

## ارزیابی دقت مدل SARIMA در مدل‌سازی و پیش‌بینی بلندمدت میانگین دمای ماهانه در اقلیم‌های متفاوت ایران

پویا عاقل‌پور<sup>۱</sup>، مهدی نادى<sup>۲\*</sup>

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد هواشناسی کشاورزی، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان.

۲. استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی زراعی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری.

### چکیده

مدلسازی و پیش‌بینی متغیرهای هواشناسی اهمیت ویژه‌ای در برنامه ریزی محیطی دارد. سری‌های زمانی از جمله مدل‌هایی است که در این راستا می‌توان از انواع فصلی آن مثل SARIMA استفاده نمود. در این تحقیق از این مدل برای مدلسازی و پیش‌بینی دمای میانگین ماهانه ۵ ایستگاه همدیدی در اقلیم‌های مختلف کشور استفاده شده است. داده‌های ایستگاه‌های آبادان، اصفهان، انزلی و دو ایستگاه تبریز و مشهد با اقلیم مشابه طی سال‌های ۱۹۵۱-۲۰۱۱ میلادی، توسط تابع  $ACF$  از حیث وجود روند فصلی مورد بررسی قرار گرفتند و پس از اعمال درجه تفاضلگیری فصلی، وارد مدل SARIMA شدند. خروجی‌های مدل توسط معیار بیزی شوارتز، جذر میانگین مربعات خطا و ضریب تعیین ارزیابی شدند. نتایج نشان داد بهترین مدل‌ها برای این ۵ ایستگاه فوق به ترتیب مدل‌های  $SARIMA(1,0,1)(1,1,1)_{12}$ ،  $SARIMA(1,0,1)(1,1,1)_{12}$ ،  $SARIMA(2,0,2)(3,1,1)_{12}$ ،  $SARIMA(1,0,0)(1,1,1)_{12}$ ،  $SARIMA(1,0,2)$  و  $(1,1,1)_{12}$  و  $SARIMA(0,0,1)(0,1,1)_{12}$  بوده و پارامترهای مدل جهت پیش‌بینی مقادیر ماهانه دوره‌ی ۲۰۱۲-۲۰۱۴ استخراج شد. تغییرات خطای پیش‌بینی در اقلیم‌های ۱۲، ۱۸، ۲۴، ۳۰ و ۳۶ ماهه در دوره‌ی سه ساله‌ی پیش‌بینی بررسی شده و توانایی بالای مدل در پیش‌بینی گام‌های بلندمدت در آینده مشخص گردید. در بین ایستگاه‌های مورد بررسی بهترین برآورد مربوط به ایستگاه آبادان در اقلیم فراخشک گرم بود که مقادیر شاخص‌های خطا به صورت  $SBC=322/41$ ،  $RMSE=1/22$  و  $R^2=0/98$  بدست آمد. پس از آبادان، این مدل به ترتیب در ایستگاه‌های انزلی در اقلیم مرطوب معتدل، اصفهان در اقلیم فراخشک سرد، و تبریز و مشهد در اقلیم نیمه‌خشک سرد دارای عملکرد مطلوب‌تری است.

**کلید واژگان:** سری‌های زمانی، دمای ماهانه، پیش‌بینی بلند مدت، مدل‌های تصادفی، تابع خود همبستگی

## مقدمه

GRNN<sup>۳</sup> استفاده نمودند که همگی دارای دقت قابل قبولی در مدل‌سازی و برآورد دمای روزانه بودند. میلز ( Mills, 2014) مدل سری‌های زمانی را برای تجزیه و تحلیل سری‌های دمایی بیشینه و کمینه‌ی جزیره‌ی کفالونیا در یونان مورد استفاده قرار داد. داده‌ها متعلق به دهه ۲۰۱۰ بود و بنا بر وجود روند فصلی در داده‌ها طی دوره‌ی ده ساله، مدل استفاده شده در آن مدل آریمای فصلی بوده که دارای دقت خوب بوده با بکارگیری از آن مقادیر ماهانه‌ی این دو متغیر، برای ۱۲ ماه سال ۲۰۱۱ پیش‌بینی شد. در استان آسام هندوستان مدل SARIMA توسط پاتواری و همکاران (Patowary et al., 2017) برای مدل‌سازی داده‌های پربودیک ماهانه دمای هوا طی یک دوره ۵۰ ساله از سال ۱۹۶۶ تا ۲۰۱۵ به کار گرفته شد. ایشان دریافتند که مدل مذکور در پیش‌بینی دمای بیشینه و کمینه به ترتیب ۱/۱۳ و ۰/۸۷ درجه خطا دارد. برای پیش‌بینی دما از مدل‌های هوش مصنوعی نیز در خارج از کشور مطالعاتی صورت گرفته است (Nury et al., 2017; Bassam et al., 2017; Dombayci & Gölcü, 2009). در ایران از مدل‌های مختلف سری زمانی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی‌های متغیرهای اقلیمی استفاده شده‌است که از آن بین می‌توان به تحقیق گلابی و همکاران (۱۳۹۲) در آبادان و وحدت و همکاران (۱۳۸۹) در دزفول برای پیش‌بینی دما اشاره کرد. همچنین (زارعی و مقیمی، ۱۳۹۵) در پیش‌بینی دما در فسا، (قهرمان و قره‌خانی، ۱۳۹۰) برای مدل‌سازی تبخیر از تشت در شیراز، (خزایی و میرزایی، ۱۳۹۳) برای پیش‌بینی دما، بارش، تبخیر و دبی در حوضه آبخیز زهره در استان کهگیلویه و بویراحمد، و (سلطانی و همکاران، ۱۳۹۶) در پیش‌بینی بارش استان آذربایجان غربی از این مدل‌ها استفاده نمودند. در کرمانشاه (ویسی پور و همکاران، ۱۳۸۹) برای پیش‌بینی دما و بارش، (زارع ایبانه و همکاران، ۱۳۹۳) برای تبخیر تعرق گیاه مرجع و عینی و همکاران (۱۳۹۵) برای پیش‌بینی دما از مدل‌های سری زمانی استفاده نمودند. قربانی و همکاران (۱۳۸۹) برای پیش‌بینی دما در تبریز مدل‌های هوش مصنوعی، شبکه عصبی و برنامه ریزی ژنتیک را با یکدیگر مقایسه کرده و دریافتند هر سه مدل

فعالیت‌های انسانی اعم از کشاورزی، صنعت و سیستم‌های نظیر آن وابسته به اقلیم می‌باشند و بر مبنای پایداری آن طراحی شده‌اند و از این جهت موضوع تغییر اقلیم می‌تواند ثبات و پایداری ذکر شده را به هم بریزد و یا حتی مختل کرده و انسان را با مشکلات جدی‌تری رو به رو سازد. با توجه به اینکه متغیرهای آب و هوایی وابسته به زمان بوده، تحلیل نوسانات و پیش‌بینی آنها با روشهای تحلیل سری‌های زمانی اهمیت ویژه‌ای در مطالعات هوا و اقلیم شناسی دارد. دما از مهمترین عناصر اقلیمی به حساب می‌آید که نقش تعیین کننده‌ای در نوسانات سایر عناصر اقلیمی دارد. همچنین دما از عوامل اصلی در سیستم‌های طبقه بندی اقلیمی برشمرده می‌شود. تغییرات معنی‌دار دمای کره‌ی زمین یا گرمایش جهانی به عنوان مهمترین نمودهای تغییر اقلیم در قرن حاضر مورد توجه قرار گرفته است. بسیاری از معضلات محیطی عصر ما از جمله سیل، طوفان، خشکسالی، تکثیر بیش از حد حشرات موذی و مصونیت آنها در برابر سموم و مسایلی از این دست، جملگی ریشه در تغییر اقلیم کره‌ی زمین خصوصاً افزایش دما دارند. لذا پیش‌بینی دما قطعاً فرصت بیشتری را جهت برنامه‌ریزی و ارائه تمهیدات لازم در اختیار برنامه ریزان قرار می‌دهد (اسفندیاری و همکاران، ۱۳۸۸). مدل‌های قدیمی در زمینه پیش‌بینی، مدل‌های رگرسیونی هستند که در این بین مدل‌های آماری استوکستیک معمولاً در زمینه‌های هیدرولوژیکی و هوا و اقلیم شناسی به وفور به کار رفته‌اند. از آن جمله مدل‌ها می‌توان به مدل سری‌های زمانی یا باکس-جنکیز اشاره نمود که استفاده از آنها در این علوم برای مدل‌سازی و پیش‌بینی داده‌ها کاربرد فراوان دارد که اساس اغلب این روابط بر مبنای تحلیلهای رگرسیونی بنا نهاده شده‌است. اوستاگلو و همکاران (Ustagliu et al., 2008) جهت پیش‌بینی دمای بیشینه، میانگین و کمینه‌ی روزانه در حوضه‌های گیوه و ساکاریا در ترکیه از سه مدل اصلی شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل:  $FFBP^1$ ،  $RBF^2$  و

