_h^2 \quad (11)$$

را باید در اولویت‌های بعدی قرارداد. ملاک انتخاب اعداد در این مرحله نیز بر اساس مقادیر واریانس از کوچک به بزرگ می‌باشد، یعنی آن‌هایی که واریانس کم‌تری دارند انتخاب می‌شوند. به عبارت دیگر سه الگوی M2 با فرض $d=2$ و $(D=2, d=1)$ M3 و $(D=2, d=1)$ M4 و $(D=1, d=1)$ می‌باشند.

جدول ۱ - مقایسه میانگین و واریانس سری‌های تفاضل‌گیری شده

Table 1 Comparison of the mean and variance of the differentiated series

d	D	N	\bar{w}	S ²
0	0	804	16.48	83.6
1	0	803	0.003487	25
0	1	792	0.03686	3.39
1	1	791	0.00177	5.66
2	2	780	0.08339	3.53
2	0	802	0.01159	85.7
1	2	779	0.00179	5.60
2	2	778	0.00077	6.39

ملاک انتخاب الگوهای نهایی M2، M3 و M4 بر اساس برآزش دادن زیاد الگو، تجزیه تحلیل باقی‌مانده‌ها و معیار آکائیکه بود، که به ترتیب برابرند با:

$$1 - SARIMA(1, 0, 1)(1, 2, 1)12$$

$$2 - SARIMA(5, 1, 0)(1, 2, 3)12$$

$$3 - SARIMA(0, 1, 2)(0, 1, 1)12$$

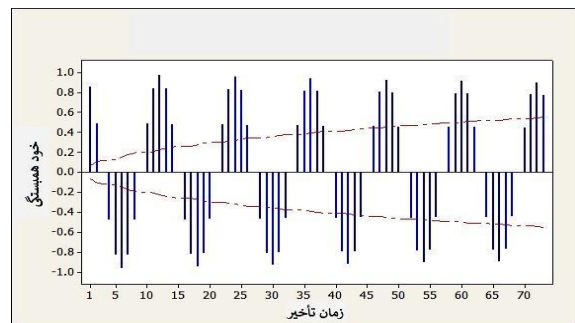
برای بررسی نرمال بودن داده‌ها در گام اول از آزمون شاپیرو - ویلک یا آزمون کولموگروف - اسمیرنوف استفاده شد تا از نرمال بودن داده‌ها اطمینان حاصل شود. بر اساس این آزمون مقدار احتمال برای آزمون فرض نرمال بودن برابر $p=0.000$ به دست آمد؛ بنابراین، فرض نرمال بودن باقی‌مانده‌های این الگو در سطح 0.05 رد شد. با بررسی بیشتر باقیمانده‌های استاندارد شده دو مشاهده پرت پیدا شد. به منظور حذف اثر این داده پرت به جای آن میانگین ماه متناظر یک سال قبل و یک سال بعد از آن قرار داده شد. بدین ترتیب به جای عدد $30/8$ که مربوط به جولای ۱۹۷۷ عدد $28/9$ و به جای عدد $30/9$ مربوط به جولای ۲۰۱۴ عدد $29/85$ قرار گرفت. پس از اصلاح سری زمانی نسبت به این

n: تعداد مشاهدات، Q: آماره آزمون که اصلاح شده است. LBQ لجانگ باکس است.

