

Forecasting Monthly Average Temperatures in Misurata City Using Seasonal Time Series Models

Alshareef Masoud Alsunousi ^{1*}, Mohammed Arhouma Othman ²


^{1,2} Department of Statistics, Faculty of Economics and Political Science, University of Tobruk, Tobruk, Libya

Email: alshareef.masoud@tu.edu.ly

التنبؤ بالمعدلات الشهرية لدرجات الحرارة في مدينة مصراتة باستخدام نماذج السلاسل الزمنية الموسمية دراسة تطبيقية خلال الفترة 2012-2026

الشريف مسعود السنوسي^{1*}، محمد أرحومه عثمان²

^{2,1} قسم الإحصاء، كلية الاقتصاد والعلوم السياسية، جامعة طبرق، طبرق، ليبيا

Received: 18-08-2025	Accepted: 05-10-2025	Published: 18-11-2025
		
Copyright: © 2025 by the authors. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).		

Abstract

Global temperature variation is considered a central topic in climate change research, and forecasting future temperature anomalies is essential for developing strategies to mitigate climate-related risks. To better predict the long-term trend of global temperature change, In this study, the Box–Jenkins methodology was applied to analyze the seasonal time series of average temperatures for the city of Misurata during the period (2012–2024). This approach was utilized to develop a predictive model that accurately represents the study data, based on precise statistical criteria for selecting the most appropriate model. The selection was made according to the Akaike Information Criterion (AIC) and the Bayesian Information Criterion (BIC). The results of the analysis indicated that the most suitable and efficient model for representing the time series data is the multiplicative seasonal model of order $SARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$.

Based on this model, the monthly average temperatures for the years (2025–2026) were estimated. The predicted values demonstrated a noticeable consistency and alignment with the actual values of the time series, confirming the model's efficiency in forecasting future trends. Furthermore, the study highlights the significance of applying the Box–Jenkins methodology in analyzing climatic phenomena characterized by cyclical and seasonal patterns.

Keywords: Time series , Forecasting , Multiplicative seasonal model , Temperature.

الملخص

يعتبر تباين درجات الحرارة العالمية موضوعاً محورياً في أبحاث تغير المناخ، ويعد التنبؤ بشذوذ درجات الحرارة المستقبلية أمراً بالغ الأهمية لوضع استراتيجيات للتخفيف من المخاطر المرتبطة بالمناخ. ولتحسين التنبؤ بالاتجاه طويل الأمد لتغير درجات الحرارة العالمية،

في هذا البحث تم تطبيق منهجية بوكس – جنكنز (Box & Jenkins) لتحليل السلاسل الزمنية الموسمية على سلسلة معدلات درجات الحرارة لمدينة مصراتة خلال الفترة (2012-2024) وقد استخدمت هذه المنهجية بهدف بناء نموذج تنبؤي يمثل بيانات الدراسة بدقة عالية معتمداً على معايير إحصائية دقيقة لاختيار النموذج المناسب حيث تم اختيار النموذج وفقاً لمعيار أكاي للمعلومات (AIC) ومعيار معلومات بيزيان (BIC). وقد أظهرت نتائج التطبيق أن النموذج الأنسب والأكثر كفاءة في تمثيل بيانات السلسلة الزمنية هو النموذج الموسمي المضاعف من الرتبة $SARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$.

وبناءً على هذا النموذج تم تقدير معدلات درجات الحرارة الشهرية المتوقعة لعامي (2025-2026) وقد بينت القيم المقدرة وجود تناسق و تطابق ملحوظ مع القيم الفعلية للسلسلة الزمنية مما يؤكد كفاءة النموذج في التنبؤ بالمستقبل كما تبرز الدراسة أهمية استخدام منهجية بوكس – جنكنز في تحليل الظواهر المناخية ذات الطابع الدوري الموسمي.

الكلمات المفتاحية: السلاسل الزمنية ، التنبؤ ، النموذج الموسمي المضاعف ، درجات الحرارة .

مقدمة:

يعتبر تحليل السلاسل الزمنية من الأساليب الإحصائية المهمة التي تستخدم لفهم سلوك الظواهر من خلال تتبع تطورها التاريخي عبر فترات زمنية قد تكون يومية أو أسبوعية أو شهرية أو فصلية، وذلك بهدف بناء صورة واضحة عن أنماطها المختلفة. وتكمن الغاية الأساسية من هذا التحليل في توفير نموذج علمي يمكن الاعتماد عليه في تفسير الظاهرة والتنبؤ بمسارها المستقبلي بأقل قدر ممكن من الخطأ. ومع التوسع في التطبيقات العملية، أصبح لهذا الأسلوب دور محوري في دعم عملية اتخاذ القرار في مجالات متعددة، إذ يعد التنبؤ بما قد يحدث مستقبلاً استناداً إلى ما هو متاح من بيانات الماضي والحاضر أداة ضرورية تمكن صانعي القرار من التخطيط بكفاءة أعلى ومواجهة التغيرات المحتملة بثقة أكبر.