1 Feed forward back propagation

2 Radial basis function

3 Generalized regression neural network

در این تحقیق از میان مدل‌های سری زمانی از مدل فصلی SARIMA استفاده شده‌است که در ادامه به تشریح معادلات آن پرداخته می‌شود. مدل SARIMA که می‌توان از آن به منظور شبیه سازی رفتار تصادفی سری‌های زمانی فصلی استفاده کرد یک مدل استوکستیک پارامتری خطی است که فرم ضربدری آن به صورت  $SARIMA(p,d,q) \times (P,D,Q)_\omega$  نمایش داده می‌شود. این مدل با دوره تناوب  $\omega$  و مرتبه‌های اتورگرسیو، تفاضلگیری و میانگین متحرک غیر فصلی  $\phi$ ،  $d$  و  $q$  و فصلی  $P$ ،  $D$  و  $Q$  از رابطه کلی زیر تبعیت می‌کند:

$$\Phi_p(B^\omega) = (1 - \phi_1 B^{\omega \times 1} - \dots - \phi_p B^{\omega \times p}) \quad (۱)$$

$$\phi_p(B) = (1 - \phi_1 B^1 - \dots - \phi_p B^p) \quad (۲)$$

$$\nabla_\omega^D = (1 - B^\omega)^D \quad (۳)$$

$$\nabla^d = (1 - B)^d \quad (۴)$$

$$\Theta_q(B^\omega) = (1 - \theta_1 B^{\omega \times 1} - \dots - \theta_q B^{\omega \times q}) \quad (۵)$$

$$\theta_q(B) = (1 - \theta_1 B^1 - \dots - \theta_q B^q) \quad (۶)$$

$$\Phi_p(B^\omega) \phi_p(B) \nabla_\omega^D \nabla^d X_t = \theta_q(B) \Theta_q(B^\omega) \varepsilon_t \quad (۷)$$

که در این روابط  $X_t$  متغیر تصادفی نرمال شده و  $\varepsilon_t$  یک متغیر تصادفی نرمال با میانگین  $\mu$  و واریانس  $\sigma_\varepsilon^2$  است. پارامترهای  $B$ ،  $\Phi$ ،  $\phi$ ،  $\nabla_\omega^D$  و  $\nabla^d$ ،  $\theta$ ،  $\Theta$ ، به ترتیب نشانگر عملگرهای پسرو، اتورگرسیو فصلی، اتورگرسیو غیر فصلی، تفاضلگیری فصلی و تفاضلگیری غیر فصلی، میانگین متحرک فصلی و میانگین متحرک غیر فصلی می‌باشند که مداللات آنها در روابط ۱ تا ۶ تشریح شده‌است (Salas et al., 1988).

دقت بالایی در تخمین دما داشته ولی روش برنامه‌ریزی ژنتیک نسبت به دو مدل دیگر دقت بالاتری را از خود نشان داد. در دشت مشهد پیش‌بینی دمای کمینه و بیشینه ماهانه توسط شعبانی و همکاران (۱۳۹۲) نشان داد دمای بیشینه به میزان یک درجه، و دمای کمینه به اندازه‌ی ۱/۴ درجه سلسیوس تا سال ۲۰۱۸ افزایش خواهد یافت.

هدف از تحقیق جاری بررسی کارایی مدل استوکستیک فصلی  $SARIMA^1$  برای مدلسازی و پیش‌بینی دمای ماهانه در اقلیم‌های مختلف ایران است. به علاوه کارایی این مدل در پیش‌بینی درازمدت دما به طور پیوسته در گام زمانی ۳۶ ماهه ارزیابی می‌شود.

## مواد و روش‌ها

در پژوهش حاضر از بین اقلیم‌های مختلف کشور ۵ ایستگاه همدیدی انتخاب شد که دارای اطلاعات بلندمدت کامل دما، طی سالهای ۱۹۵۱-۲۰۱۴ بودند. دمای میانگین ماهانه ایستگاه‌های آبادان، اصفهان، انزلی، تبریز و مشهد بررسی شد که مختصات و خصوصیات آماری و همچنین اقلیم ایستگاهها بر اساس سیستم طبقه‌بندی اقلیمی دماترن گسترش یافته<sup>۲</sup> (Rahimi et al., 2013) در جدول ۱ نمایش داده شده‌است.

## سری‌های زمانی

در علم آمار و پردازش سیگنال مدل سری‌های زمانی که به آن مدل باکس-جکینز نیز می‌گویند، مدلی است که معمولاً برای سنجش داده‌های مرتب شده بر حسب زمان مورد استفاده قرار می‌گیرد. یک سری زمانی مشاهده شده را می‌توان نتیجه یک فرایند استوکستیک دانست. ساده ترین مدلی که می‌توان برای شبیه سازی این سری زمانی در نظر گرفت مربوط به فرآیندی است که در آن، پیش آمدها در زمانهای مجزا از یکدیگر و با فواصل زمانی ثابت به وقوع می‌پیوندند و هر کدام از آنها مستقل از سایر مقادیر است (نیرومند و بزرگ نیا، ۱۳۹۰).

1 Seasonal autoregressive integrated moving average

2 Extended De Martonne

جدول ۱- مشخصات دمای ۵ ایستگاه همدیدی مورد بررسی

نام ایستگاه	عرض جغرافیایی	طول جغرافیایی	ارتفاع	میانگین دما	انحراف معیار	اقلیم
آبادان	۳۰/۳۸°	۴۸/۲۱°	۶/۶	۲۵/۵۰	۸/۹۵	فراخشک گرم
اصفهان	۳۲/۵۲°	۵۱/۷۱°	۱۵۵۰/۴	۱۶/۳۸	۹/۲۷	فراخشک سرد
انزلی	۳۷/۴۸°	۴۹/۴۶°	-۲۳/۶	۱۶/۲۱	۷/۱۱	مرطوب معتدل
تبریز	۳۸/۱۲°	۴۶/۲۴°	۱۳۶۱	۱۲/۲۴	۹/۹۴	نیمه‌خشک سرد
مشهد	۳۶/۲۴°	۵۹/۶۳°	۳۶/۲۴	۱۴/۲۱	۹/۲۴	نیمه‌خشک سرد

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{f}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{f}_i)^2} \quad (10)$$

از شاخص SBC برای انتخاب بهترین مدل سری‌های زمانی استفاده شد که معادله‌ی آن با توجه به الگوی اصلی SARIMA به شکل رابطه ۱۱ می‌باشد:

$$SBC(p, q) = N \ln \sigma_e^2 + (p + q) \ln N \quad (11)$$

در صورتی که چندین مدل مناسب آزمون‌های نکویی برازش را به خوبی گذرانده باشند و از نظر دقت یکسان باشند، طبق اصل امساک، مدلی که دارای پارامتر SBC کمتری است بر دیگر مدل‌ها ارجحیت خواهد داشت. رابطه این معیار به شکل رابطه ۱۱ می‌باشد (Salas et al., 1988). در روابط بالا  $y_i$ ،  $\hat{f}_i$  به ترتیب داده‌های مشاهده‌ای و خروجی‌های مدل،  $p$  و  $q$  به ترتیب درجات غیر فصلی مدل‌های اتورگرسیو و میانگین متحرک،  $\sigma_e^2$  واریانس باقی مانده‌های هر مدل و  $n$  تعداد داده‌ها می‌باشند. مدل‌ها و آنالیزهای انجام شده در این تحقیق توسط نرم افزار Minitab16 انجام شد که توانایی انجام مدل‌های فصلی و غیر فصلی سری‌های زمانی و همچنین ارزیابی و تجزیه تحلیل داده‌ها را به خوبی دارا می‌باشد.

## نتایج و بحث

طی مراحل تجزیه و تحلیل سری‌ها و جهت سنجش صحت ارائه شده برای مقادیر آینده دما، سری‌ها به دو قسمت، ۶۱ سال اول واسنجی، و ۳ سال آخر اعتبار سنجی تقسیم شدند. داده‌های دوره‌ی اعتبار سنجی از لحاظ وجود روند فصلی مورد بررسی قرار گرفته شدند که جهت این مساله از تابع ACF استفاده شد و خروجی‌های تابع در نمودارهای شکل‌های ۱ تا ۵ (قسمت a) به نمایش گذاشته شدند.

