

Statistical analysis and forecasting monthly temperature of Sanandaj synoptic station with the application of SARIMA model

Mahmud Ahmadi¹, Muhammad Kamangar^{2*}

¹ Associate Professor, Department of Climatology, Faculty of Earth Sciences, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

² Graduated Ph.D. Student, Department of Climatology, Faculty of Humanities, Zanjan University, Zanjan, Iran

Abstract

Introduction

Analysis and modeling of temperature time series are important challenges in predicting the behavior of the climate. Temperature is one of the basic elements of climate formation and the most basic factor in determining the role and distribution of other climatic elements. The purpose of this research is to statistically model the monthly temperature of the Sanandaj synoptic station and forecast the temperature in order to know in advance the change in weather conditions for environmental planning. Climate time series are complex and non-stationary, and their analysis may lead to a better understanding and prediction of climate phenomena. In order to understand the complex nature of the atmosphere and predict its changes in the future, a climate model should be provided using mathematical laws and relationships between different atmospheric parameters. Temperature is one of the basic elements of climate formation and the most basic factor in determining the role and distribution of other climatic elements. As one of the climatic elements, this element is also a suitable indicator for tracking climate change. Forecasting air temperature is an important issue for meteorological decision makers. Due to the environmental and socio-economic effects of temperature, it is necessary to investigate the behavior and modeling and prediction to reduce and respond appropriately to the damages caused by its hazards. In order to start investigating the behavior of temperature time series, the data must be quality controlled. For long-term climate analyses, especially climate change studies, data must be homogeneous. Checking the homogeneity of the data is very important in identifying the reliability of the data. The meaning of data homogeneity is that the data is not influenced by human activities or issues related to observation or changes in measuring instruments of weather elements. There are direct and indirect methods to identify data homogeneity. In direct methods, metadata of the station are used, such as the date of establishment, location of the station and its relocation, and changes in measurement methods and tools. Since most meteorological stations lack complete and reliable metadata, indirect statistical methods are used to check the homogeneity of the data, and after quality control of the data, they can be entered into analysis and modeling. There are different methods for time series modeling, which are divided into two categories, quantitative and qualitative.

Materials and Methods

Sanandaj synoptic station is located in Kurdistan province. The average annual temperature is 12.8 °C and the average annual rainfall is 492 mm. One of the methods for identifying outlier data is the Grubbs test or the maximum residual norm test. In this test, the assumption of innocence means not having any type of outlier data. One of the most widely used homogeneity test methods is the standard normal homogeneity test. This test is more sensitive in identifying the beginning and end heterogeneities of the time series. Another homogeneity test method is Boishand domain homogeneity test. Van Neumann test is also used for homogeneity of data variance. The seasonal autocorrelated integrated moving average model is a time series forecasting method developed in the 1970s by Bucks and Jenkins. The two general forms of ARIMA models are: non-seasonal ARIMA (p,d,q) and multiplicative seasonal ARIMA (P,D,Q) × (p,d,q). The general form of SARIMA is (p,d,q)(P,D,Q)_S ~ Z_t, where P, D, q, and d are the degrees of autocorrelation (AR), moving average (MA), and degree of differentiation, and P, Q are also degrees seasonal and S are the number of differentiated seasonal.



Results and Discussion

The average temperature is 14.39, the median is 14.45, and the mean is 7.8 with a low difference, which indicates that the data is almost normal. The data showed that they are homogenous on average with statistics less than the critical limit and p_value of 0.84 and 0.87 respectively. But Van Newman's test with a statistic of 0.30, which is close to zero, showed that the data are not homogeneous in variance. For modeling, based on the minimum of differentiated variance, non-seasonal and one-season zero difference degrees were detected. The differential degree $D=1$ indicates that the time series oscillates around a non-horizontal line. Then, according to the significant branches of autocorrelation and partial autocorrelation diagrams and fitting different models, two significant final patterns of Sarima were extracted. According to the Akaike criterion, the M1 pattern, that is SARIMA (0, 0, 2) (0, 1, 1)₁₂, was determined as the final pattern. According to the obtained coefficients, the model can be written as follows: $Z_t = Z_{t-12} - 0.407a_{t-1} - 0.1753at - 2 - 0.95a_{t-12} + a_t$, where it is defined as independent normal random variables with zero mean and one variance. According to this model, the monthly temperature of Sanandaj is a function of the average temperature of one and two months before and the corresponding month of the previous year, as well as a function of random phenomena.

Conclusion

In this research, the monthly temperature time series of the Sanandaj synoptic station was investigated and qualitatively controlled, and then statistical modeling was done. The average temperature is 14.39 in the middle, 14.45 in the middle, and 7.8 degrees Celsius in the facade. According to the obtained SARIMA (0, 0, 2) (0, 1, 1)₁₂ model, the monthly temperature of Sanandaj is a function of the average temperature of one and two months before and the corresponding month of the previous year, as well as a function of random phenomena. By fitting the regression equation, a value of 0.007 was observed; but this constant value was not significant and the absence of a constant (0) in the fitted model indicates the lack of certainty of the trend in the average monthly temperature of Sanandaj. The trend of temperature increase in Sanandaj is 0.0002 degrees per month. it is suggested to take into account more stations with statistics and more time periods in the study area and the effect of biennial fluctuations, El Nino and Enso, on the western part of the country, which the authors will consider in future research.

Keywords: Autocorrelation graph, Homogeneity test, Outlier data, Statistical modeling, Trend

Article Type: Research Article

*Corresponding Author, E-mail: mohamad.kamangar63@gmail.com

Citation: Ahmadi, M., & Kamangar, M. (2023). Statistical analysis and forecasting monthly temperature of Sanandaj synoptic station with application of SARIMA model. *Water and Soil Management and Modeling*, 3(1), 1-13.

DOI: 10.22098/MMWS.2022.11080.1099

DOR: 20.1001.1.27832546.1401.2.4.7.8

Received: 03 July 2022, Received in revised form: 22 July 2022, Accepted: 22 July 2022, Published online: 22 July 2022

Water and Soil Management and Modeling, Year 2023, Vol. 3, No. 1, pp. 1-13

Publisher: University of Mohaghegh Ardabili

© Author(s)





تحلیل آماری و پیش بینی دمای ماهانه ایستگاه سینوپتیک سنندج با کاربرد مدل SARIMA

محمود احمدی^۱، محمد کمانگر^{۲*}

^۱ دانشیار، گروه آب و هواشناسی، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران
^۲ دانش آموخته دکتری، گروه آب و هواشناسی، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران

چکیده

تحلیل و مدل سازی سری های زمانی دما یکی از چالش های مهم در پیش بینی رفتار اقلیم و به تبع آن تأثیر بر شرایط آینده محیطی و اقتصادی-اجتماعی است. یکی از مدل های آماری پیش بینی کننده بر اساس الگوهای فصلی-ضربی باکس جنکینز است. در این گونه مدل ها، دمای هر ماه بر اساس متوسط ماهانه دما در ماه های گذشته و مؤلفه های تصادفی همان ماه و ماه های قبل از آن بیان می شود. هدف از این پژوهش واکاوی و استخراج مدل پیش بینی دما با استفاده از داده های دوره ۶۰ ساله بین سال های ۱۹۶۰ تا ۲۰۲۰ در ایستگاه سینوپتیک سنندج است. ابتدا آزمون های کنترل کیفی آماری روی سری زمانی انجام شده، سپس با توجه به نمودارهای خودهمبستگی، خودهمبستگی جزئی و معیارهای ارزیابی مدل نهایی استخراج شد. نتایج آزمون های آماری نشان داد که سری زمانی دما دارای داده های پرت نیست، میانگین این سری ها همگن بوده، اما بررسی واریانس سری همگنی را نشان نمی دهد. با برازش چندین مدل و بررسی باقی مانده خطاها، الگوی $SARIMA(0, 0, 2)(0, 1, 1)_{12}$ به عنوان الگوی نهایی تعیین شد. بر اساس این مدل، دمای ماهانه سنندج تابعی از متوسط درجه دما یک و دو ماه قبل و ماه متناظر سال قبل و نیز تابعی از پدیده های تصادفی است. عدم وجود مقدار ثابت در مدل برازش یافته نشان دهنده عدم وجود قطعیت روند در میانگین ماهانه دمای سنندج است. در نهایت با مدل برازش یافته میانگین دمای سنندج طی ده سال آینده پیش بینی شد که می توان از نتایج آن در برنامه ریزی های محیطی استفاده نمود.