۳- یافته‌ها و بحث

۳-۱ همبستگی نگار سری زمانی

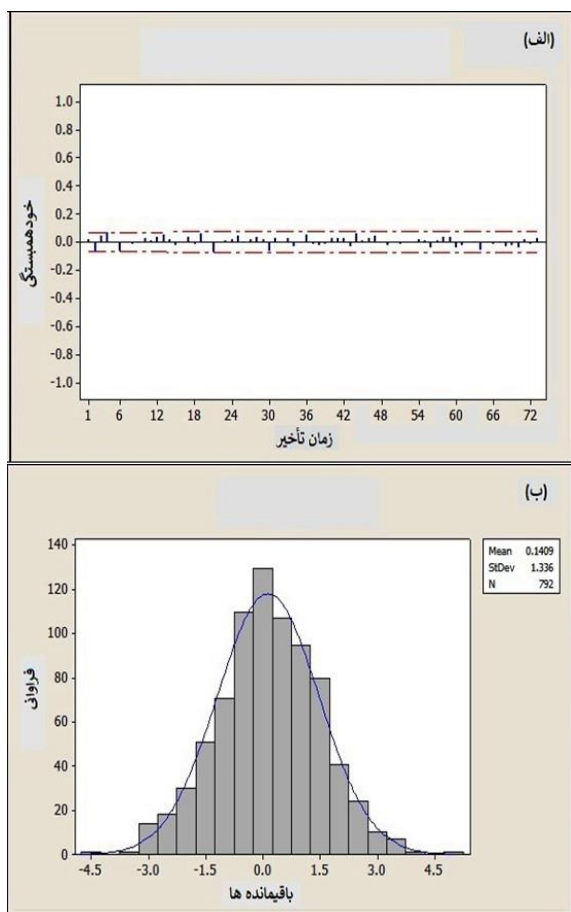
در شکل (۲) همبستگی نگار سری زمانی مورد مطالعه نشان داده شده است. با توجه به روند کند کاهش خودهمبستگی‌ها، تفاضل‌گیری فصلی، لازم است.



شکل ۲- همبستگی نگار سری زمانی متوسط درجه حرارت ماهانه اصفهان

Fig. 2 Correlation of the time series of the average monthly temperature of Isfahan

یک معیار مناسب برای بررسی بودن مرتبه تفاضل‌گیری فصلی و غیر فصلی، واریانس سری تفاضلی شده می‌باشد. به عبارت دیگر مقادیر d و D طوری انتخاب می‌شوند که واریانس سری تفاضلی خود باشد (Kheradmandnia and Asakereh 2001). در جدول (۱) برای مقادیر مختلف d و D میانگین و واریانس سری زمانی W_t ذکر گردیده است. بر اساس واریانس‌های به دست آمده در جدول (۱)، عددی انتخاب شد که کم‌ترین واریانس را داشت. بنابراین، مرتبه تفاضل‌گیری فصلی و غیر فصلی با توجه به این که مقادیر $d=0$ و $D=1$ کم‌ترین مقدار واریانس (۳/۳۹) را داشتند در نظر گرفته شدند. بدین ترتیب $W_t = Z_t - Z_{t-12}$ خواهد بود. شایان ذکر است چون فرآیند مدل ساختن SARIMA یک فرآیند تکراری می‌باشد، بنابراین ممکن است مدل انتخابی به نتیجه قطعی نرسد. در این حالت یک یا دو الگوی دیگر



شکل ۳- باقی مانده‌های الگوی M1 (الف) همبستگی نگار و (ب) بافت‌نگار

Fig. 3 The residual of the M1 pattern (a) correspondence and (b) texturing

در نمودار احتمال نرمال (شکل ۴-الف) نقاط تقریباً در امتداد یک خط راست قرار دارند. همچنین با توجه به نمودار هیستوگرام (شکل ۴-ب) می‌توان چنین استنباط نمود که باقی مانده‌ها به صورت تقریباً نرمال توزیع شده‌اند. لذا با توجه به این نمودارها نیز می‌توان فرض نرمال بودن توزیع باقی مانده‌ها را پذیرفت. با توجه به این که شکل (۴-ج) روند خاصی را نشان نمی‌دهد، یعنی اینکه به شکل قیفی نیست فرض ثابت بودن واریانس باقی مانده‌ها پذیرفته می‌شود؛ و در آخر این که شکل (۴-د) نیز روند خاصی را نشان نمی‌دهد که این خود نشان‌دهنده مناسب بودن مدل برازش یافته بر مشاهدات است.