## تابع خود همبستگی

تابع خودهمبستگی ( $ACF^1$ ) تابعی بسیار مهم در تحلیل سری‌های زمانی بخصوص سری‌های زمانی پرریودیک می‌باشد که از کاربردهای آنها می‌توان به نمایش و تحلیل روندهای فصلی در داده‌ها و همچنین تشخیص دوره‌ی بازگشت اشاره کرد. تابع خود همبستگی یا همبستگی نگار نمونه از ترسیم ضرایب خودهمبستگی،  $r_k$  که یک معیار بدون بعد از وابستگی خطی مقادیر سری زمانی در گام‌های مختلف زمانی می‌باشد، در مقابل گام زمانی  $K$  بدست می‌آید.

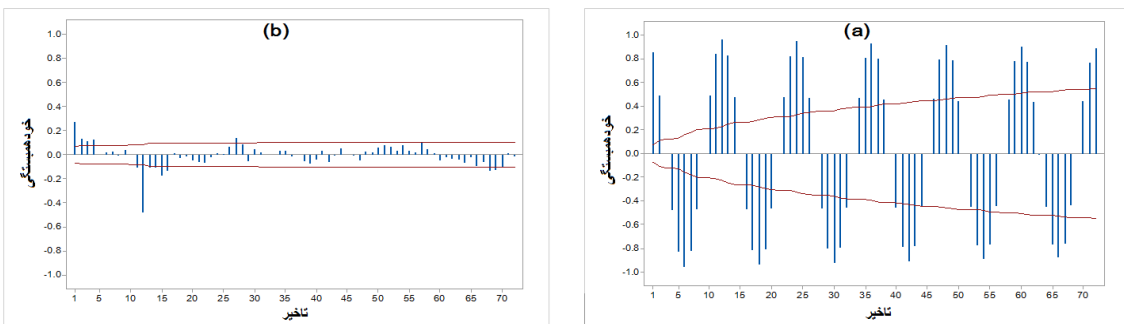
$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{N-K} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^N (x_t - \bar{x})^2} \quad (8)$$

که در آن  $N$  طول نمونه،  $K$  گام زمانی مورد نظر و  $\bar{x}$  میانگین سری زمانی می‌باشد. چنانچه در خروجی‌های تابع در نمودار روند فصلی مشاهده شد می‌بایست با چند بار تفاضلگیری فصلی با تاخیری برابر با دوره بازگشت داده‌ها این روند را در سری به حداقل نزدیک نمود (Salas et al., 1988).

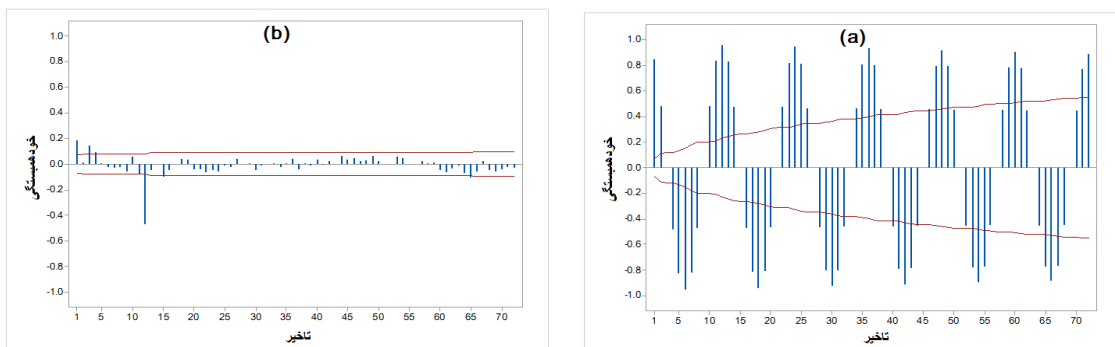
## معیارهای ارزیابی مدل

برای اطمینان از صحت مدل‌سازی و پیش‌بینی انجام شده، باید خروجی‌های مدل با مقادیر واقعی آنها مقایسه گردد. برای این امر از معیارهای ارزیابی عملکرد مدل‌ها استفاده می‌گردد. معیارهایی که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفتند عبارتند از: ضریب تعیین ( $R^2$ )، ریشه میانگین مربعات خطا ( $RMSE^3$ ) و معیار بیزی شوارتز ( $SBC^4$ ) که معادلات آنها در ادامه ذکر شده‌اند.

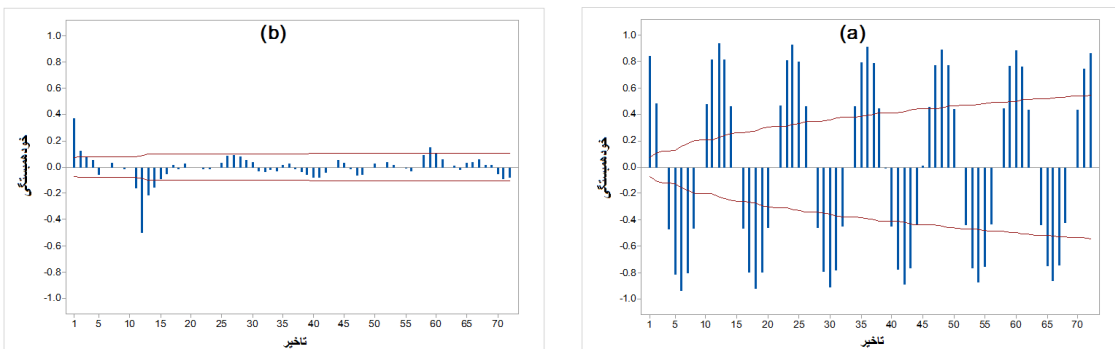
- 1 Autocorrelation function
- 2 Coefficient of determination
- 3 Root mean squared error
- 4 Schwarz bayesian criterion



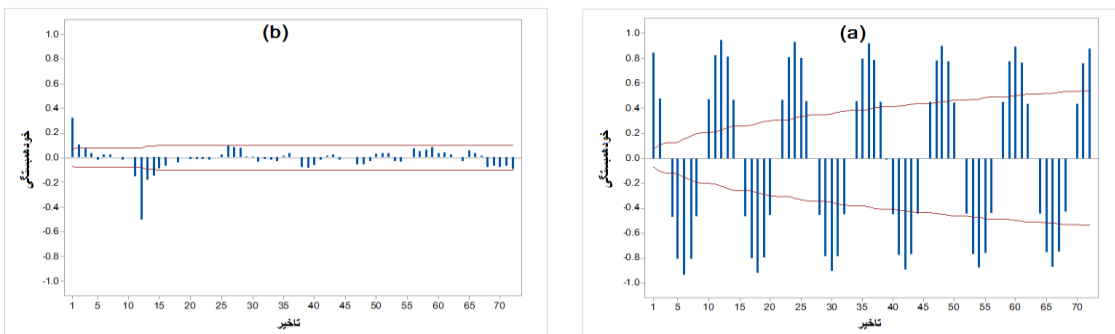
شکل ۱- نمودار تابع خودهمبستگی قبل (a) و بعد (b) از تفاضلگیری - ایستگاه آبادان



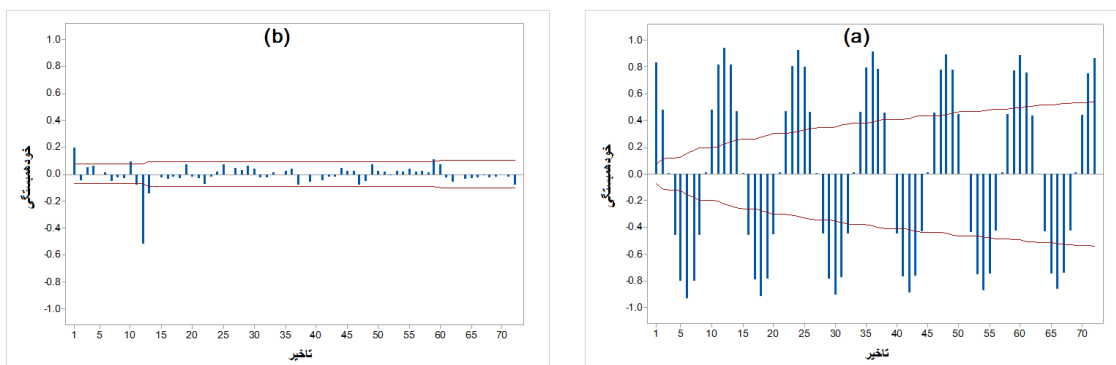
شکل ۲- نمودار تابع خودهمبستگی قبل (a) و بعد (b) از تفاضلگیری - ایستگاه اصفهان