واژه های کلیدی: آزمون همگنی، خودهمبستگی نگار، داده پرت، روند، مدل سازی آماری

نوع مقاله: پژوهشی

*مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: mohamad.kamangar63@gmail.com

استناد: احمدی، م.، و کمانگر، م. (۱۴۰۲). تحلیل آماری و پیش بینی دمای ماهانه ایستگاه سینوپتیک سنندج با کاربرد مدل SARIMA. مدل سازی و مدیریت آب و خاک، ۳(۱)، ۱-۱۳.

DOI: 10.22098/MMWS.2022.11080.1099

DOR: 20.1001.1.27832546.1401.2.4.7.8

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۴/۱۲، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۱/۰۴/۳۱، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۴/۳۱، تاریخ انتشار: ۱۴۰۱/۰۴/۳۱

مدل سازی و مدیریت آب و خاک، سال ۱۴۰۲، دوره ۳، شماره ۱، شماره صفحه ۱ تا ۱۳

© نویسندگان

ناشر: دانشگاه محقق اردبیلی



۱- مقدمه

تحلیل سری‌های زمانی اقلیم و مدل‌سازی برای کاربرد در زمینه‌های کشاورزی، جنگل، اکوسیستم، انرژی و طراحی و ساخت مهندسی، منابع آب و مدیریت مخاطرات و غیره بسیار مهم است (Panagoulia and Vlahogianni, 2014). سری‌های زمانی اقلیمی پیچیده و غیر ایستا هستند و تجزیه و تحلیل آن‌ها ممکن است به درک بهتر و پیش‌بینی پدیده‌های اقلیمی منجر شود (Villarini et al., 2010). برای درک ماهیت پیچیده اتمسفر و پیش‌بینی تغییرات آن در آینده، باید مدلی از اقلیم با استفاده از قوانین و روابط ریاضی، بین پارامترهای مختلف اتمسفر فراهم نمود (Darvand et al., 2021). دما از عناصر اساسی شکل‌گیری اقلیم و اساسی‌ترین عامل در تعیین نقش و پراکندگی سایر عناصر اقلیمی است (Masoudian, 2004). این عنصر به‌عنوان یکی از عناصر اقلیمی شاخص مناسبی برای ردیابی تغییر اقلیم نیز است (Asakereh, 2004).

پیش‌بینی دمای هوا برای تصمیم‌گیران با زمینه هواشناسی یک امر مهم است (Yu et al., 2021). به دلیل اثرات محیطی و اقتصادی-اجتماعی دما بررسی رفتار و مدل‌سازی و پیش‌بینی برای کاهش و پاسخ مناسب به آسیب‌های ناشی از مخاطرات آن ضروری است (Yoon et al., 2021). جهت شروع بررسی رفتارهای سری زمانی دما باید داده‌ها کنترل کیفیت شوند. برای تحلیل‌های اقلیمی طولانی‌مدت به‌ویژه بررسی‌های مربوط به تغییر اقلیم، داده‌ها باید همگن باشند (Peterson, 1998). بررسی همگن بودن داده‌ها در شناسایی قابلیت اطمینان داده‌ها بسیار مهم است. منظور از همگنی داده این است که داده‌ای نباشد که تحت تأثیر فعالیت‌های انسانی یا مسائل مربوط به دیدبانی و یا تغییر ابزارهای اندازه‌گیری عناصر آب و هوایی باشد. روش‌های مستقیم و غیرمستقیم برای شناسایی همگنی داده‌ها وجود دارد. در روش‌های مستقیم از فراداده‌های ایستگاه هم‌چون تاریخ تأسیس، مکان ایستگاه و جابه‌جایی آن و تغییرات در روش‌ها و ابزار اندازه‌گیری استفاده می‌شود. از آنجایی که اکثر ایستگاه‌های هواشناسی فاقد فراداده کامل و قابل اطمینان هستند (Aguilar et al., 2003) از روش‌های غیرمستقیم آماری جهت بررسی همگنی داده‌ها استفاده می‌شود و پس از کنترل کیفی داده‌ها می‌توان آن‌ها را وارد تحلیل و مدل‌سازی نمود. برای مدل‌سازی‌های سری زمانی روش‌های متفاوتی وجود دارد که به دو دسته کمی و کیفی تفکیک می‌شوند.

یکی از شیوه‌های مدل‌سازی آماری، الگوسازی در خانواده ARIMA است. بعضی از عناصر اقلیمی مانند دما دارای رفتارهای نوسانی هستند که برای مدل‌سازی آن‌ها می‌توان از زیرشاخه‌های ARIMA به نام میانگین متحرک یکپارچه خود

همبسته (SARIMA) استفاده کرد. Sen (1998) بر اهمیت تعداد نمونه در تعیین تغییرات اقلیمی اشاره کرده که به علت وجود خودهمبستگی در داده‌های اقلیمی نظیر دما، روش مدل‌سازی ARIMA از معتبرترین روش‌های بررسی تغییرات اقلیمی است. در این نوع مدل‌سازی یک راهبرد سه مرحله‌ای شامل تشخیص (شناسایی)، برازش و آزمون صحت مدل و پیش‌بینی با حدود اعتماد مشخص در نظر گرفته می‌شود (Asakereh, 2006). در همین راستا می‌توان به پژوهش‌های زیر اشاره نمود. تغییرات الگوی مکانی و زمانی خشک‌سالی در غرب ایران را Raziei et al. (2004) مورد پژوهش قرار دادند. همگنی میانگین و واریانس ماهانه بارش ۱۹۶ ایستگاه مؤسسه منابع آب و سازمان هواشناسی را با روش یومن ویتنی بررسی نمودند و ۵۶ ایستگاه به علت وجود ناهمگنی و کیفیت پایین داده‌ها حذف و ۱۴۰ ایستگاه همگن را با روش من کندال بررسی نمودند. Ghajarnia et al. (2014) داده‌های سالانه بارندگی حوضه آبریز دریاچه ارومیه را مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد آزمون‌های آماری به‌تنهایی برای صحت‌سنجی داده‌ها کافی نبوده و گاهی نتایج به‌دست‌آمده ممکن است محقق را نسبت به شرایط و درستی واقعی داده‌های سری‌های زمانی مورد مطالعه، بسیار گمراه سازد. بر طبق نتایج ۲/۴ درصد از ایستگاه‌های حوضه نیازمند اصلاحات و یا حذف بوده‌اند و این در حالی است که مطالعه بیش‌تر داده‌ها نشان از غیرقابل‌اعتماد بودن ۱۲/۶ درصد از ایستگاه‌های حوضه و لزوم حذف آن‌ها دارد. Wijngaard et al. (2014) بررسی همگنی سری داده‌های زمانی دما و بارندگی قرن بیستم قاره اروپا با روش‌های آماری، پتی، استاندارد نرمال و فون نیومن را انجام دادند و با ارائه یک روش دسته‌بندی، ایستگاه‌های ثبت داده را به گروه‌های همگن و ناهمگن دسته‌بندی کردند.

Kang and Yusof (2012) همگنی داده‌های بارش ایستگاه‌های مالزی بین سال‌های ۱۹۸۶ تا ۲۰۰۷ را با روش‌های آماری، پتی، استاندارد نرمال و فون نیومن بررسی کردند. نتایج نشان داد که در ۱۰ درصد ایستگاه‌ها داده گمشده وجود دارد، ۱۲/۱۲ درصد ایستگاه‌ها برای تحلیل‌های اقلیمی نامناسب هستند و ۸۴ درصد ایستگاه‌ها همگن و برای تحلیل مناسب هستند. در راستای مدل‌سازی‌های دما با مدل‌های خانواده ARIMA نیز می‌توان به پژوهش‌های (Asakere, 2009) اشاره کرد که مدل‌سازی دمای سالانه تبریز را با الگوی ARIMA انجام داده و نتیجه گرفت که الگوی $ARIMA(0,1,2)_{con}$ الگوی نهایی است و وجود جمله ثابت نشان‌دهنده افزایش حدود ۰/۰۳۳ درجه سانتی‌گراد در سال بوده و دمای هر سال تابعی از مؤلفه‌های تصادفی یک تا دو سال گذشته است. با استفاده از مدل، دمای ۲۰ سال آینده را با فاصله اطمینان ۹۵ درصد پیش‌بینی کرده است.