أهمية الدراسة (the significance of the study) :-

يعد التنبؤ بسلوك السلسلة الزمنية لدرجات الحرارة الشهرية في المستقبل اعتماداً على بياناتها التاريخية جانباً أساسياً في دعم عملية اتخاذ القرار. ومن هذا المنطلق، تبرز الأهمية العلمية لهذه الدراسة في السعي إلى تحديد النموذج الأكثر ملائمة من بين نماذج (SARIMA) ، وذلك من خلال التعريف بهذه النماذج وبيان خصائصها وإجراء مقارنة بينها بغرض اختيار النموذج الأدق والأفضل في التنبؤ.

أما الأهمية العملية للدراسة فتتمثل في الحصول على تقديرات مستقبلية لدرجات الحرارة في مدينة مصراتة بليبيا، الأمر الذي يساعد على وضع الخطط والاستراتيجيات المناسبة لمواجهة التغيرات المناخية المحتملة والتكيف معها بما يخدم مختلف القطاعات الحيوية في المدينة.

مشكلة الدراسة (Problem of Study) :-

يسعى هذا البحث إلى معالجة الإشكالية الرئيسية المتمثلة في:

ما مدى فعالية استخدام نماذج السلاسل الزمنية الموسمية في التنبؤ بالمعدلات الشهرية لدرجات الحرارة في مدينة مصراتة وانطلاقاً من هذه الإشكالية، تتفرع الأسئلة البحثية الآتية:

- كيف يمكن توظيف نماذج السلاسل الزمنية الموسمية للتنبؤ بدرجات الحرارة في مدينة مصراتة ؟
- ما مستوى دقة النماذج المقدرة في تمثيل الظاهرة والتنبؤ بها ؟
- إلى أي مدى تعكس التوقعات المتحصل عليها باستخدام هذه النماذج واقع الظاهرة محل الدراسة ؟

أهداف الدراسة (Study Objectives) :-

تهدف هذه الدراسة إلى تحقيق مجموعة من الأهداف، من أبرزها:

- تقييم جودة التنبؤ باستخدام نماذج السلاسل الزمنية الموسمية.
- بناء نموذج إحصائي للتنبؤ بدرجات الحرارة بالاعتماد على بيانات الأرصاد الجوية.
- تشجيع مؤسسة الأرصاد الجوية على تبني واستخدام الأدوات العلمية الحديثة في مجال التنبؤ.

النطاق الزمني للدراسة (The time frame of the study):-

تتصب هذه الدراسة على تحليل درجات الحرارة الشهرية في مدينة مصراتة بليبيا خلال الفترة الممتدة من عام 2012 وحتى عام 2024، وذلك بالاعتماد على البيانات المناخية المتاحة لهذه السنوات. وبعد هذا النطاق الزمني كافياً لاستخلاص الاتجاهات العامة والأنماط الموسمية في درجات الحرارة، إضافة إلى تمكين الباحث من بناء نماذج تنبؤية دقيقة للمستقبل.

منهجية الدراسة (The study method):-

يعتمد هذا البحث على المنهج الوصفي التحليلي في جانبه النظري، وعلى منهج دراسة الحالة في جانبه التطبيقي. ففي الجانب النظري، تم تناول الأسس النظرية المتعلقة بنماذج السلاسل الزمنية الموسمية، وذلك لتوضيح خصائصها واليات عملها. أما في الجانب التطبيقي، فقد أجريت دراسة بالاعتماد على بيانات واقعية لدرجات الحرارة في مدينة مصراتة، وذلك بغرض التوصل إلى نموذج رياضي أكثر كفاءة ودقة في التنبؤ بدرجات لفترات زمنية لاحقة.

1. الجانب النظري :-

يعرف التنبؤ على أنه عملية توقع للمعلومات المستقبلية استناداً إلى بيانات الماضي، ويعد من أهم الأدوات التي تمكن مؤسسات الأرصاد الجوية من تقديم تقديرات مستقبلية حول درجات الحرارة بالاعتماد على المعطيات السابقة. وقد حظي موضوع التنبؤ باهتمام واسع من قبل الباحثين، مما أدى إلى تطوير العديد من النماذج التنبؤية، لعل أبرزها نماذج بوكس-جنكيز التي أثبتت كفاءتها في هذا المجال. وفي هذا البحث سيتم تناول دراسة نماذج السلاسل الزمنية الموسمية بالاعتماد على منهجية (Box & Jenkins).