شکل ۳- نمودار تابع خودهمبستگی قبل (a) و بعد (b) از تفاضلگیری - ایستگاه انزلی



شکل ۴- نمودار تابع خودهمبستگی قبل (a) و بعد (b) از تفاضلگیری - ایستگاه تبریز



شکل ۵- نمودار تابع خودهمبستگی قبل (a) و بعد (b) از تفاضلگیری ایستگاه مشهد

سپس پیش‌بینی ارائه شده از هر کدام از مدل‌ها با داده‌های ثبت شده‌ی سه سال آخر مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفت. این پیش‌بینی‌ها برای ۶ افق بلندمدت در آینده شامل افق‌های ۶، ۱۲، ۱۸، ۲۴، ۳۰ و ۳۶ ماهه انجام شده و مجموع برآوردهای آینده برای هر یک از ایستگاه‌ها مورد ارزیابی قرار گرفتند. مدل‌های برآورد شده از داده‌های ماهانه میانگین دما توسط معیار SBC، ریشه میانگین مربعات خطا و ضریب تعیین سنجیده شده و نتایج در جدول ۲ درج شد. مطابق جدول ۲ در مدل‌های برآوردی ایستگاه همدیدی آبادان، دو مدل  $SARIMA(1,0,1)$  و  $SARIMA(1,1,1)_{12}$  با دقت مشابه دارای خطای حداقل بودند که دارای بهترین عملکرد در پیش‌بینی سه سال آینده نیز بودند. عملکرد این دو مدل بسیار نزدیک بوده بطوری که ضریب تبیین و ریشه میانگین مربعات خطا در هر دو بخش داده و به طبع در کل داده‌ها یکسان بوده و تفاوت بسیار جزئی در میزان SBC کل را دارا هستند. طبق اصل امساک<sup>۱</sup>، از بین دو مدل با خطای مشابه و میزان SBC یکسان مدلی بهتر است که از نظر تعداد پارامترهای استفاده شده در آن حداقل باشد (Salas et al., 1988).

این تابع برای هر ۵ ایستگاه از تاخیر ۱ تا  $\sqrt{n} + 45$  که پیش فرض نرم افزار می‌باشد محاسبه شد و خروجی‌ها به وضوح نشان دهنده وجود روند فصلی در داده‌ها با طول موج (دوره تناوب) ۱۲ بود. طی ۴ مرتبه استفاده از تفاضلگیری فصلی با تاخیر ۱۲ و سنجش سری خروجی‌های تابع ACF مشخص شد که داده‌های دمای هر ۵ ایستگاه همدیدی مورد بررسی در مرتبه فصلی تفاضلگیری ۱ نسبت به درجات دیگر، کمترین تجاوز از حدود اطمینان مشخص شده در تابع ACF را داشته بنابراین از درجه تفاضلگیری فصلی واحد می‌بایست در مدل‌سازی SARIMA استفاده گردد. درجات و پارامترهای اتورگرسیو و میانگین متحرک در سعی و خطا برآورد شد. بدین منظور از درجات ۰ تا ۳ فصلی و غیر فصلی اتورگرسیو و همچنین میانگین متحرک برای مدل SARIMA بهره گرفته شد که شامل ایجاد ۲۵۶ مدل برای هر کدام از ۵ سری دمایی مورد نظر بود.

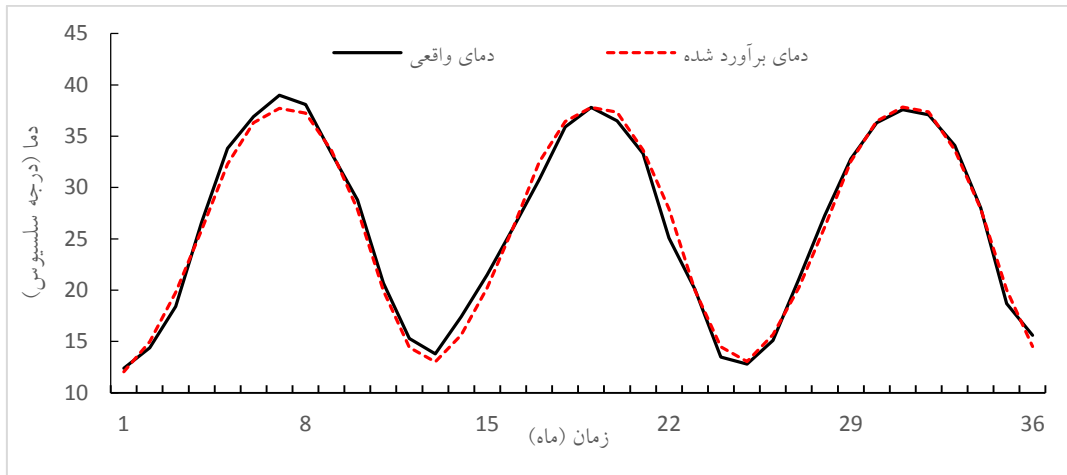
به منظور مدل‌سازی و اعتبار سنجی مدل، ۶۱ سال اول داده‌ها را برای شبیه‌سازی و بهینه‌سازی پارامترهای مدل، و ۳ سال آخر به وسیله‌ی مدل شبیه‌سازی شده پیش‌بینی شد.

جدول ۲- ارزیابی مدل‌های برآوردی و پیش‌بینی‌های آنها

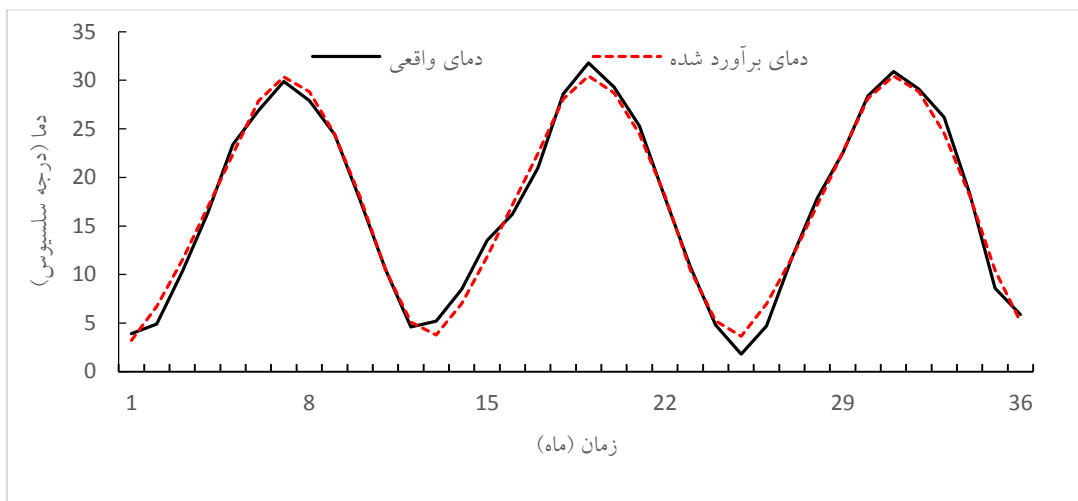
ایستگاه	مدل	RMSE (درجه سلسیوس)			R <sup>2</sup> (%)			SBC		
		مدلساز	پیش‌بینی	کل	مدلساز	پیش‌بینی	کل	مدلساز	پیش‌بینی	کل
آبادان	SARIMA (1,0,1)(1,1,1) <sub>1</sub> 2	۱/۲۳	۰/۹۷	۲۲	۹۸/۱	۹۸/۸	۱	۳۲۰/۹۲	۵/۹۵	۴۱
		۱/۲۳	۰/۹۸	۲۲	۹۸/۱	۹۸/۸	۱	۳۲۰/۶۳	۶/۱۹	۳۲
اصفهان	SARIMA (2,0,2)(1,1,1) <sub>1</sub> 2	۱/۴۴	۱/۰۶	۴۲	۹۷/۶	۹۸/۸	۷	۵۴۸/۷۲	۱۲/۲۵	۰۸
		۱/۴۴	۱/۰۴	۴۲	۹۷/۶	۹۸/۸	۷	۵۴۷/۵۱	۱۰/۶۸	۱۹
ن	SARIMA (2,0,2)(3,1,1) <sub>1</sub> 2	۱/۳۶	۱/۵۸	۳۷	۹۶/۳	۹۵/۹	۳	۴۶۸/۴۶	۳۶/۶۵	۷۱
		۱/۸۱	۱/۸۱	۸۱	۹۶/۷	۹۶/۶	۷	۸۷۹/۵۰	۵۲/۹۸	۵۳
مشهد	SARIMA (0,0,1)(0,1,1) <sub>1</sub> 2	۱/۹۰	۱/۴۶	۸۸	۹۵/۸	۹۷/۸	۹	۹۵۱/۹۳	۳۵/۲۱	۱۷
				۱	۹۵					۹۸۳