(2017) دمای ماهانه ایستگاه اربیل عراق را با مدل آماری SARIMA بررسی کرده و الگوی $SARIMA(0,1,2)(0,1,1)_{12}$ را به‌عنوان الگوی نهایی تعیین کردند. بر اساس این مدل پیش‌بینی دمای ماهانه برای ۱۰ سال آینده را انجام دادند. بر اساس مطالعات گذشته از جمله Rahimiani Iranshahi et al. (2022) تغییر اقلیم باعث تأثیرگذاری بر دما در غرب ایران از جمله سنندج شده است. شرایط روند در تمامی ایستگاه‌های غرب کشور نیز افزایشی برآورده شده که مقدار این تغییرات در روزانه بسیار بیش‌تر از سالانه است. بر همین اساس، هدف از این پژوهش مدل‌سازی آماری دمای ماهانه ایستگاه سینوپتیک سنندج و پیش‌بینی دما جهت پیش‌آگاهی از تغییر شرایط آب و هوایی جهت برنامه‌ریزی‌های محیطی است.

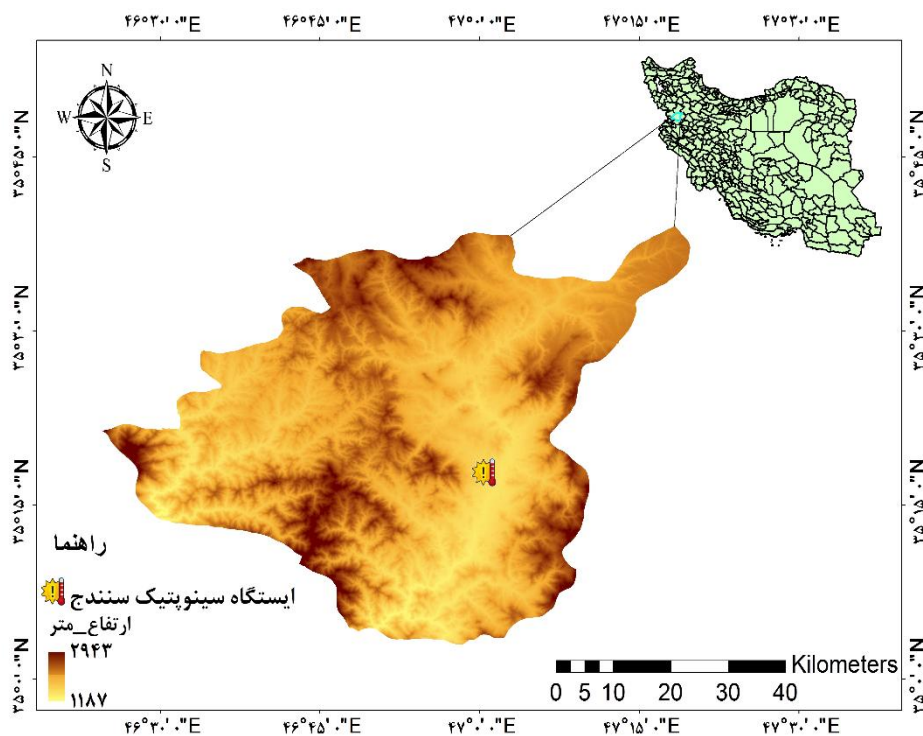
۲- مواد و روش

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

ایستگاه سینوپتیک سنندج در استان کردستان و در ارتفاع $1373/4$ متر از سطح دریا قرار دارد (شکل ۱). آب‌وهوای سنندج جزء اقلیم گرم و معتدل است. میانگین سالانه دمای آن $12/8$ سانتی‌گراد و میانگین میزان بارش سالانه 492 میلی‌متر است. دمای هوا در ماه ژوئیه در بالاترین میزان خود و در ژانویه کم‌ترین مقدار خود را دارد (جدول ۱).

(2007) Jahanbakhsh Asl and Torabi تغییرات دما و بارش ایران را تحلیل کرده و با الگوی SARIMA مدل‌سازی نمودند. نتایج نشان داد که مقادیر حداقل دما در مناطق شمالی و نواحی کوهستانی تغییرات زیادی داشته اما در دیگر مناطق ایران تغییرات فراوان نخواهد بود. Belyani et al. (2012) آشکارسازی چرخه‌های غالب در دمای شهر شیراز را با تکنیک تحلیل طیفی انجام داده و جهت مدل‌سازی از الگوی $ARIMA(1,1,3)_{con}$ طی دوره آماری ۵۵ ساله بررسی کردند و الگوی

مدل‌سازی دمای حداکثر و حداقل ماهانه دشت مشهد را Shabani et al. (2013) را انجام دادند و مدل $SARIMA(0,0,0)(0,1,1)_{12}$ را برای حداکثر ماهانه و مدل $SARIMA(0,0,0)(2,1,1)_{12}$ را برای حداقل دمای ماهانه به‌عنوان الگوهای نهایی تعیین کردند. ضریب همبستگی بالا در مرحله واسنجی و اعتبارسنجی مدل‌ها گویای انطباق قابل قبول مقادیر مدل‌سازی شده و واقعی است. مقایسه نتایج دو دوره آتی ($2018-2009$) و دوره پایه ($1987-2008$) نشان داد که در دهه آتی دمای حداکثر و حداقل افزایش پیدا خواهد کرد؛ به‌طوری‌که افزایش در دمای حداکثر بیش‌تر در فصول گرم سال (بهار و تابستان) و افزایش در دمای حداقل بیش‌تر در فصول سرد سال (پاییز و زمستان) مشهود خواهد بود. Chawsheen and Boom



شکل ۱- موقعیت مکانی ایستگاه سینوپتیک سنندج در استان کردستان
Figure 1- Location of Sanandaj synoptic station in Kurdistan province, Iran

جدول ۱- میانگین عناصر آب و هوایی ایستگاه سنندج (۱۹۶۰-۲۰۲۰)

Table 1- Average climate elements of Sanandaj station (1960-2020)

دسامبر	نوامبر	اکتبر	سپتامبر	اوت	ژوئیه	ژوئن	می	آوریل	مارس	فوریه	ژانویه	عناصر آب و هوایی
2.3	8	14.5	20.8	25.3	26.2	21.7	16.2	10.5	6.7	1.4	-0.4	میانگین دما (درجه سانتی‌گراد)
-3.2	1.2	6.1	11.2	16.4	17.3	12.5	8.7	4.3	0.7	-4.1	-5.5	حداقل دما (درجه سانتی‌گراد)
7.8	14.8	23	30.4	34.3	35.2	30.9	23.8	16.7	12.7	6.9	4.8	حداکثر دما (درجه سانتی‌گراد)
52	54	22	0	1	1	1	45	96	76	64	80	میزان بارندگی (میلی‌متر)

$$S_k = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})}{n} \quad (5)$$

$$D^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n} \quad (6)$$

$$\hat{S}_k = \frac{S_k}{D^2} \quad (7)$$

$$Q = \text{Max} |\hat{s}_k| \quad (8)$$

$$B = \frac{Q}{\sqrt{n}} \quad (9)$$

آزمون وان نیومن نیز برای همگن بودن واریانس داده مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این آزمون فرض صفر همگن بودن و فرض خلاف، ناهمگنی داده‌ها را مورد بررسی قرار می‌دهد. در این آزمون نسبت مربعات پی‌درپی اختلافات داده‌ها به انحراف معیار سری مطابق رابطه ۱۰ محاسبه می‌شود.

$$N = \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - Y_{i+1})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad Q = \text{Max} |\hat{s}_k| \quad (10)$$

اگر سری داده‌ها همگن باشد، امید ریاضی آماره فوق برابر ۲ خواهد بود؛ اما اگر در داده‌ها ناهمگنی واریانس وجود داشته باشد، این مقدار کمتر از دو خواهد بود. به بیان دیگر، اگر نسبت وان نیومن (N) برابر دو و یا خیلی نزدیک به دو باشد، داده‌ها به لحاظ واریانس همگن و اگر به کمتر از دو تمایل یابد، سری ناهمگن در واریانس است (Belyani et al., 2012).