1-1: السلسلة الزمنية (Time Series):-

تعتبر السلسلة الزمنية بأنها مجموعة من المشاهدات المرتبة وفقاً لتسلسلها الزمني، سواء كان ذلك بالسنوات أو الفصول أو الأشهر أو الأيام أو أي وحدة زمنية أخرى. وتمثل هذه السلسلة سجلاً تاريخياً يعتمد عليه في بناء التوقعات المستقبلية. أما السلسلة الزمنية الموسمية (Seasonal Time Series) فهي تلك القيم التي تتولد بشكل متعاقب عبر الزمن وتتميز بوجود ظاهرة موسمية، أي النمط المتكرر لحركة السلسلة في الأشهر أو الفصول المتعاقبة خلال السنوات المتتالية. وتعرف الفترة الزمنية التي يتكرر عندها هذا النمط (الفترة الموسمية) ويرمز لها بالرمز (S)، وقد تكون هذه الفترة فصلاً أو شهراً أو أسبوعاً أو غير ذلك. وتجدر الإشارة إلى أن التداخل بين التأثير الموسمي والاتجاه العام قد يجعل من الصعب التمييز بينهما، إلا أن هذه الإشكالية يمكن معالجتها إذا كانت السلسلة الزمنية مستقرة.

1-2: استقرار السلسلة الزمنية (Stationary Time Series):-

يعد استقرار السلسلة الزمنية من العناصر الأساسية في تحليل السلاسل الزمنية وفي بناء النموذج الرياضي الملائم لها. ويقصد بالاستقرار أن يكون سلوك السلسلة الزمنية متجانساً عبر الفترات المختلفة أي أن تمثيلها البياني في فترة زمنية $(t, t+h)$ يكون مشابهاً لتمثيلها في فترة أخرى $(s, s+h)$. وتعتبر السلسلة الزمنية مستقرة إذا تحققت فيها مجموعة من الشروط الإحصائية، أهمها: ثبات الوسط الحسابي بمرور الزمن $E(x_t) = \mu$ ، وثبات قيمة التباين $var(x_t) = \sigma^2$ ، إضافة إلى خلوها من التأثيرات الموسمية أو الاتجاهية التي قد تحدث تغيراً في خصائصها الإحصائية. ويستدل على تحقق هذه الشروط إما من خلال الفحص البصري للرسم البياني للمشاهدات أو بالاعتماد على الاختبارات الإحصائية المناسبة.

1-3: دالة الارتباط الذاتي (Autocorrelation function (ACF)

تصنف دالة الارتباط الذاتي من الأدوات الأساسية في تحليل السلاسل الزمنية الموسمية، إذ توفر معلومات مهمة حول سلوك السلسلة ومكوناتها الرئيسية، كما تستخدم في تحديد مدى استقرار السلسلة ووجود خاصية الموسمية فيها. إضافة إلى ذلك تُستعمل دالة الارتباط الذاتي للبواقي في فحص ملائمة النموذج، وذلك من خلال اختبار عشوائية أخطاء التنبؤ. وبصفة عامة فإن دالة الارتباط الذاتي للسلسلة المستقرة تتناقص قيمها بسرعة مع زيادة درجات الإبطاء، وتقترب من الصفر عند الفجوات الزمنية البعيدة. وتعطى بالصيغة التالية

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \frac{\gamma_k}{\sigma^2}, \quad k = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

من خواص دالة الارتباط الذاتي

$$-1 \leq \rho_k \leq +1 \quad -1$$

$$\rho_0 = 1 \quad -2$$

$$\rho_{-k} = \rho_k \quad -3$$

1-4: دالة الارتباط الذاتي الجزئي (Partial Autocorrelation Function (PACF)

يعتبر معامل الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) مقياساً يوضح طبيعة العلاقة بين القيم المتأخرة للسلسلة الزمنية (x_{t-k}, x_t) مع افتراض ثبات القيم الأخرى $(x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-k+1})$ أي أنه يهدف إلى إزالة التأثير الناتج عن الارتباطات بين المشاهدات بحيث يعكس الارتباط فقط عند الإبطاء k . بحسب معامل الارتباط الجزئي بالاعتماد على الصيغة التالية

$$\hat{\phi}_{k+1,k+1} = \frac{\hat{\rho}_{k+1} - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^k \hat{\phi}_{kj} \hat{\rho}_j}$$

وتتصف دالة الارتباط الذاتي الجزئي للسلاسل الزمنية المستقرة بأنها تنحدر بسرعة نحو الصفر مع زيادة درجات الإبطاء.