از این رو مدل SARIMA(1,0,1)(1,1,1)<sub>12</sub> که نسبت به همتای خود دارای دقت مشابه بود به دلیل پارامترهای کمتر بعنوان بهترین مدل برای دمای ماهانه ایستگاه آبادان انتخاب می‌گردد. در ایستگاه همدیدی اصفهان نیز این مسئله پس از بررسی تمام مدل‌ها بین دو مدل دیده می‌شود که این دو مدل SARIMA (2,0,2) (1,1,1)<sub>12</sub> و SARIMA (2,0,2) (3,1,1)<sub>12</sub> میزان ریشه میانگین مربعات خطا در سه سال پیش‌بینی شده و همچنین مقدار SBC در هر سه بخش می‌باشد که اختلاف کل این معیار در دو مدل در می‌باشند. تفاوت این ایستگاه در دو مدل نزدیک به ۳ واحد بوده که بسیار بیشتر از ایستگاه آبادان می‌باشد بنابراین قابل چشم پوشی نبوده و نیاز به استفاده از اصل امساک نیست. بنابراین مدل SARIMA (2,0,2) (3,1,1)<sub>12</sub> با ضریب تبیین ۰/۹۷ برای ایستگاه اصفهان بهترین مدل ساز و پیش‌بینی کننده خواهد بود. این مدل فصلی استوکستیک در سه ایستگاه دیگر نیز دارای عملکرد قابل قبولی بوده و توانست به خوبی دمای میانگین ماهانه را پیش‌بینی کند. برای ایستگاه-های همدیدی انزلی، تبریز و مشهد، به ترتیب مدل‌های SARIMA (1,0,2) (0,0,1) (0,1,1)<sub>12</sub> و SARIMA (1,1,1)<sub>12</sub> از بین تمامی مدل‌های اجرا شده‌ی هر ایستگاه انتخاب شدند که دارای حداقل خطا و بالاترین ضرایب همبستگی در هر دو قسمت ۶۱ سال مدلسازی و ۳ سال پیش‌بینی می‌باشند. در شکل‌های ۶ تا ۱۰ که به مقایسه‌ی مقادیر پیش‌بینی شده‌ی سه سال آینده‌ی دما با مقادیر واقعی دما پرداخته شده‌است، تطابق بسیار خوب داده‌های برآوردی و واقعی نشان داده شده که حاکی از کارایی خوب مدل SARIMA در پیش‌بینی بلند مدت دما است که می‌تواند روند سینوسی پرریودیک داده‌ها را در آینده برآورد کند. لازم به ذکر است که در پیش‌بینی گام‌های زمانی بلندمدت و در کل بیشتر از یک گام زمانی، مدل از داده‌های تولید شده و پیش‌بینی شده‌ی خود به عنوان ورودی جهت پیش‌بینی گام بعدی بهره‌گیری می‌کند. با این تفاسیر تحقیق حاضر مقادیر برآوردی دما را برای ۳۶ گام زمانی آینده، بدون در دست داشتن ورودی‌های واقعی برآورد کرده‌است.

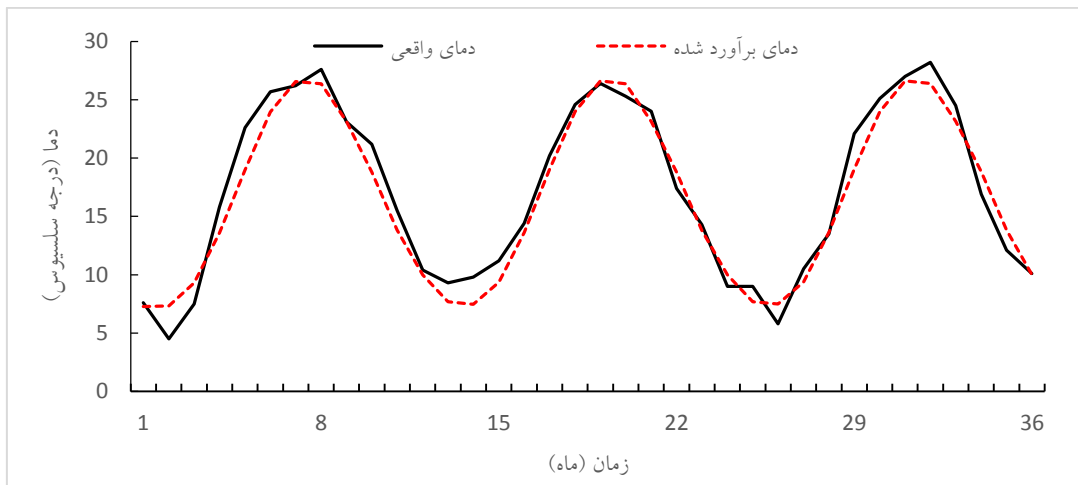
از این رو مدل SARIMA(1,0,1)(1,1,1)<sub>12</sub> که نسبت به همتای خود دارای دقت مشابه بود به دلیل پارامترهای کمتر بعنوان بهترین مدل برای دمای ماهانه ایستگاه آبادان انتخاب می‌گردد. در ایستگاه همدیدی اصفهان نیز این مسئله پس از بررسی تمام مدل‌ها بین دو مدل دیده می‌شود که این دو مدل SARIMA (2,0,2) (1,1,1)<sub>12</sub> و SARIMA (2,0,2) (3,1,1)<sub>12</sub> میزان ریشه میانگین مربعات خطا در سه سال پیش‌بینی شده و همچنین مقدار SBC در هر سه بخش می‌باشد که اختلاف کل این معیار در دو مدل در می‌باشند. تفاوت این ایستگاه در دو مدل نزدیک به ۳ واحد بوده که بسیار بیشتر از ایستگاه آبادان می‌باشد بنابراین قابل چشم پوشی نبوده و نیاز به استفاده از اصل امساک نیست. بنابراین مدل SARIMA (2,0,2) (3,1,1)<sub>12</sub> با ضریب تبیین ۰/۹۷ برای ایستگاه اصفهان بهترین مدل ساز و پیش‌بینی کننده خواهد بود. این مدل فصلی استوکستیک در سه ایستگاه دیگر نیز دارای عملکرد قابل قبولی بوده و توانست به خوبی دمای میانگین ماهانه را پیش‌بینی کند. برای ایستگاه-های همدیدی انزلی، تبریز و مشهد، به ترتیب مدل‌های



شکل ۶- مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده میانگین دمای ماهانه ایستگاه آبادان

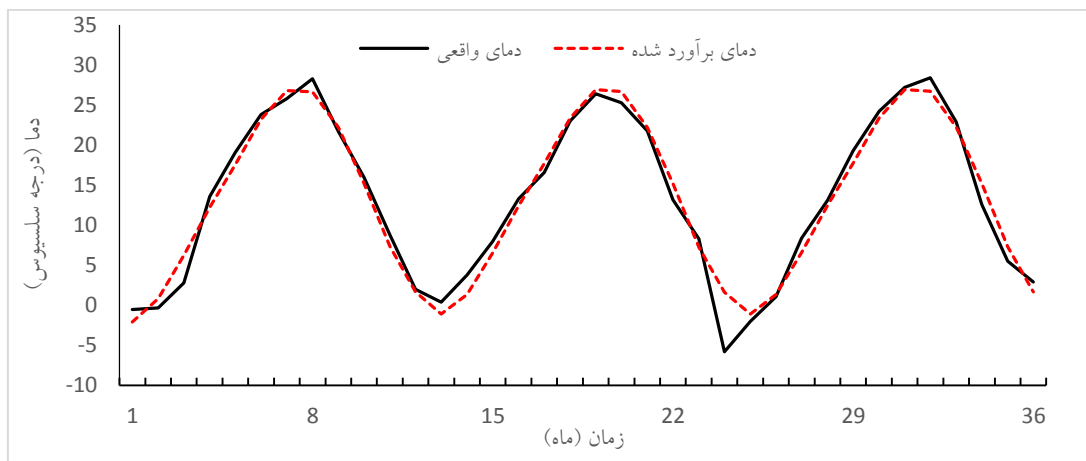


شکل ۷- مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده میانگین دمای ماهانه ایستگاه اصفهان