۲-۴- مدل‌سازی آماری

الگوی میانگین متحرک یکپارچه خودهمبسته فصلی روشی برای پیش‌بینی‌های سری زمانی است که در دهه ۱۹۷۰ توسط باکس و جنکینز توسعه داده شده است (Li et al., 2018). دو شکل کلی مدل‌های ARIMA عبارت‌اند از: ARIMA غیرفصلی (p,d,q) و ARIMA فصلی ضربی (P,D,Q) × (p,d,q). فرم عمومی SARIMA به صورت $Z_t \sim (p,d,q)(P,D,Q)^S$ است که در آن d, q و d مراتب خودهمبستگی (AR)، میانگین متحرک (MA) و درجه تفاضل‌گیری و P و Q نیز مراتب فصلی و S تعداد مرحله فصلی تفاضل‌گیری شده هستند (Nobre et al., 2001)؛ که از رابطه ۱۱ مدل به صورت زیر استفاده می‌شود.

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^S)V^dVs^Dx_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^S)z_t + \theta_0 \quad (11)$$

که در آن عمل‌گر غیرفصلی خودهمبسته از مرتبه p طبق رابطه ۱۲ است:

$$\phi_p(B) = 1 - a_1B - a_2B^2 - \dots - a_pB^p \quad (12)$$

و عمل‌گر فصلی خودهمبسته از مرتبه P طبق رابطه ۱۳ است:

۲-۲- روش‌های شناسایی داده‌های پرت

از روش‌های شناسایی داده‌های پرت، آزمون گرابس^۱ یا آزمون حداکثر باقی‌مانده هنجار است. در این آزمون فرض بر برائت یعنی نداشتن هیچ نوع داده پرت است. آماره آزمون گرابس بر اساس رابطه ۱ محاسبه می‌شود (Grubbs, 1950).

$$G > \frac{(n-1)}{\sqrt{n}} \sqrt{\frac{t_2(\frac{\alpha}{2n(n-2)})}{n-2+t_2^2(\frac{\alpha}{2n(n-2)})}} \quad (1)$$

در این رابطه، n تعداد نمونه و G مقدار بحرانی آماره تی-استودنت با درجه آزادی n-2 است. این آزمون برای حداقل شش داده مورد استفاده قرار می‌گیرد.

۲-۳- روش‌های بررسی همگنی داده‌ها

یکی از پرکاربردترین روش‌های آزمون همگنی، آزمون همگنی نرمال استاندارد است. این آزمون در شناسایی ناهمگنی‌های آغازین و انتهای سری زمانی حساسیت بیشتری دارد. فرض صفر این آزمون آن است که تمام زیردوره‌های مشاهدات همگن هستند. در این آزمون، ابتدا زیردوره‌ها با استفاده از رابطه‌های ۲ تا ۴ استاندارد می‌شوند. اگر $T_{O} > T_C$ باشد شواهد کافی برای پذیرش فرض صفر وجود ندارد. T_C از جدول ۲ به دست می‌آید.

$$Z_1 = \frac{1}{n} \frac{\sum_{i=1}^a (x_i - \bar{x})}{S_n} \quad (2)$$

$$Z_2 = \frac{1}{n-a} \frac{\sum_{i=a+1}^n (x_i - \bar{x})}{S_n} \quad (3)$$

$$T_O = \text{Max} \{ a Z_1^2 + (n-a) Z_2^2 \} \quad 1 \leq a \leq n-1 \quad (4)$$

جدول ۲- مقادیر بحرانی برای آزمون همگنی

(Alexandersson and Moberg, 1997)

Table 2- Critical values for For the homogeneity test (Alexandersson and Moberg, 1997)

n	10	20	30	40	50	60	80	100
T	5.70	6.65	7.65	8.10	8.45	8.65	8.95	9.15

یکی دیگر از روش‌های آزمون همگنی، آزمون همگنی دامنه بوشاند است. فرض صفر همگن بودن داده است و از آزمون‌هایی است که زمان بروز ناهمگنی در سری‌های زمانی را مشخص می‌نماید. ابتدا آماره B آزمون طبق رابطه‌های ۵ تا ۹ محاسبه می‌شود. اگر $B_O > B_C$ باشد شواهد کافی برای پذیرش فرض صفر وجود ندارد.

¹ Grubbs

ریاضی صفر و واریانس ثابت باشند (Asakereh and Kheradmand Nia, 2002).

آزمون توزیع نرمال یا آزمون مربع‌کای یا آزمون خی‌دو از آزمون‌های آماری است که برای ارزیابی میزان ارتباط متغیرهای اسمی نسبت به هم به کار می‌رود. برای تعیین این که آیا از نظر آماری اختلاف معناداری بین مقادیر فراوانی مشاهدات و فراوانی مورد انتظار در یک یا چند گروه از جدول توافقی (دوطرفه) وجود دارد، از این آزمون استفاده می‌شود. در کاربردهای معمول این آزمون، مشاهدات به کلاس‌های جدا از هم تقسیم می‌شوند. اگر فرضیه صفر مبنی بر این که هیچ تفاوتی بین طبقات در جمعیت وجود ندارد درست باشد، آمار آزمون محاسبه شده مشاهدات توزیع فراوانی را دنبال می‌کند. هدف از این آزمون ارزیابی چگونگی احتمال فرضیه صفر در فراوانی مشاهدات است که از طریق رابطه ۱۹ محاسبه می‌شود.

$$(x)^2 = \sum_{t=1}^m \frac{(O_t - E_t)^2}{E_t} \quad (19)$$

که در آن O ، مقدار مشاهده شده (فراوانی) و E ، فراوانی‌های مورد انتظار است. پس از محاسبه جدول فراوانی‌های مورد انتظار و محاسبه مقدار درجه آزادی با مقایسه مقدارهای به دست آمده با جدول توزیع مربع‌کای می‌توان در مورد این که دو متغیر با هم ارتباط دارند یا خیر نتیجه‌گیری کرد.

۳- نتایج و بحث

مشخصات سری زمانی دمای ایستگاه سنندج در جدول ۳ آورده شده است. میانگین شهر سنندج نسبت به میانگین ۱۷/۳ درجه‌ای کشور تقریباً ۳ درجه کم‌تر است که می‌تواند به علت قرارگیری در عرض‌های جغرافیایی و کوهستانی بودن محل قرارگیری این ایستگاه باشد. گرچه میانه این ایستگاه به میانگین نزدیک است، اما فاصله زیاد نما با میانگین داده‌ها را از حالت نرمال بودن دور کرده است. شاخص چولگی منفی آن نیز نشان‌دهنده عدم نرمال بودن داده‌های دمایی در این ایستگاه است. دامنه تغییرات دمایی در فصل‌های سرد و گرم با حدود ۳۴ درجه، تباین شدید دمایی در ماه‌های مختلف سال را نشان می‌دهد. نتایج آزمون داده‌های پرت سری زمانی دمای ایستگاه سنندج در جدول ۴ آورده شده است. حد بحرانی در آزمون گرابس ۳/۱۲ است که این آماره برای داده‌های ایستگاه سنندج ۲/۴۵ بود. آماره آزمون با مقدار ۱/۲۳ کم‌تر از این حد بود؛ بنابراین، عدم وجود داده پرت در داده‌ها مورد پذیرش قرار گرفت. سپس آزمون‌های همگنی با استفاده از سه روش با سطح اطمینان پنج درصد انجام شد که نتایج آن در جدول ۵ ارائه شده است. با توجه به این که در تمامی روش‌ها آماره آزمون کم‌تر از حد بحرانی بود، همگنی داده‌ها مورد پذیرش

$$\Phi_p(B^s) = 1 - g_1 B^s - g_2 B^{2s} - \dots - g_p B^{ps} \quad (13)$$

عمل‌گر میانگین متحرک غیرفصلی از مرتبه q از رابطه ۱۴ به دست می‌آید.

$$\theta_Q(B) = 1 - b_1 B - b_2 B^2 - \dots - b_p B^p \quad (14)$$

عمل‌گر میانگین متحرک فصلی از مرتبه Q از رابطه ۱۵ به دست می‌آید.