5-1: نماذج السلاسل الزمنية الموسمية (Seasonal Time Series Models)

تستخدم السلاسل الزمنية الموسمية لتمثيل الظواهر التي تتكرر أنماطها بعد فترات زمنية منتظمة. وتعد السلسلة الزمنية موسمية إذا أعادت القيم نفسها بعد فترة زمنية ثابتة تُسمى الفترة الموسمية، ويرمز لها بالمعادلة $(x_t = x_{t+s})$ يمكن تمييز السلاسل الزمنية المستقرة من خلال ملاحظة معاملات الارتباط الذاتي إذ تكون هذه القيم معنوية عند فترات زمنية ثابتة تعكس النمط الموسمي. أما في حالة السلاسل الزمنية غير المستقرة فإن عملية التمييز تصبح أكثر صعوبة بسبب اختلاط التأثير الموسمي مع الاتجاه العام. وللتغلب على هذه الإشكالية يتم أولاً تحويل السلسلة إلى سلسلة مستقرة، ومن ثم تحليلها للكشف عن المكون الموسمي الموجود فيها.

1-5-1: نموذج الانحدار الذاتي الموسمي (SAR) Seasonal Autoregressive Model

الصيغة الرياضية لنموذج الانحدار الذاتي الموسمي من الدرجة (p) تأخذ الشكل الآتي

$$X_t = \delta + \phi_s X_{t-s} + \phi_{2s} X_{t-2s} + \dots + \phi_{ps} X_{t-ps} + a_t$$

x_{t-is} : قيم مشاهدات السلسلة الزمنية الموسمية $i = 0, 1, 2, \dots, p$

s : طول الفترة الموسمية

ϕ_{is} : معامل الانحدار الذاتي الموسمي $i = 0, 1, 2, \dots, p$

P : درجة النموذج الموسمي

$a_t \sim NID(0, \sigma_a^2)$: الخطأ العشوائي

وللتحقق الاستقرارية يشترط أن تكون جذور المعادلة

$$\phi_s(B^s) = 1 - \phi_s B^s = 0$$

خارج دائرة الوحدة، وليكون النموذج مستقرًا يشترط أن تكون

$$-1 < \phi_s < 1$$

حيث أن (B) هو عامل الارتداد الخلفي (Back shift operator) ويعرف بشكل التالي

$$B^s x_t = x_{t-s}, \quad s = 1, 2, \dots$$

وان الصيغة العامة لدالة الارتباط الذاتي (ACF) لنموذج الانحدار الذاتي الموسمي من الدرجة (1) SAR تأخذ الشكل الآتي

$$\rho_k = \begin{cases} 1 & k = 0 \\ \phi_s & k = s \\ 0 & k = 1, 2, \dots, s-1 \end{cases}$$

أي إن دالة الارتباط الذاتي للنموذج الموسمي SAR(P) تتناقص أسياً في حين دالة الارتباط الذاتي الجزئي تنقطع بعد الفترة الفاصلة p .

2-5-1: نموذج الوسط المتحرك الموسمي (SMA)

يطلق على النموذج اسم النموذج الموسمي المتوسط المتحرك من الدرجة (Q) إذا أمكن التعبير عن القيمة الحالية x_t باعتبارها دالة في الخطأ العشوائي الحالي a_t ، بالإضافة إلى الأخطاء العشوائية السابقة التي وقعت في نفس الموسم خلال الفترات الزمنية الماضية ويرمز له بالرمز $SAM(Q)$ ويمكن صياغة هذا النموذج كالتالي .

$$X_t = \delta + a_t - \theta_s a_{t-s} - \theta_{2s} a_{t-2s} - \dots - \theta_{Qs} a_{t-Qs}$$

أن دالة الارتباط الذاتي (ACF) لنموذج المتوسط المتحرك الموسمي تنقطع بعد Q_s (تؤول إلى الصفر بعد الدرجة Q) . في حين أن دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) تتناقص أسياً .

3-5-1: النموذج المختلط (الانحدار الذاتي - الأوساط المتحركة) الموسمي**Seasonal Mixed (Autoregressive – Moving Average) Model (SARMA)**

عند دمج النموذج الموسمي للانحدار الذاتي (SAR) مع النموذج الموسمي للوسط المتحرك (SMA) نحصل على نموذج مركب يُرمز له عادةً بالرمز $SARMA(P, Q)$ ويعبر عن هذه النماذج بالشكل التالي

$$X_t = \delta + \phi_s X_{t-s} + \phi_{2s} X_{t-2s} + \dots + \phi_{Ps} X_{t-Ps} + a_t - \theta_s a_{t-s} - \theta_{2s} a_{t-2s} - \dots - \theta_{Qs} a_{t-Qs}$$