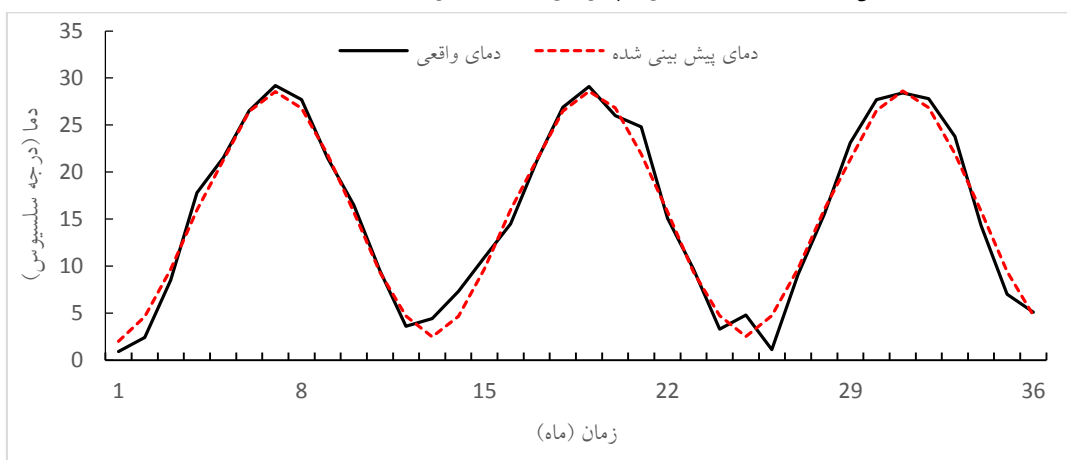


شکل ۸- مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده میانگین دمای ماهانه ایستگاه انزلی



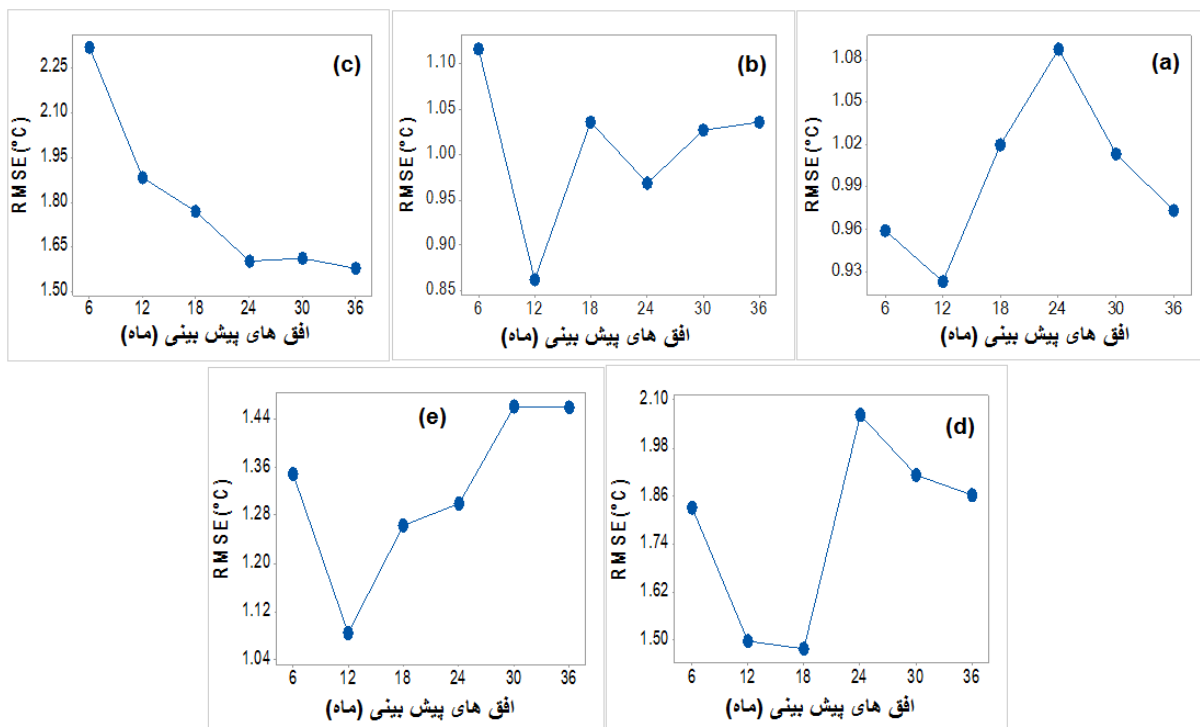


شکل ۹- مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده میانگین دمای ماهانه ایستگاه تبریز



شکل ۱۰- مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده میانگین دمای ماهانه ایستگاه مشهد

همانگونه که پیشتر ذکر شد، افق‌های پیش‌بینی دما در آینده به تفکیک ۶ ماهه انتخاب شده و خطا سنجی شدند. خطای این گام-های بلندمدت در هر افق به شکل نمودار در شکل ۱۱ نمایش داده شدند



شکل ۱۱- نمودارهای تغییرات خطا با افزایش افق پیش‌بینی آبادان (a) اصفهان (b) انزلی (c) تبریز (d) و مشهد (e)

این شکل نشان می‌دهد که در ایستگاه‌های آبادان، اصفهان و مشهد در کل دوره‌ی سه ساله کمترین خطا متعلق به افق پیش‌بینی ۱۲ ماهه بوده که به ترتیب  $0/92$ ،  $0/86$  و  $1/08$  درجه سلسیوس خطا در دوره‌ی پیش‌بینی دقیق‌ترین افق پیش‌بینی بلندمدت ایستگاه خود بوده اند. با افزایش افق‌های پیش‌بینی ایستگاه آبادان این خطا تا افق ۲۴ ماهه رو به افزایش بوده و به مقدار بیشینه خود یعنی  $1/08$  درجه می‌رسد و در دو گام بعدی مجدداً رو به کاهش خواهد بود. در ایستگاه اصفهان میزان بیشینه خطای پیش‌بینی آینده  $1/12$  درجه و متعلق به افق ۶ ماهه بوده و با افزایش افق‌ها خطا بصورت نوسانی به سمت میانگین خطای کل دوره میل می‌کند. نکته‌ای که در ایستگاه انزلی جالب توجه بوده و در این بخش متفاوت با سایر ایستگاه‌های مورد بررسی می‌باشد، میزان بیشینه خطای پیش‌بینی متعلق به افق‌های پایین و  $2/32$  درجه سلسیوس بوده و با افزایش گام‌ها، به جز نوسان اندکی بین گام‌های ۲۴ و ۳۰، این خطا سیری نزولی داشته و در افق ۳۶ ماهه به حداقل مقدار خود یعنی  $1/58$  درجه می‌رسد. ایستگاه تبریز در افق‌های پیش‌بینی ۶ تا ۱۸ ماهه سیری نزولی داشته که در گام ۱۸ ماهه خطا به حداقل خود یعنی  $1/48$  درجه می‌رسد. پس از آن در افق ۲۴ ماهه به مقدار بیشینه خود رسیده و دوباره سیری نزولی را تا افق پیش‌بینی ۳۶ ماهه طی خواهد کرد. ایستگاه مشهد نیز پس از بهترین عملکرد خود در افق پیش‌بینی ۱۲ ماهه، با افزایش گام‌های پیش‌بینی افزایش خطا را نیز با خود به همراه داشته و در افق‌های ۳۰ و ۳۶ ماهه به میزان بیشینه خود یعنی  $1/46$  درجه سلسیوس می‌رسد.

پس از بررسی‌های انجام شده و ارزیابی هر دو دوره‌ی واسنجی و اعتبارسنجی و انتخاب بهترین مدل‌های هر ایستگاه در مجموع دو دوره، پارامترهای مدل‌های برازش داده شده بر روی سری‌های زمانی میانگین دمای ماهانه‌ی ایستگاه-های استخراج گردیده و در جدول ۳ درج شده اند که جهت پیش‌بینی مقادیر میانگین دمای ماهانه در آینده با استفاده از الگوی اصلی مدل SARIMA می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند.