دو عدد پرت و برازش مجدد الگوی M1 برآورد پارامترهای مدل و مقادیر t متناظر آن‌ها به شرح جدول (۲) است.

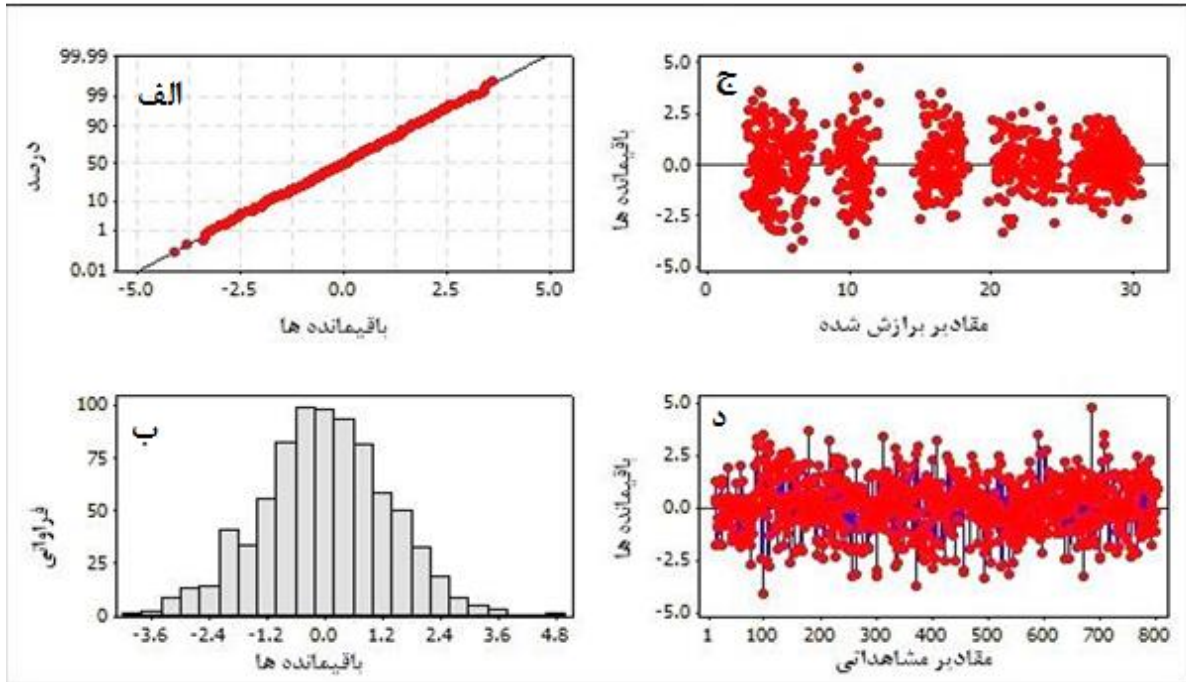
جدول ۲- پارامترهای مدل برازش یافته بر متوسط درجه حرارت ماهانه اصفهان

Table 2 Fitting model parameters on mean monthly temperature of Isfahan

پارامتر	θ_1	ϕ_1	Θ_1
برآورد	0.4556	0.6496	0.9621
مقدار t	3.94	6.59	83.92
مقدار p	0.000	0.000	0.000