هذه النماذج تُطبّق على السلاسل الزمنية المستقرة أما إذا كانت السلسلة غير مستقرة فإنه يمكن إيجاد النموذج بعد أخذ الفروق الموسمية المطلوبة لجعل السلسلة مستقرة . حيث أن عامل الفرق الموسمي من الدرجة (D) هو

$$\nabla_S^D = (1 - B^S)^D$$

وهكذا يكون لدينا النموذج الموسمي المختلط

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average Model والذي يكتب بالصيغة التالية

$$\phi_p(B^S) \nabla_S^D X_t = \delta + \theta_q(B^S) a_t$$

4-5-1: النموذج الموسمي المضاعف (SARIMA)

هو مزيج يجمع بين النماذج الموسمية مع النماذج الغير موسمية نحصل على النموذج الموسمي المضاعف والذي يرمز له بالرمز $SARIMA(p, d, q)(P, D, Q)$ ويكتب على الصورة التالية

$$\phi_p(B) \phi_P(B^S) \nabla^D \nabla_S^D X_t = \delta + \theta_q(B) \theta_Q(B^S) a_t$$

حيث أن:

p = رتبة نموذج الانحدار الذاتي غير الموسمي ، P = رتبة نموذج الانحدار الذاتي الموسمي
 q = رتبة نموذج الأوساط المتحركة غير الموسمي ، Q = رتبة نموذج الانحدار الذاتي الموسمي
 d = درجة الفرق غير الموسمي ، D = درجة الفرق الموسمي ، $\phi_p(B)$ = معامل الانحدار الذاتي الموسمي ، $\phi_P(B^S)$ = معامل الانحدار الذاتي الموسمي
 $\theta_q(B)$ = معامل الأوساط المتحركة غير الموسمي ، $\theta_Q(B^S)$ = معامل الأوساط المتحركة الموسمي
 ∇^D = معامل الفروق غير الموسمي عند الزمن (d) حيث $\nabla = (1 - B)$
 ∇_S^D = معامل الفروق غير الموسمي عند الزمن (D) حيث $\nabla_S^D = (1 - B^S)^D$
 S = طول الفترة الموسمي.

6-1: منهجية بوكس - جنكنز (Box & Jenkins (B-J) Approach)

تعتبر طريقة بوكس-جنكنز واحدة من أبرز الأساليب المستخدمة في التنبؤ بالسلاسل الزمنية، وقد طورها العالمان بوكس - جنكنز سنة 1976. تقوم هذه الطريقة على تحليل السلسلة الزمنية وتصنيفها ضمن عائلة نماذج (ARIMA)، ثم اختيار النموذج الأنسب لتمثيل الظاهرة قيد الدراسة. ولتحقيق ذلك، تمر عملية بناء النموذج بأربع مراحل أساسية عند التعامل مع سلسلة زمنية ساكنة، وتشمل هذه المراحل

1-6-1: مرحلة التعريف والتشخيص (Identification & Diagnostic)

بعد تحقيق شرط الاستقرار في السلسلة الزمنية الموسمية، تبدأ مرحلة تحديد النموذج الأنسب ودرجته. ويتم ذلك بالاعتماد على دالتي الارتباط الذاتي (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF). وترتكز هذه العملية على تحليل الرسوم البيانية لكل من الدالتين بدقة، حيث تتم مقارنة قيم معاملات الارتباط المستخلصة من السلسلة الزمنية الموسمية مع السلوك النظري المتوقع لهاتين الدالتين، كما هو موضح في الجدول التالي.

جدول 1. دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للنماذج الموسمية الساكنة المختلفة.

النموذج	دالة الارتباط الذاتي (ACF)	دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF)
$AR(p) \times SAR(P)$	تقترب من الصفر تدريجياً	قطع بعد الإزاحة الموسمية (SP)
$MA(q) \times SMA(Q)$	قطع بعد الإزاحة الموسمية (SQ)	تقترب من الصفر تدريجياً
$ARMA(p, q) \times (P, Q)$	تقترب من الصفر تدريجياً	تقترب من الصفر تدريجياً

1-6-2: مرحلة تقدير معلمات النموذج (Estimation Parameters of Model)

بعد اختيار النموذج وتحديد رتبته (p, d, q) ، تأتي مرحلة تقدير معلمات النموذج أي إيجاد القيم المناسبة لكل من المعاملات $(\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q)$ و $(\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p)$ ويتم ذلك بالاعتماد على البيانات المتاحة للسلسلة الزمنية. وتوجد عدة أساليب لتقدير هذه المعلمات، من أبرزها