$$\Phi_Q(B^s) = 1 - g_1 B^{sQ} - g_2 B^{2sQ} - \dots - g_p B^{psQ} \quad (15)$$

پارامترهای مدل از داده‌های نمونه‌ای برآورد می‌شوند. B عمل‌گر پسرو است که به صورت $B^m X_t = X_{t-m}$ و V^d عمل‌گر غیرفصلی است که به صورت $V^d = (1-B)^d$ و $V_s^D = (1-B^s)^d$ عمل‌گر فصلی است که به صورت $V_s^D = (1-B^s)^d$ تعریف می‌شوند. مراحل اصلی در ساخت الگوی پیش‌بینی باکس-جنکینز شامل تشخیص الگو، برازش الگو و بررسی مناسبت الگو است. مراتب مدل (P, Q, p, q) از روی نمودارهای خودهمبستگی نگار طبق رابطه ۱۶ به دست می‌آید.

$$r(k) = \frac{\sum_{t=1}^{N-k} (z_t - \bar{z})(z_{t+k} - \bar{z})}{\sum_{t=1}^N (z_t - \bar{z})^2} \quad (16)$$

خودهمبستگی جزئی (PACF) با نماد ϕ_{kj} در رابطه ۱۷ به دست می‌آید.

$$r_j = \phi_k 1 r_j - 1 + \dots + \phi_{kj} r_j - k \quad (17)$$

به عبارت ساده‌تر خودهمبستگی جزئی، خودهمبستگی در تأخیر k را پس از حذف اثر بقیه خودهمبستگی مورد سنجش قرار می‌دهد (Asakereh, 2006). سری تفاضلی شده با توجه به شاخص‌های معناداری الگوی اولیه قابل تشخیص است. در مرحله برازش الگو، پارامترهای مجهول مدل بر اساس روش کم‌ترین مربعات غیرشرطی برآورد می‌شود؛ و در مرحله‌ی بررسی مناسبت مدل، از دو روش مکمل یک‌دیگر استفاده می‌شود: ۱- تجزیه و تحلیل باقی‌مانده‌های مدل برازش داده شده که شامل بررسی فرض نرمال بودن باقی‌مانده‌ها، استقلال باقی‌مانده‌ها و ثابت بودن واریانس باقی‌مانده‌هاست. ۲- آزمون لیونگ باکس مانده‌ها در سطح معناداری ارزیابی می‌شوند (Masoumpour Samakosh et al., 2017). در مواردی که دو یا چند الگوی پیشنهادی وجود دارد هر یک که مناسب به نظر رسد، برای انتخاب بین آن‌ها می‌توان از معیار اطلاع آکائیک طبق رابطه ۱۸ استفاده نمود (Asakereh, 2009).

$$AIC(M) = N \ln(s_a^2) + 2M \quad (18)$$

که در آن s_a^2 برآورد حداکثر درست‌نمایی واریانس جامعه، N طول سری و W_t تعداد پارامترهای مدل است. از بین چند مدل رقیب مدلی با مقدار C کمینه برگزیده شد. از شرایط اساسی برای پذیرش مدل به‌عنوان مدلی که خطاهای ناچیز داشته باشد، این است که باقی‌مانده‌ها $\{at\}$ دنباله‌ای از متغیرهای تصادفی هم توزیع و معمولاً نرمال و دوبه‌دو ناهمبسته (نوفه سفید) با امید

قرار گرفت. سپس خودهمبستگی نگار سری زمانی مطابق شکل ۲ مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به آهنگ کند کاهش خودهمبستگی در تأخیرهای زمانی و رفتار سینوسی مشخص شد که باید تفاضل‌گیری فصلی انجام شود.

جدول ۳- ویژگی‌های آماری دمای ماهانه ایستگاه سینوپتیک سنندج (۱۹۶۰-۲۰۲۰)

Table 3- Statistical features of monthly temperature of Sanandaj synoptic station (1960-2020)

ارزش	فراسنج	ارزش	فراسنج
-0.02	چولگی	14.39	میانگین
-1.31	کشیدگی	14.45	میانه
34.7	دامنه تغییرات	7.8	نما
5.52	چارک اول	3.8	انحراف معیار
23.67	چارک سوم	96	واریانس
-7.3	حداقل	31.1	حداکثر

جدول ۴- تحلیل داده‌های پرت با استفاده از آماره گرابس

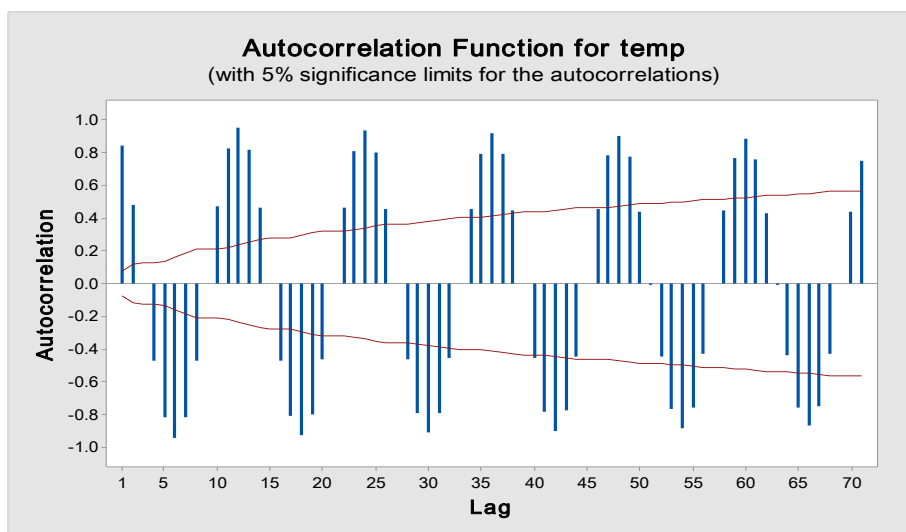
Table 4- Analyzing outlier data using Grubbs

Alpha	p-value	G حد بحرانی	آماره آزمون	نوع آزمون
0.05	0.042	2.45	1.23	Grubbs test

جدول ۵- نتایج آزمون‌های همگنی داده‌ها

Table 5- Results of data homogeneity tests

Alpha	P-Value	حد بحرانی	آماره آزمون	نوع آزمون
0.05	0.84	3	2.19	SHNT
0.05	0.87	14.3	12.4	بوشاد
0.05	0.77	27.85	19.2	ولن نیومن



شکل ۲- خودهمبستگی نگار سری زمانی دمای ماهانه ایستگاه سینوپتیک سنندج

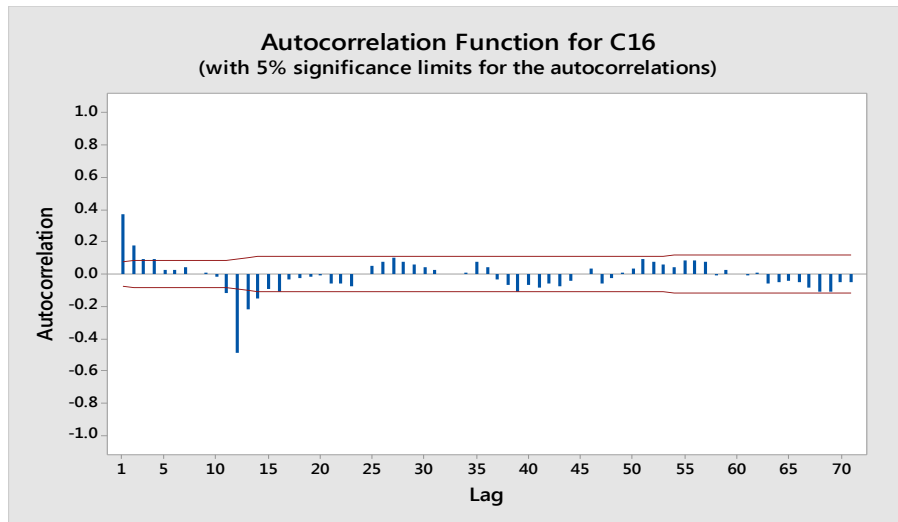
Figure 2- Autocorrelation graph of monthly temperature time series of Sanandaj synoptic station

اساس این مرتبه برای مشخص نمودن اولیه P, p, Q, q نمودارهای خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی به صورت ارائه شده در شکل‌های ۳ و ۴ ترسیم شدند. در نمودارهای مذکور بیرون‌زدگی شاخک از مرزهای معناداری مختلف نشان‌دهنده معنادار بودن سری در آن در تأخیر زمانی است.