نتایج حاصل از برازش مدل M1 بر سری زمانی دمای ماهانه اصفهان در جدول (۲) نشان داده شده است. با توجه به نتایج جدول (۲) پارامترهای مدل فوق با آماره‌های t برابر ۶/۵۹، ۳/۹۴، ۸۳/۹۲ و سطح معنی‌داری صفر در سطح اطمینان ۹۵٪ معنی‌دار شده است. همچنین فرض صفر مبنی بر صفر بودن جمله ثابت در مدل نیز با آمار t برابر ۷/۵۵ تأیید شد. در ادامه برای بررسی مناسبیت مدل از دو روش مکمل یکدیگر استفاده شد. ۱- تجزیه و تحلیل باقی مانده‌های مدل برازش داده شده (تصادفی یا نا همبسته بودن باقی مانده‌ها اثبات شد)، ۲- تجزیه و تحلیل مدل‌هایی که پارامتر بیش‌تری دارند. در تجزیه و تحلیل باقی مانده‌ها، فرض ثابت بودن واریانس باقیمانده‌ها در برابر زمان، فرض استقلال باقی مانده‌ها، نمودار باقی مانده‌ها در برابر زمان، آزمون پورت مان‌تو به صورت رابطه (۱۱) می‌باشد (Jamshidi 2006).

همان‌طور که در شکل (۳) مشاهده می‌شود فرض استقلال باقی مانده‌ها با توجه به همبستگی نگار مربوط به باقی مانده‌های مدل به دلیل قرار گرفتن همه خودهمبستگی‌ها در حدود استانداردشان، تأیید گردید. همچنین بافت‌نگار باقی مانده‌های الگوی M1 نرمال بودن داده‌ها را نشان می‌دهد.



شکل ۴- نمودار باقی‌مانده‌های مدل برازش داده‌شده

Fig. 4 The fitting diagrams of the residual of the model

$$AIC(M2) = 10155/54$$

$$AIC(M3) = 15076/13$$

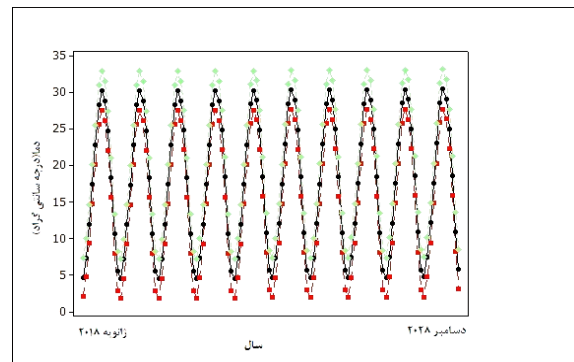
$$AIC(M4) = 5992/10$$

شکل (۵) سری پیش‌بینی‌شده برای ۱۲ سال آینده یعنی برای فاصله زمانی ژانویه ۲۰۱۸ تا دسامبر ۲۰۲۸ را نشان می‌دهد.

۴- نتیجه‌گیری

مطالعات زیادی در زمینه هیدرولوژی و منابع آب، محیط‌زیست، تغییر اقلیم و مواردی از این قبیل در این زمینه تا به حال صورت گرفته است. هدف اصلی در تحلیل سری زمانی در مورد یک پدیده، ایجاد یک مدل آماری برای داده‌های وابسته به زمان براساس اطلاعات گذشته آن پدیده است. با این کار امکان پیش‌بینی در مورد آینده پدیده مورد بحث میسر می‌شود. نتایج حاصل از پژوهش حاضر به صورت زیر می‌باشد:

۱- با کمک سری‌های زمانی دما مدل SARIMA(1, 0, 1)₁₂ (به‌عنوان مدل نهایی پیش‌بینی M1) انتخاب شد، ملاک انتخاب این مدل با آزمایش و خطا و روش زیاد برازش دادن حاصل شد.



شکل ۵- پیش‌بینی برای ۱۲ سال آینده با فاصله ۹۵٪ پیش‌بینی

Fig. 5 Forecasting for the next 12 years and a 95% forecasting distant

در روش برازش جامع‌تر جهت بررسی مناسبت مدل و انتخاب مدل نهایی از بین چهار مدل مناسب، مدل SARIMA(1,0,1)(0,1,1)₁₂ انتخاب شد. در این راستا جهت انتخاب مدل نهایی برای هر یک از این مدل‌ها از ملاک AIC استفاده شد. بدین صورت که مدلی انتخاب شد که عدد AIC آن کم‌تر از بقیه مدل‌ها باشد. بنابراین، چون در مدل M1 عدد آکائیکه کم‌تر است، مناسب‌تر از بقیه مدل‌ها می‌باشد.

$$AIC(M1) = 5278/51$$

حدود استانداردشان، تأیید شد. همچنین بافت‌نگار باقی-مانده‌های الگوی MI نرمال بودن داده‌ها را نشان داد.