- طريقة الإمكان الأعظم Maximum Likelihood Method
- طريقة العزوم The Method of Moments
- طريقة المربعات الصغرى Least Squares Method

1-6-3: مرحلة فحص ملائمة النموذج (Diagnostic Checking of Model)

بعد الانتهاء من تحديد النموذج بصورة أولية وتقدير معالمه في المرحلتين السابقتين، تأتي مرحلة التحقق من ملائمة النموذج للسلسلة الزمنية قيد الدراسة. وتعد هذه الخطوة ضرورية قبل اعتماد النموذج في التنبؤ بالمشاهد المستقبلية، إذ تهدف إلى التأكد من صحة بنيته وكفاءته في تمثيل الظاهرة محل التحليل. ويتم ذلك من خلال تطبيق مجموعة من الاختبارات الإحصائية والمعيارية المخصصة لتقييم جودة النموذج ودقة تمثيله.

■ اختبار معنوية معلمات النموذج (Significant of Parameters Test):

تعد معلمات النموذج ذات أهمية إحصائية عندما تختلف قيمها عن الصفر بشكل معنوي. وللتحقق من ذلك، يتم الاستعانة باختبار (Student's t-test) من خلال صياغة الفرضية $(H_0: \phi_p = 0, H_1: \phi_p \neq 0)$ فعند اختبار معنوية المعلمة ϕ_p عند الإبطاء الزمني p ، تعطى إحصائية الاختبار بالصيغة التالية

$$T_c = \frac{|\phi_p|}{\sqrt{\text{var}(\phi_p)}} \quad \phi_p \text{ مقدرة عند مستوى معنوية } (0.05) ,$$

أما بالنسبة للتحقق من المعنوية الكلية للنموذج فيتم الاعتماد على إحصائية فيشر (F-test) والتي تهدف إلى فحص مدى دلالة النموذج ككل في تفسير السلسلة الزمنية موضوع الدراسة.

$$F_c = \frac{\sum_{t=1}^n (\hat{X}_t - \bar{x}_t)^2 / (p + q)}{\sum_{t=1}^n \hat{a}_t^2 (n - p - q)} = \frac{R^2 / (p + q)}{(1 - R^2) / (n - p - q)} \sim F_{\alpha}(p + q, n - p - q)$$

إذا كانت قيمة إحصائية فيشر المحسوبة أقل من أو مساوية للقيمة الجدولية المقابلة لتوزيع فيشر، فإننا نقبل الفرضية العدم، مما يعني أن النموذج لا يتمتع بمعنوية إحصائية عند مستوى المعنوية (0.05).

■ اختبار دالة الارتباط الذاتي للبواقي (Autocorrelation Function Test of Residuals)

تتم مقارنة دالة الارتباط الذاتي الخاصة بالسلسلة الزمنية الأصلية مع نظيرتها المشتقة من السلسلة المقدرة. فإذا ظهر اختلاف جوهري بين الدالتين، فإن ذلك يُعد مؤشراً واضحاً على فشل عملية تحديد النموذج، مما يستلزم إعادة بنائه وتقدير معالمه

من جديد. أما في حالة وجود تشابه بين الدالتين، ننتقل عندئذ إلى فحص بواقي التقدير وتحليلها باستخدام دالة الارتباط الذاتي لهذه البواقي.

ينبغي أن تقع جميع معاملات الارتباط الذاتي الخاصة ببواقي التقدير ضمن حدود فترة الثقة، والتي يُمثَّل عنها بيانياً بخطين متوازيين يحددان المجال المقبول لهذه القيم. $\left[-\frac{T_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}, \frac{T_{\alpha/2}}{n}\right]$ تحت فرضية التوزيع الطبيعي لدالة الارتباط الذاتي (بمتوسط صفر وتباين $\frac{1}{n}$) حيث أن n تمثل حجم العينة، $\hat{\rho} \sim N(0, \frac{1}{n})$ ، وتحسب إحصاء الاختبار بالصيغة التالية

$$Q = n \sum_{i=1}^k \hat{\rho}_{(i)}^2 \sim \chi_{\alpha}^2(k - p - q).$$

حيث أن: k أكبر عدد لمعاملات الارتباط الذاتي. وبالمقارنة يتم قبول فرض العدم H_0 إذا كانت Q المحسوبة للأخطاء أقل من القيمة الجدولية، مما يعني أن سلسلة البواقي ساكنة (مستقرة). هناك أيضاً إحصائية بديلة تُستخدم لإجراء نفس الاختبار السابق، تعرف باسم إحصائية (Ljung-Box) وتُحسب قيمة هذه الإحصائية وفق الصيغة الرياضية التالية:

$$Q = n(n+2) \sum_{i=1}^k \frac{\hat{\rho}^2(i)}{n-k} \sim \chi_{\alpha}^2(k - p - q).$$