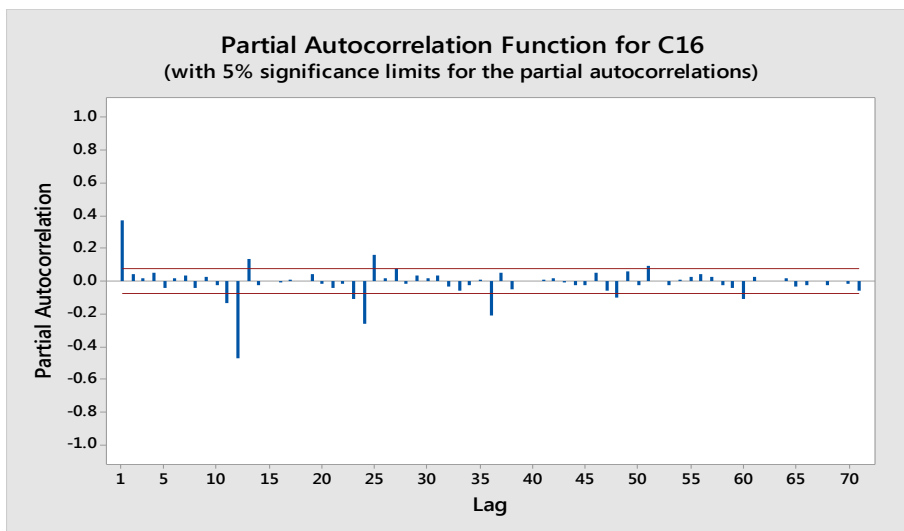
برای مشخص نمودن مقادیر D, d از واریانس تفاضلی شده استفاده می‌شود، به طوری که S^2 دارای کم‌ترین حد خود باشد. در جدول ۶ برای مقادیر مختلف d, D میانگین و واریانس سری زمانی W_t آورده شده است. با توجه به مراتب تفاضل‌گیری مقادیر $d=0$ و $D=1$ به عنوان مرتبه تفاضل‌گیری در نظر گرفته شده و بر

جدول ۶- میانگین و واریانس مراتب تفاضل گیری
Table 6- The mean and variance of differentiation

d	D	میانگین	واریانس
0	0	14.325	98.427
1	0	0.004	30.177
0	1	0.0159	6.1078
1	1	0.007	7.554
0	2	0.0229	6.6704
2	0	0.008	102.964
1	2	0.01	7.545
2	1	0.016	10.82
2	2	0.013	11.255



شکل ۳- خودهمبستگی نگار سری زمانی
Figure 3- Autocorrelation plot of time series



شکل ۴- خودهمبستگی نگار جزئی سری زمانی
Figure 4 - Partial autocorrelation of time series

مناسب به نظر می‌رسند. با برازش این الگو ملاحظه شد بسیاری از پارامترها P-Value بزرگ‌تر از ۰/۰۵ دارند که به معنی عدم حضور معناداری در الگو است. با برازش‌های متعدد و آزمایش و خطا در الگوهای:

با توجه به شاخک‌های معناداری نمودار خودهمبستگی مدل $SARIMA(0,0,6)(0,1,5)_{12}$ در مرحله فصلی و با توجه به نمودار خودهمبستگی جزئی یک مدل $SARIMA(5,0,0)(5,0,1)_{12}$ در مرحله غیرفصلی به‌عنوان حدس‌های اولیه

M1 برازش داده شد و پارامترهای مدل برازش شده به شرح جدول ۷ به دست آمدند.

برای بررسی مناسب بودن مدل نهایی از نمودارهای فرض نرمال بودن باقیمانده‌ها استفاده شد که در اشکال ۵ و ۶ آورده شده است. همچنین، نتایج استقلال باقیمانده‌ها با آزمون لیونگ باکس و آماره خی دو در جدول ۸ ارائه شده است. آماره‌های آزمون نشان داد دلیلی بر رد فرض صفر وجود ندارد. بنابراین، مانده‌ها در این مدل ناهمبسته‌اند و این پیش فرض اساسی در مدل برقرار است. پس از تشخیص مناسب بودن مدل سری زمانی مورد مطالعه برای ۱۰ سال بعد یعنی فاصله زانویه تا ۲۰۲۰ تا دسامبر ۲۰۳۰ با مدل به دست آمده، پیش‌بینی شد (شکل ۷).

نتایج این پژوهش هم‌راستا با مطالعات Belyani et al. (2012) و Asakereh (2009) اما برخلاف پژوهش Jahanbakhsh and Torabi (2004) که ذکر نموده‌اند در مناطق کوهستانی روند دمایی معنادار نیست. نتایج این پژوهش معناداری افزایشی را نشان می‌دهد که ممکن است ناشی از انتخاب بازه زمانی طولانی‌تر این پژوهش باشد. روند افزایش دما در سنج ۰/۰۰۰۲ درجه در ماه است که می‌توان دریافت دمای ایستگاه نیز هم‌چون ایستگاه‌های هواشناسی دیگر کشور به تبعیت از روند افزایش گرمای جهانی قابل توجیه است.

$$M1 = \text{SARIMA}(0, 0, 2)(0, 1, 1)_{12}$$

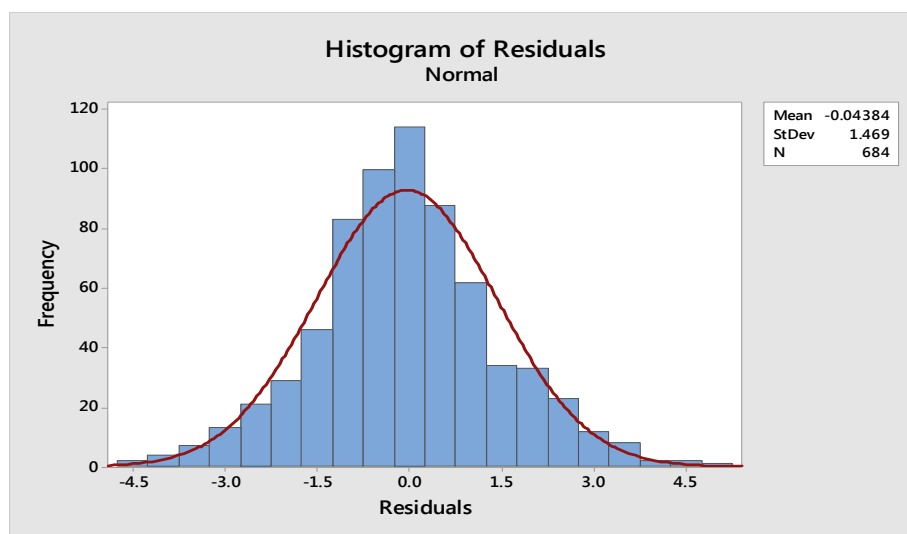
$$M2 = \text{SARIMA}(0, 0, 2)(5, 1, 1)_{12}$$

ملاحظه شد حضور پارامترها معنادار است. معمولاً ملاک انتخاب مدل بهتر بر مبنای آماره‌های خلاصه‌شده‌ای است که از باقی‌مانده‌های مدل‌های برازش شده محاسبه می‌شود. سپس، معیار آکائیک برای الگوها به ترتیب $M1=6.16$ و $M2=11.43$ محاسبه شد؛ بنابراین، الگوی M1 به عنوان الگوی نهایی انتخاب شد. پس از اجرای مدل M1 آزمون نرمال بودن باقی‌مانده داده‌ها با آزمون گرابس انجام شد، فرض نرمال بودن باقی‌مانده‌ها بر اساس آزمون با مقدار $P\text{-Value} = 0/0002$ رد می‌شود. با بررسی بیش‌تر باقی‌مانده‌های استانداردشده چهار مشاهده خارج از فاصله (۳ و -۳) قرار داشتند که به عنوان داده پرت تلقی شدند. برای حذف اثر این چهار داده، میانگین ماه متناظر یک سال قبل و یک سال پس از آن‌ها قرار داده شد. به جای دمای $-11/7$ ژانویه ۱۹۶۴ میانگین سال قبل و بعد آن یعنی $1/5$ به جای دمای $-5/7$ فوریه ۱۹۷۴ میانگین سال قبل و پس از آن یعنی ۱، به جای دمای $-7/6$ فوریه ۱۹۸۹ میانگین سال قبل و بعد آن؛ یعنی $0/45$ به جای دمای $-6/2$ ژانویه ۱۹۹۸ میانگین سال قبل و بعد آن یعنی $3/3$ قرار داده شد. پس از اصلاح سری زمانی، مجدد مدل