۴- در روش برازش جامع‌تر جهت بررسی مناسب‌ترین مدل و انتخاب مدل نهایی از بین چهار مدل مناسب مدل $SARIMA(1, 0, 1)(0, 1, 1)_2$ در این راستا جهت انتخاب مدل نهایی برای هر یک از این مدل‌ها از ملاک AIC استفاده شد؛ بنابراین مدل MI چون عدد آکائیکه آن کمتر است مناسب‌تر از بقیه مدل‌ها بود.

۲- برای بررسی نرمال بودن داده‌ها از آزمون شاپیرو-ویلک یا آزمون کولموگروف-اسمیرنوف استفاده شد تا از نرمال بودن داده‌ها اطمینان حاصل شود. بر اساس این آزمون فرض نرمال-بودن باقی‌مانده‌های این الگو در سطح 0.05 رد گردید.

۳- در تجزیه و تحلیل باقی‌مانده‌ها، فرض ثابت بودن واریانس باقی‌مانده‌ها در برابر زمان، فرض استقلال باقی‌مانده‌ها، نمودار باقی‌مانده‌ها در برابر زمان، مورد بررسی قرار گرفت، فرض استقلال باقی‌مانده‌ها با توجه به همبستگی نگار مربوط به باقی-مانده‌های مدل به دلیل قرار گرفتن همه خود همبستگی‌ها در

Referances

- Ashgar Toosi S., Alizadeh A. and Shirmohammadi R. (2005). SARIMA modeling of seasonal rainfalls (Case study: Khorasan Province, Iran), Iran. Water Resour. Res., 1(3), 41-53 [In Persian].
- Box G. E. P. and Jenkins G. M. (1976). Time series analysis: forecasting and control, Holden-Day, San Francisco.
- Burlando P. Montana A. and Raze R. (1996). Forecasting of storm rainfall by combined use of rader, rain gauges and linear models. Atmos. Res., 42, 199-216.
- Chang X. Gao M. Wang Y. and Hou X. (2012). Seasonal autoregressive integrated moving average model for precipitation time series, J. Math. Statis., 8(4), 500-505.
- Chawsheen T. A. and Broom M. (2017). Seasonal time-series modeling and forecasting of monthly mean temperature for decision making in the Kurdistan region of Iraq. J. Statis. Theor. Pract., 11(4), 604-633.
- Chen P., Niu A., Liu Di., Jiang W. and Ma B. (2018). Time series forecasting of temperatures using SARIMA: an example from Nanjing. IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering 394 052024.
- Ebenezer A. Y., Bashiru I. and Saeed A. K. (2016). SARIMA modeling and forecasting of monthly rainfall in the Brong Ahafo region of Ghana. World Environ. 6(1), 1-9.
- Ghafourian H., Sanaei Nejadad S. H., Jabbari Noughabi M. and Mohammadpour M. A. (2013). Investigating the accuracy of SARIMA technique in predicting precipitation amounts (Case study: Mashhad). 5th Iranian Water Resources Management Conference. Tehran, Iran [in Persian].
- Hajbigloo M. Ghazalsoftlo A. and Alimirzaee H. (2013). Discussion and forecast monthly average rainfall techniques using SARIMA (Case study: Pluviometry station Babaaman Bojnourd. J. Irrig. Sci. Engin., 36(3), 41-51 [in Persian].
- Jamshidi V. (2006). Study and evaluation of temperature and rainfall in Tehran using time series. Master Dissertation, Faculty of Mathematics, Tarbiat Modarres University of Tehran, 263 pages [In Persian].
- Kheradmandnia M. and Asakereh H. (2001). Pattering of ARIMA for Annual Average Temperature in Jask (Iran). 3rd Conference of Stochastic Process, Isfahan University. 41-51 [in Persian].
- Khorrani M. and Bozorgnia A. (2007). Time series analysis with software MINITAB 14, Mashhad Publication, Sokhan Gostar [in Persian].