پس از بررسی‌های انجام شده و ارزیابی هر دو دوره‌ی واسنجی و اعتبارسنجی و انتخاب بهترین مدل‌های هر ایستگاه در مجموع دو دوره، پارامترهای مدل‌های برازش داده شده بر روی سری‌های زمانی میانگین دمای ماهانه‌ی ایستگاه-های استخراج گردیده و در جدول ۳ درج شده اند که جهت پیش‌بینی مقادیر میانگین دمای ماهانه در آینده با استفاده از الگوی اصلی مدل SARIMA می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند.

جدول ۳- پارامترهای بهینه‌ی مدل SARIMA در ایستگاه‌های مختلف

ایستگاه	اتورگرسیو فصلی		اتورگرسیو غیر فصلی			میانگین متحرک غیر فصلی		میانگین متحرک فصلی		ثابت
	$\Phi_2$	$\Phi_1$	$\Phi_3$	$\Phi_2$	$\Phi_1$	$\theta_2$	$\theta_1$	$\theta_1$	$\theta_1$	$\epsilon_t$
آبادان	-	۰/۶۶	-	-	۰/۰۱	-	-	۰/۳۶	-	۰/۰۸۳
اصفهان	۰/۳۵	۰/۲۲	۰/۰۴	-۰/۰۱	۰/۰۲	۰/۳۵	-۰/۰۳	-	۰/۹۶	۰/۰۱۱۸
انزلی	-	۰/۳۷	-	-	-۰/۰۱	-	-	-	۰/۹۷	۰/۰۰۹۱
تبریز	-	۰/۶۳	-	-	-۰/۰۲	-	-	۰/۲۷	۰/۹۷	۰/۰۱۳۴
مشهد	-	-	-	-	-	-	-	-	۰/۹۶	۰/۰۴۴۳

دقت نتایج مطالعه‌ی جاری در زمینه برآورد دما، همسو با نتایج پاتواری و همکاران (Patowary et al., 2017) بوده که بر روی دمای هوای شهر دیروگر در استان آسام از کشور هندوستان انجام شد. در این تحقیق نیز از مدل SARIMA جهت مدلسازی بهره گرفته شد و متغیرهای دمای حداکثر و حداقل ماهانه طی سالهای ۱۹۶۶-۲۰۱۵ ارزیابی شدند که مدل  $SARIMA(2,1,1)(0,1,1)_{12}$  بعنوان بهترین مدل برای هر دو متغیر، با ریشه میانگین مربعات خطای  $1/13$  و  $0/87$  به ترتیب برای دمای حداکثر و حداقل ماهانه انتخاب گردید. از بررسی‌های صورت گرفته‌ی دیگر در این زمینه می‌توان به دو پژوهش انجام شده در کشور نیجریه که توسط چیسیمکو و همکاران (Chisimkwuo et al., 2014) و یاکوبو (Yakubo, 2014) اشاره نمود. در تحقیق اولی که در استان آبیای کشور نیجریه صورت گرفت سری زمانی بیشینه ماهانه در سالهای ۱۹۷۷-۲۰۱۲ شبیه سازی و پیش‌بینی شد که همچون تحقیق جاری، به وسیله تابع ACF از جهت بررسی روند فصلی مورد ارزیابی قرار گرفت و از بین مدل‌های برازش داده شده مدل  $SARIMA(0,0,2)(2,1,1)_{12}$  با دقت بسیار خوب و میانگین مربعات خطای  $0/55$  بهترین عملکرد را از آن خود نمود و سپس توسط آن مقادیر دمای حداکثر ماهانه برای دوره‌ی آماری سالهای ۲۰۱۳-۲۰۱۷ پیش‌بینی گردید. پژوهش دوم که در استان سوکوتنو از این کشور صورت گرفت، همچون تحقیق حاضر سری‌های زمانی میانگین دمای ماهانه بررسی شدند. در این مطالعه مدل‌های  $SARIMA(3,0,1)(4,1,0)_{12}$  و  $SARIMA(1,0,0)(0,1,1)_{12}$

مدل‌ها  $SARIMA(4,0,2)(5,1,1)_{12}$  بعنوان دقیق‌ترین مدل‌ها دارای بهترین عملکرد در برآورد کوتاه مدت میانگین دمای ماهانه بودند که هر دو تحقیق نام برده در نیجریه نتایجی هم جهت با تحقیق جاری برای تایید قدرت بالای مدل SARIMA در برآورد و پیش‌بینی سری‌های ماهانه‌ی دما دارا بودند. از دیگر تحقیقات مشابه، تحقیق آسموآ-بوهندگ (Asamoah-Boaheng, 2014) در منطقه اشتی در غنا بوده که برای مدلسازی داده‌های میانگین دمای ماهانه دوره آماری ۱۹۸۰ تا ۲۰۱۳ از مدل SARIMA بهره گرفت. او برای تحقیق خود از مدل‌های  $SARIMA(2,0,2)$  و  $SARIMA(2,1,1)$  و  $SARIMA(1,1,2)$  و  $SARIMA(2,1,1)$  استفاده کرد که در آن میان مدل  $SARIMA(2,1,1)(1,1,2)_{12}$  با معیار اطلاعات بیزی<sup>۱</sup> حداقل، میانگین مربعات خطای  $0/516$  و میانگین قدر مطلق خطای  $0/382$  برای مدلسازی دمای ماهانه دارای کمترین خطا را دارا بوده و جهت پیش‌بینی ۱۲ ماه از سال ۲۰۱۴ به کار گرفته شد که تایید دیگری بر دقت مطلوب مدل SARIMA جهت مدلسازی و پیش‌بینی سری‌های زمانی میانگین دمای ماهانه بلندمدت بوده‌است.

### نتیجه گیری

طی بررسی‌های صورت گرفته بر روی ۵ ایستگاه مورد مطالعه، نشان داده شد که مدل استوکستیک فصلی SARIMA دارای دقت خوب و قابل قبول جهت مدلسازی و پیش‌بینی سری‌های زمانی دمای ماهانه در گام‌های

1 Bayesian Information Criterion (BIC)

مدل‌ها در ایستگاه مشهد، تاثیر گذاری سیستم‌های متفاوت جوی بر آب و هوای این شهر است که علاوه بر سیستم‌های جنوب غربی، غربی و شمال غربی، سیستم پرفشار سیبری نیز نقش تعیین کننده ای در نوسانات دما در این شهر دارد اما در مقابل در ایستگاهی مثل آبادان تنها سیستم‌های غربی و جنوب غربی بر نوسانات آب و هوایی تاثیر گذار است.

### منابع

- Altan Dombayci, O. and Gölcü, M., 2009, Daily means ambient temperature prediction using artificial neural network method: A case study of Turkey, *Renewable Energy*, 34(4): 1158-1161.
- Altan Dombayci, O. and Gölcü, M., 2009, Daily means ambient temperature prediction using artificial neural network method: A case study of Turkey, *Renewable Energy*, 34(4): 1158-1161.
- Asadi, A., Vahdat, S. F. and Sarraf, A., 2013, The forecasting of Potential Evapotranspiration using time series analysis in humid and semi humid regions, *American Journal of Engineering Research*, 2(12): 296-302.
- Asamoah-Boaheng, Michael, 2014, Using SARIMA to Forecast Monthly Mean Surface Air Temperature in the Ashanti Region of Ghana, *International Journal of Statistics and Applications*, 4(6): 292-299.
- Bassam A., May Tzuc, O., Escalante Soberanis, M., Ricalde, L. J. and Cruz, B., 2017, Temperature Estimation for Photovoltaic Array Using an Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, *Sustainability*, 9(8): 1399-16 pages.
- Bassam A., May Tzuc, O., Escalante Soberanis, M., Ricalde, L. J. and Cruz, B., 2017, Temperature Estimation for Photovoltaic Array Using an Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, *Sustainability*, 9(8): 1399-16 pages.
- Box G. E. P. and Jenkins G. M., 1976, *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, Holden-Day, San Francisco.
- Chisimkwuo, J., Uchechukwu, G. and Okezie Sampson, C., 2014, Time Series Analysis and Forecasting of Monthly Maximum Temperatures in South Eastern Nigeria, *International Journal of Innovative Research & Development*, 3(1): 165-171.
- Eini, S., Tavousi, T. and Amir Jahanshahi, M., 2016, Modeling Minimum Temperature