إذا كانت قيمة اختبار (Q) أقل من القيمة الحرجة المقابلة لتوزيع (X^2)، فإننا نقبل الفرضية الصفرية، مما يعني أن معاملات الارتباط الذاتي ليست ذات دلالة إحصائية، وهو مؤشر على ملائمة النموذج للسلسلة الزمنية. أما إذا تجاوزت قيمة (Q) القيمة الحرجة، فإننا نرفض الفرضية الصفرية، مما يشير إلى أن معاملات الارتباط الذاتي معنوية إحصائياً، ويعتبر ذلك علامة على أن النموذج لا يوفر تمثيلاً جيداً للسلسلة الزمنية.

■ المفاضلة بين النماذج (The Comparison Between the Models):

قد تنجح بعض النماذج في اجتياز جميع الاختبارات السابقة بنجاح، ولتمييز النموذج الأمثل للتنبؤ بين هذه النماذج، يتم الاستعانة بمجموعة من معايير الاختيار. وتنقسم هذه المعايير إلى مجموعتين رئيسيتين:

1- معايير دقة التنبؤ

تُستخدم لتحديد أي النماذج تتمتع بأعلى مستوى من الدقة في التنبؤ، من خلال قياس مقدار الخطأ في التنبؤات. وبطبيعة الحال، كلما كانت قيمة هذا المعيار أصغر، دل ذلك على أداء أفضل للنموذج. من أبرز هذه المعايير:

- متوسط الخطأ المطلق النسبي (MAPE) (Mean Absolute Percentage error) ويحسب بالصيغة التالية:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^n \left| \frac{at}{x_t} \right|}{n}$$

- متوسط القيم المطلقة للخطأ MAE (Mean Absolute error) ويحسب بالصيغة التالية:

$$MAE = \frac{\sum_{t=1}^n |at|}{n}$$

- الجذر التربيعي لمتوسط مربعات الأخطاء (Root Mean Square Error) ويحسب بالصيغة التالية:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^n at^2}{n}}$$

2- معايير المعلومات:

ويتم اختيار النموذج الأفضل بناءً على المبدأ القائل بأن النموذج الأمثل هو الذي يفقد أقل قدر من المعلومات مقارنة بالنماذج الأخرى، أي النموذج الذي يسجل أدنى القيم في المعايير التالية :

- معيار معلومات أكايكي (Akaike Information Criterion, AIC) ويحسب بالصيغة التالية :

$$AIC = \ln(\sigma^2) + \frac{2(p+q)}{n}$$

- معيار معلومات بيزيان (Bayesian Information Criterion, BIC) ويحسب بالصيغة التالية :

$$BIC = \ln(\hat{\sigma}_e^2) + \frac{(p+q)}{n} \ln(n)$$

4-6-1: مرحلة التنبؤ (Forecasting)

تعتبر مرحلة التنبؤ الخطوة الأخيرة في منهجية بوكس-جنكنز، وغالبًا ما تمثل الهدف النهائي من تحليل نماذج السلاسل الزمنية. بعد اختيار النموذج المناسب والتأكد من ملائمة للسلسلة الزمنية، يستخدم هذا النموذج لتقدير قيم السلسلة في فترات زمنية مستقبلية ($L = 1, 2, \dots$)، من خلال أخذ التوقع الشرطي عند الزمن (t) للحصول على التنبؤات $\hat{X}_t(L) = X_{t+L}$ بحيث يكون متوسط مربع الخطأ أقل ما يمكن . وبالاتتماد على صيغة معادلة الفروق التي تشمل القيم الحالية والسابقة لكل من (X_t, a_t)، يمكن حساب التنبؤات للنموذج الموسمي المختلط باستخدام الصيغة التالية:

$$X_{t+L} = \hat{X}_t(L) = \delta + \phi_s X_{t+L-s} + \phi_{2s} X_{t+L-2s} + \dots + \phi_{ps} X_{t+L-ps} + a_{t+L} - \theta_s a_{t+L-s} - \theta_{2s} a_{t-2s} \dots - \theta_{qs} a_{t-qs}$$

حيث :

$$X_{t+L} = E(X_{t+L}), a_{t+L} = E(a_{t+L})$$

2- الجانب التطبيقي :

في هذا الجزء من الدراسة، سيتم عرض النتائج المستخلصة من تطبيق خطوات منهجية بوكس-جنكنز (Box and Jenkins)، والمتمثلة في المراحل الأربع: التعرف (Identification) - التقدير (Estimation) - التشخيص (Diagnostic Checking) - التنبؤ (Forecasting)، وذلك بغرض تقدير النموذج الأنسب والأكثر كفاءة لتمثيل بيانات السلسلة الزمنية قيد الدراسة.