جدول ۷- مقادیر پارامترهای مدل برازش شده

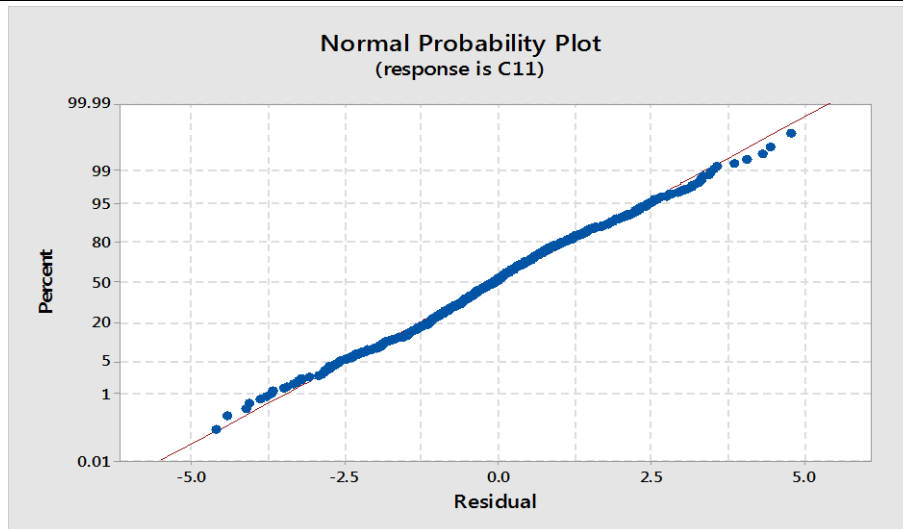
Table 7- Values of fitted model parameters

نوع	ضریب	ضریب SE	T-Value	P-Value
MA 1	-0.4074	0.0378	-10.76	0.000
MA 2	-0.1753	0.0380	-4.62	0.000
SMA 12	0.9461	0.0132	71.65	0.000



شکل ۵- هیستوگرام باقی‌مانده‌ها

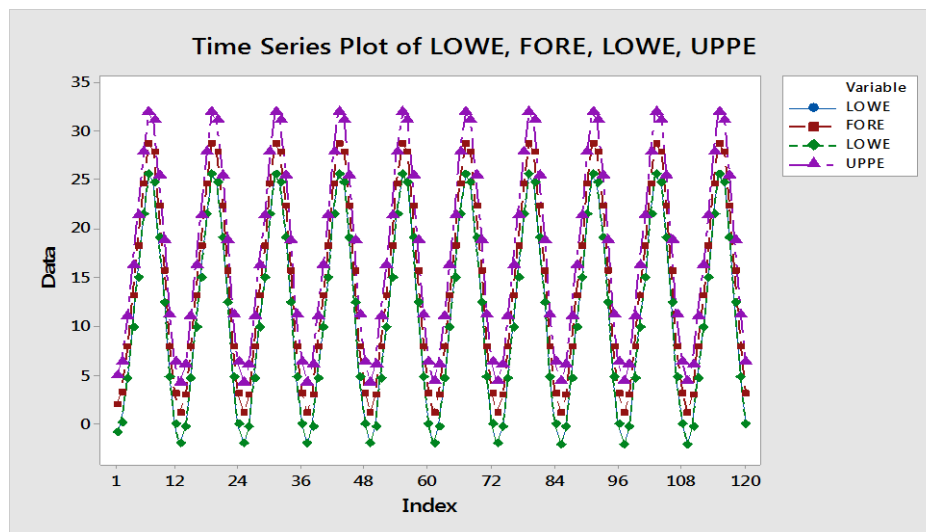
Figure 5- Histogram of residuals



شکل ۶- برازش منحنی نرمال بر باقی‌مانده‌ها
Figure 6- Fitting the normal curve on the residuals

جدول ۸- محاسبه پارامترهای لیونگ باکس و خی دو
Table 8- Calculation of living box and chi-square parameters

P-Value	DF	خی دو	Lag
0.771	43	35.88	48
0.942	31	19.68	36
0.846	19	12.86	24
0.644	7	5.13	12



شکل ۷- نمودار پیش‌بینی دمای ایستگاه سینوپتیک سنندج از سال ۲۰۲۰ تا ۲۰۳۰
Figure 7 - Temperature forecast chart for Sanandaj synoptic station from 2020 to 2030

می‌تواند گویای این موضوع باشد. ضریب تغییرات آن معرف پایداری و نبودن جهش و افت‌وخیز در سری مورد مطالعه است. روش ناپارامتری تک‌متغیره پارامتری گرایس با p -Value 0.14 در سطح اطمینان 0.05 نشان داد که دمای ماهانه شهر سنندج دارای داده‌های پرت نیست. سری‌های زمانی اقلیمی بلندمدت ممکن است تحت تأثیر عوامل غیر اقلیمی قرار گیرد و نتواند به‌خوبی تغییرات و مدل برازش مناسبی را نشان دهد. به همین

۴- نتیجه‌گیری

در این پژوهش سری زمانی دمای ماهانه ایستگاه سینوپتیک سنندج مورد بررسی و کنترل کیفی قرار گرفته و سپس پیش‌بینی مدل‌سازی آماری انجام گرفت. میانگین دما $14/39$ در و میانه $14/45$ و نما $7/8$ درجه سلسیوس است. اختلاف بین شاخص‌های گرایش به مرکز این سری زمانی گویای تقریباً عدم نرمال بودن داده‌ها است. مقدار چولگی منفی و کشیدگی کم رو به پایین نیز

که در آن a_t متغیرهای تصادفی نرمال مستقل با میانگین صفر و واریانس یک تعریف شده است. بر اساس این مدل دمای ماهانه سنندج تابعی از متوسط درجه حرارت یک و دو ماه قبل و ماه متناظر سال قبل و نیز تابعی از پدیده‌های تصادفی است. با برازش معادله رگرسیون مقدار 0.07 مشاهده شد، اما این مقدار ثابت معنادار نبود و عدم وجود یک مقدار ثابت (θ_0) با پارامتر P -Value بزرگ‌تر از 0.05 در مدل برازش یافته نشان‌دهنده عدم وجود قطعیت روند در میانگین دمای ماهانه سنندج است. در پایان پیشنهاد می‌گردد با در نظر گرفتن مدل‌های سناریوهای ششم که علاوه بر تغییرات اقلیمی تغییرات اقتصادی و اجتماعی را نیز در نظر گرفته‌اند پیش‌بینی دمای ماهانه سنندج انجام پذیرد و نتایج آن با روش‌های آماری هم‌چون خانواده ARIMA مقایسه شود که نویسندگان در پژوهش‌های آینده مد نظر خواهند داشت.

منظور قبل از استفاده از داده‌ها باید مورد ارزیابی همگنی قرار گیرند. بنابراین آزمون‌های آماری آکساندرسون، بوشاد و که نشان دادند سری زمانی ماهانه ایستگاه سنندج همگن هستند، اما آزمون وان نیومن با آماره 0.2977 که نزدیک به صفر است، نشان داد که داده‌ها در واریانس همگن نیستند. برای الگوسازی بر اساس کمینه واریانس تفاضلی شده درجه تفاضل صفر غیرفصلی و یک‌فصلی تشخیص داده شد. درجه تفاضلی $D=1$ نشان‌دهنده این است که سری زمانی حول یک خط غیرافقی نوسان دارد. سپس با توجه به شاخص‌های معناداری نمودارهای خودهمبستگی و خودهمبستگی جزئی و برازیدن مدل‌های مختلف دو الگوی نهایی معنادار SARIMA استخراج شد. با توجه به معیار آکائیک الگوی $M1$ مطابق $M1 = SARIMA(0, 1, 1)_2(0, 2)$ به‌عنوان الگوی نهایی تعیین شد. با توجه به ضرایب به‌دست‌آمده مدل را به‌صورت زیر می‌توان نوشت:

$$Z_t = Z_{t-12} - 0.407a_{t-1} - 0.1753a_{t-2} - 0.95a_{t-12} + a_t$$

منابع

- استفاده از مدل‌های سری زمانی. آب و خاک، (۵)۲۷، ۸۹۶-۹۰۶.
- عساکره، ح. (۱۳۸۳). تحلیلی آماری بر تغییرات میانگین سالانه دمای شهر زنجان طی دهه‌های اخیر. نیور، ۵۲، ۳۰-۹.
- عساکره، ح. (۱۳۸۸). الگوسازی ARIMA برای میانگین سالانه دمای شهر تبریز. تحقیقات جغرافیایی، (۲)۲۴، ۳-۲۴.
- عساکره، ح.، و خردمندیا، م. (۱۳۸۱). مدل‌سازی SARIMA برای متوسط درجه حرارت ماهانه مطالعه موردی الگوسازی متوسط درجه حرارت ماهانه جاسک. نیور، ۴۶، ۵۴-۴۱.
- قاجاریان، ن.، لیاقت، ع.، و دانش‌کار آراسته، پ. (۱۳۹۳). صحت‌سنجی داده‌های بارندگی ایستگاه‌های غیرثبات سازمان هواشناسی و تماب در حوضه آبریز دریاچه ارومیه. حفاظت منابع آب و خاک، (۱)۴، ۹۱-۱۰۹.
- مسعودیان، ا. (۱۳۸۳). بررسی روند دمای ایران در نیم سده گذشته. جغرافیا و توسعه، (۳)۲، ۸۹-۱۰۶.
- معصوم‌پور سماکوش، ج.، جلیلیان، ع.، و یاری، ا. (۱۳۹۶). تحلیل سری‌های زمانی بارش‌های فصلی در ایران. پژوهش‌های جغرافیایی طبیعی، (۳)۴۹، ۴۵۷-۴۷۵.

- بلیانی، ی.، فاضل‌نیا، غ.، و بیات، ع. (۱۳۹۱). تحلیل و مدل‌سازی دمای سالانه شهر شیراز با استفاده از مدل ARIMA. فضای جغرافیایی، (۳۸)۱۲، ۱۲۷-۱۴۴.
- جهانبخش اصل، س.، و ترابی، س. (۱۳۸۳). بررسی و پیش‌بینی تغییرات دما و بارش در ایران. تحقیقات جغرافیایی، (۳)۱۹، ۱۰۴-۱۲۵.
- داروند، س.، اسکندری دامنه، ه.، اسکندری دامنه، ح.، و خسروی، ح. (۱۴۰۰). پیش‌بینی روند تغییرات دما و بارش در دوره آتی و تأثیر آن بر بیابان‌زایی. مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک، (۱)۱، ۵۳-۶۶.
- رحیمیان ایرانی‌شاهی، ح.، مرادی، ح.ر.، و جلیلی، خ. (۱۴۰۱). روند تغییرات بارش و دما در مقیاس‌های زمانی مختلف در حوزه آبخیز کرخه. مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک، (۲)۲، ۱-۱۲.
- شعبانی، ب.، موسوی بایگی، م.، جباری نوقایی، م.، و قهرمان، ب. (۱۳۹۲). مدل‌سازی و پیش‌بینی دمای ماهانه دشت مشهد با

References

- Aguilar, E., Auer, I., Brunet, M., Peterson. T.C., & Wieringa, J. (2003). Guidelines on climate metadata and homogenization. *World Meteorological Organization Geneva*, 52.
- Alexandersson, H., Moberg, A. (1997). Homogenization of Swedish Temperature Data Part I: Homogeneity Test for Linear Trends. *International Journal of Climatology*, 17, 25-34.
- Asakereh, H. (2004). Statistical analysis on the average annual temperature change in Zanjan city during recent decades. *Nivar*, 52, 9-30 (in Persian).
- Asakereh, H. (2009). ARIMA Modeling for tabriz city annual temperature. *Geographical Research*, 24(2), 3-24 (in Persian).
- Asakereh, H., & Kheradmand Nia, M. (2002). SARIMA modeling for average monthly temperatures, a case study of average monthly temperature modeling in Jask. *Nivar*, 46, 41-54 (in Persian).
- Belyani, Y., Fazelnia, Gh., & Bayat, A. (2012). A study and prediction of annual temperature in

- Shiraz using ARIMA model. *Geographical Space*, 12(38), 127-144 (in Persian).
- Chawsheen, T.A., Broom, M. (2017). Seasonal time-series modeling and forecasting of monthly mean temperature for decision making in the Kurdistan Region of Iraq. *Statistical and Theoretical Practice*, 11, 604-633.
- Darvand, S., Eskandari Dameneh, H., Eskandari Damaneh, H., & Khosravi, H. (2021). Prediction of the change trend of temperature and rainfall in the future period and its impact on desertification. *Water and Soil Management and Modeling*, 1(1), 53-66 (in Persian).
- Ghajarnia, N., Liaghat, A., & Daneshkar Arasteh, P. (2014). Verifying precipitation data of tamab and meteorology institute in urmia basin. *Water and Soil Resources Conservation*, 4(1), 91-109 (in Persian).
- Grubbs, F.E. (1950). Sample criteria for testing outlying observations. *Annals of Mathematical Statistics*, 21(1), 27-58.
- Hair, J.F., R.E. Andersen, R.L. Tatham W.C., & Black, W. (1998), Multivariate data analysis, Rentice Hall, Upper Saddle River. *New Jersey Press*, 520.
- Jahanbakhsh Asl, S., & Torabi, S. (2004). Review and prediction of temperature and precipitation in Iran. *Geographical Research*, 19(3), 104-125 (in Persian).
- Kang, H., & Yusof, F. (2012). Homogeneity tests on daily rainfall series in Peninsula Malaysia. *International Journal of Contemporary Mathematical Sciences*, 7(1), 9-22.
- Li, M., Shouwen Ji, S., & Liu, G. (2018). Forecasting of Chinese E-commerce sales: An empirical comparison of ARIMA, nonlinear autoregressive neural network, and a combined ARIMA-NARNN Model. *Mathematical Problems in Engineering*, 6924960, 1024-1038.
- Masoudian, S. (2004). Temperature trends in Iran during the last half century. *Geography and Development*, 2(3), 89-106 (in Persian).
- Masoumpour Samakosh, J., Jalilian, A., & Yari, E. (2017). The analysis of seasonal precipitation time series in Iran. *Physical Geography Research Quarterly*, 49(3), 457-475 (in Persian).
- Nobre, F., Monteiro, A., Telles, P., & Williamson, G. (2001). Dynamic linear model and SARIMA: a comparison of their forecasting performance in epidemiology. *Statistics in Medicine*, 20(20), 3051-69.
- Panagoulia, D., & Vlahogianni, E.I. (2014). Nonlinear dynamics and recurrence analysis of extreme precipitation for observed and general circulation model generated climates. *Hydrological Processes*, 28(4), 2281-2292.
- Peterson, T. (1998). Homogeneity adjustments of in situ atmospheric Climate data: A review. *International Journal of Climatology*, 18, 1493-1517.
- Rahimiani Iranshahi, H., Moradi, H.R., & Jalili, Kh. (2022). Trend of precipitation and temperature changes at different time scales in the Karkheh Watershed. *Water and Soil Management and Modeling*, 2(2), 1-12 (in Persian).
- Raziei, T., Saghafian, B., Paulo A.A., Pereira S.L., & Bordi, I. (2009). Spatial pattern and temporal variability of drought in western Iran. *Water Resources Management*, 23(3), 439-455.
- Sen, Z. (1998). Small sample estimation of the variance of time averages in climate time series. *International Journal of Climatology*, 18, 1725-1732.
- Shabani, B., Mousavi Baygi, M., Jabari Noghabi, M., & Ghareman, B. (2013). Modeling and prediction of monthly max & min temperatures of mashhad plain using time series models. *Water and Soil*, 27(5), 896-906 (in Persian).
- Villarini, G., Smith, J.A., Napolitano, F. (2010). Nonstationary modeling of a long record of rainfall and temperature over Rome. *Water Resources*, 33(10), 1256-1267.
- Wijngaard, J.B., Klein Tank, A.M.G., & Konnen, G.P. (2003). Homogeneity of 20th century European daily temperature and precipitation series. *International Journal of Climatology*, 23(6), 679-692.
- Yoon, D., Cha, D.H., Lee, M.I., Min, H., Jun, S.Y., & Choi, Y. (2021). Comparison of regional climate model performances for different types of heat waves over South Korea. *International Journal of Climatology*, 34, 2157-2174.
- Yu, X., Shi, S., & Xu, L. (2021). A spatial-temporal graph attention network approach for air temperature forecasting. *Applied Soft Computing*, 113, 10788.