بلندمدت در این ایستگاه‌های همدیدی بوده است. پس از بررسی روند فصلی به وسیله تابع ACF و گزینش درجه تفاضلگیری فصلی بهینه و همینطور دوره تناوب مناسب برای مدل، از بین مدل‌های اجرا شده برای ایستگاه آبادان مدل  $SARIMA(1,0,1)(1,1,1)_{12}$  با خطای مدل‌سازی  $1/23$  و پیش‌بینی  $0/97$ ،  $SARIMA(2,0,2)(3,1,1)_{12}$  با خطای مدل‌سازی  $1/44$  و پیش‌بینی  $1/04$  برای ایستگاه همدیدی اصفهان، در ایستگاه انزلی مدل  $SARIMA(1,0,0)(1,1,1)_{12}$  با خطای مدل‌سازی  $1/36$  و پیش‌بینی  $1/58$ ، تبریز  $SARIMA(1,0,2)(1,1,1)_{12}$  با خطای مدل‌سازی  $1/81$  و پیش‌بینی  $1/86$  و در آخر برای سری ماهانه دمایی ایستگاه همدیدی مشهد  $SARIMA(0,0,1)(0,1,1)_{12}$  با خطای مدل‌سازی  $1/90$  و پیش‌بینی  $1/46$  بهترین دقت‌ها را از بین سایر مدل‌ها، در مدل‌سازی سری‌های زمانی و همچنین پیش‌بینی دوره‌ی گام بلند ۳۶ ماهه آینده ایستگاه خود دارا بودند. با بررسی خطای کل داده‌ها می‌توان دریافت که این مدل بهترین عملکرد را به ترتیب برای ایستگاه‌های آبادان، انزلی، اصفهان، تبریز و مشهد دارا بوده است. این موضوع بیان میکند که مدل SARIMA در اقلیم‌های متفاوت ایران از بین ۵ اقلیم مورد بررسی، بالاترین دقت را برای برآورد و پیش‌بینی دمای ماهانه‌ی اقلیم‌های فراخشک گرم استان خوزستان در جنوب کشور، پس از آن در اقلیم مرطوب معتدل شمال کشور، سپس در اقلیم فراخشک سرد استان اصفهان، در جایگاه چهارم رتبه بندی از نظر دقت در اقلیم نیمه‌خشک سرد شمال غربی کشور در استان آذربایجان شرقی و شمال شرقی کشور در استان خراسان رضوی بهترین عملکرد را داشته که از بین دو شهر دارای اقلیم نیمه‌خشک سرد مورد بررسی، مدل‌سازی بلندمدت و همچنین پیش‌بینی سه سال آینده‌ی دمای هوای ماهانه‌ی ایستگاه همدیدی تبریز دارای دقت بالاتری نسبت به ایستگاه مشهد بوده است. بنظر می‌رسد کارایی مدل‌های تصادفی در پیش‌بینی دما در مناطق گرم و معتدل بیشتر از مناطق سرد است. همچنین بنظر می‌رسد دقت مدل‌ها صرفاً به خشکی و رطوبت وابسته نیست بلکه به ماهیت سیستم‌های جوی تاثیر گذار بر منطقه وابسته است که کاملاً منطقی بنظر می‌رسد و شاید دلیل خطای بیشتر این

- Bangladesh, Journal of King Saud University - Science, 29(1): 47-61.
22. Patowary, A N., Goswami, K. and Hazarika, J., 2017, Monthly Temperature Prediction Based on ARIMA Model: A Case Study in Dibrugarh Station of Assam, India, International Journal of Advanced Research in Computer Science, 8(8): 292-298.
  23. Rahimi, j., Ebrahimpour. M. and Khalili. A., 2013, Spatial changes of Extended De Martonne climatic zones affected by climate change in Iran, Theoretical and Applied Climatology, 112(3-4): 409-418.
  24. Salas J. D. 1993. Analysis and modelling of hydrologic time series. In Handbook of hydrology, Maidment, D. R. Chapter 19. McGraw-Hill. New York.
  25. Salas J. D. 1993. Analysis and modelling of hydrologic time series. In Handbook of hydrology, Maidment, D. R. Chapter 19. McGraw-Hill. New York.
  26. Salas, J. D., Delleur, W., Yevjevich, V., Lane, W. L. 1988. Applied modeling of hydrologic time series. Water Resources Publications. Littleton, Colorado, U.S.A. Third printing. 484pp.
  27. Shabani, B., Musavi Bayegi, M., Jabbari Nowghabi, M. and Ghahraman B., 2013, Modeling Monthly Maximum and Minimum Temperature of Mashhad Land Using Time Series Models, Journal of Water and Soil, 27(5): 896-906.
  28. Ustaglu, B., Cigizoglu, H. K. and Karaca, M., Forecast of daily mean, maximum and minimum temperature time series by three artificial neural network methods, Meteorological Applications, 15: 431-445(2008).
  29. Vahdat, S. F., Sarraf, A. P., Shamsnia, S. A. & Marashi, M., 2010, Relative Humidity and Mean Monthly Temperature forecasts and evaluation in Dezful station with ARIMA model in time series analysis, The First International Conference on Plant, Water, Soil & Weather Model, International Center for Science, High Technology & Environmental Sciences, Shahid Bahonar University of Kerman, 14-15 Nov, 2010, Kerman, Iran.
  30. Veisipour, H., Masoumpour, J., Sahne, B. & Yousefi, Y., 2010, Analysis of rainfall and temperature trends using time series models (ARIMA) (Case study: Kermanshah), Journal of Geography, 4(12): 63-77.
  31. Wang, W. C., Chau, K. W., Cheng, C. T. and Qiu, L., 2009, A comparison of performance of several artificial intelligence methods for forecasting monthly discharge time series, of East of Kermanshah Province, Journal of Geographical Space, 16(54): 47-67.
  10. Esfandiari Darabad, F., Hosseini, S., Azadi Mobaraki, M. and Hejazi Zadeh, Z., 2010, Monthly Average Temperature Forecast of Sanandaj Using MLP Artificial Neural Network model, Iranian Geographical Association, (8)27: 45-65.
  11. Gautam, R. and Sinha, A. A., 2016, Time series analysis of reference crop evapotranspiration for Bokaro District, Jharkhand, India, Journal of Water and Land Development, 30(1): 51-56.
  12. Ghavidel Rahimi, Y., 2012, Time Models Analysis and Forecasting of Low-Extreme Temperatures of Tehran, Journal of Geographical Space, 12(37): 141-157.
  13. Ghorbani, M. A., Shiri, J. and Kazemi, H., 2010, Estimating Maximum Average and Minimum Air Temperature of Tabriz Using Artificial Intelligence Methods, Journal of Water and Soil Science, 1/20(3): 87-104.
  14. Golabi, M. R., Akhondali, A. M. & Radmanesh, F., 2014, Anticipation of Comfortable Climate Traits in Abadan City with Using from Analysis of Time Series, Journal of Water & Soil, 27(6): 1235-1246.
  15. Hayati, M. and Mohebi, Z., 2007, Temperature Forecasting Based on Neural Network Approach, World Applied Sciences Journal, 2(6): 613-620.
  16. Kishore, V. and Pushpalatha, M., 2017, Forecasting Evapotranspiration for Irrigation Scheduling using Neural Networks and ARIMA, International Journal of Applied Engineering Research, 12(21): 10841-10847.
  17. Landeras G., Ortiz-Barredo A. and Javier Lopez J. (2009). Forecasting weekly evapotranspiration with ARIMA and artificial neural network models. J. Irrig. Drain. Eng., 135(3): 323-334.
  18. Mills, T. C., 2014, Time series modelling of temperatures: an example from Kefalonia, Meteorological Applications, 21: 578-584(2008).
  19. Niroumand, H. A., and Bozorg Nia, A., 2011, *Time Series*, Payam Noor University Publications, Tehran.
  20. Nuri, A. H., Hasan, K. and Jahir Bin Alam, Md., 2017, Comparative study of wavelet-ARIMA and wavelet-ANN models for temperature time series data in northeastern Bangladesh, Journal of King Saud University - Science, 29(1): 47-61.
  21. Nury, A. H., Hasan, K. and Jahir Bin Alam, Md., 2017, Comparative study of wavelet-ARIMA and wavelet-ANN models for temperature time series data in northeastern

International Journal of Academic Research  
in Business and Social Sciences, 4(7): 382-  
397.

Journal of Hydrology, 374(3-4): 294-306.  
32. Yakubo, M., 2014, Modeling an Average  
Monthly Temperature of Sokoto Metropolis  
Using Short Term Memory Models,