- Mishra A. K. and Desai V. R. (2005). Drought forecasting using stochastic models. *Int. J. Climat.*, 16, 585 – 599.
- Nyatuame M. and Agodzo S. K. (2018). Stochastic ARIMA model for annual rainfall and maximum temperature forecasting over Tordzie watershed in Ghana. *J. Water Land Develop.*, 37(1), 127–140.
- Papalaskaris T. and Kampas G. (2017). Time series analysis of water characteristics of streams in Eastern Macedonia Thrace, Greece. *Europ. Water*, 57, 93-100.
- Shabani B. Mousavi Baygi M. Jabbari Noghahi M. and Ghareman B. (2014). Modeling and predication of monthly max and min temperatures of Mashhad plain using time series models. *J. Water Soil*, 27(5), 896-906 [in Persian].
- Sharifan H. and Gharaman B. (2007). Evaluation of rainfall forecasting in Golestan Province using time series. *J. Agri. Sci. Nat. Resour.*, 14(3), 196-209 [In Persian].
- Tadesse K. B. and Dinka M. O. (2017). Application of SARIMA model to forecasting monthly flows in waterval river, south Africa. *J. Water Land Develop.*, 35(1), 229-236.
- Unnikrishnan T., Anilkumar P. and Gopakumar C. S. (2018). SARIMA models forecasting of weather parameters for Thrissur district. *Int. J. Statis. Appl. Math.*, 3(1), 360-367.

Modeling and Predicting the Monthly Average Temperature of Isfahan using SARIMA Model

Sakineh Khani Temelieyeh¹, Zobaihollah Khani Temelieyeh², Seyed Mahmoud Hosseiniseddigh¹, Mohammad Kamangar¹ and Zahra Shamsi³

¹PhD Scholar, Department of Geography, Faculty of Literature and Human Sciences, Zanjan University, Zanjan, Iran

²PhD Scholar, Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Urmia University, Urmia, Iran

³M. Sc. Alumni, Department of Hydraulic Structures, Faculty of Agriculture, Shahid Bahonar University, Kerman, Iran

*Corresponding author: z.khani1060@yahoo.com

Original Paper

Received: September 18, 2018

Revised: July 14, 2019

Accepted: August 04, 2019

Abstract

Increasing the earth temperature causes anomalies in the planet climate, which affects all aspects of human life. In this study, the determination of temperature changes and the most appropriate model for estimating temperature changes was carried out using the SARIMA time series model in Isfahan. For this purpose, the long-term monthly average temperature of Isfahan during the years 1951-2017 were used in MINITAB software medium. Then, using the time series, an initial guessing pattern was extracted as follows: SARIMA (0, 0, 4) (0, 1, 1)₁₂ and SARIMA (4, 0, 0) (5, 1, 0)₁₂ trail and error. The method of the goodness of fit these two patterns resulted in a final pattern SARIMA (1, 0, 1) (0, 1, 1). In the next stage, accuracy and preciseness of this model were confirmed by AIC statistics and analysis of self-correlation charts, the histogram of residual patterns, and other parameters. Finally, based on fitted models, the forecast was made for the next 10 years. The results of this study indicate that these models had almost good accuracy for predicting temperature changes over the coming years. In addition, the assumption of the independency of the residuals was confirmed by the correlation between the model and the remainder of the model due to the inclusion of all self-correlations in their standard limits, and then the histogram of the residual parts of the M1 pattern showed normality of the data.

Keywords: Fitness; Temperature; Time Series; Modeling; SARIMA.