تمثل السلسلة الزمنية محل التحليل المتغير التابع، وهو معدل درجات الحرارة الشهرية في مدينة مصراتة، في حين يمثل المتغير المستقل عنصر الزمن. حيث تم استخدام البرنامجين الإحصائيين 19 MINITAB - 12 EVIEWS.

1-2: وصف البيانات :-

تتكون عينة الدراسة من المعدلات الشهرية لدرجات الحرارة، للفترة الزمنية الممتدة من شهر يناير 2012 إلى شهر ديسمبر 2024. وقد تم الحصول على هذه البيانات من محطة الأرصاد الجوية مصراتة حيث بلغ حجم العينة (156) مشاهدة بمتوسط قدره (20.62)، وبانحراف معياري قدرة (5.058)، فيما بلغت القيمة الدنيا (12)، والقيمة العليا (29.9).

الجدول 2. عدد المشاهدات في السلسلة الزمنية (2012-2024).

Year	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
month	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024
Jan.	13	13.4	14.1	13.2	14.1	13.2	13.9	12	14	13.3	13.3	14.7	14.9
Feb.	13.5	13.6	15.2	13.2	15.5	14.4	14	12.3	15.1	15.2	14.5	14.9	15.7
Mar.	14.3	17.5	15.1	15.1	16.2	15.9	18	15.1	16.7	16.1	16.5	17.4	17.9
Apr.	19.4	20.1	18.7	18.1	20.6	18.9	19.5	19.5	20.6	19.5	18.4	18.7	19.3
May.	21.5	23.9	21.5	22.2	22.7	22.4	22.4	23.2	23.8	22.2	21.8	21.7	22
Jun.	26.8	26.1	23.6	26.3	25.9	25.9	27.8	29.7	29.9	25.1	22.1	25.2	23.7

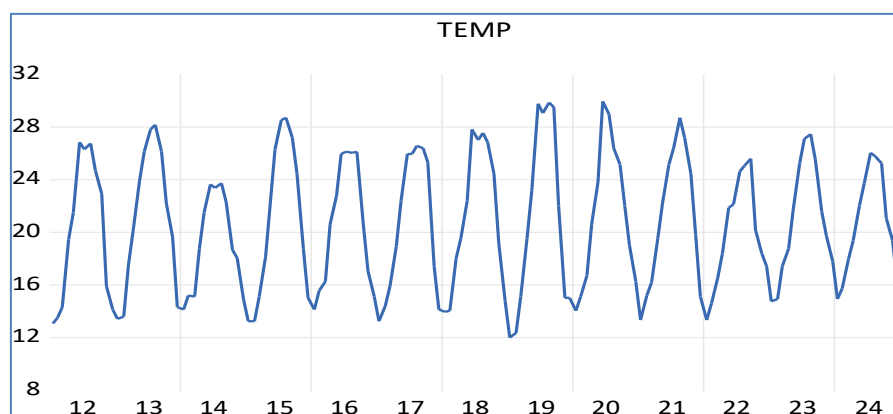
Jul.	26.3	27.8	23.3	28.5	26.1	25.9	27	29	28.9	26.4	24.6	27.1	26
Aug	26.7	28.1	23.7	28.7	26	26.5	27.5	29.8	26.4	28.7	25	27.4	25.7
Sep.	24.7	26.1	12.3	27.2	26.1	26.4	26.8	29.5	25.1	27.2	25.6	25.5	25.2
Oct.	22.9	22.2	18.6	24.4	20.7	25.3	24.4	22	22	24.4	20.1	21.6	21
Nov.	15.9	19.6	18	18.7	17	17.4	19.2	15	19	19.8	18.4	19.7	19.3
Des.	14.1	14.3	14.9	15	15.1	14.1	14.8	15	16.2	15.1	17.4	17.7	15.9

وبالاستناد إلى عدد المشاهدات في السلسلة الزمنية المبينة في الجدول أدناه يمكن الاعتماد عليها للتوصل إلى نموذج ملائم يمثل الظاهرة المدروسة تمثيلاً دقيقاً .

2-2: تحليل السلسلة الزمنية :-

2-2-1: رسم السلسلة الزمنية :-

يمثل الشكل التالي السلسلة الزمنية لدرجات الحرارة خلال المدة المحددة، حيث نلاحظ من الرسم وجود نمط دوري متكرر يشير إلى وجود تغيرات موسمية واضحة كما أن السلسلة تبدو غير مستقرة حول المتوسط إذ تتأرجح القيم بين ارتفاع في فصول الصيف وانخفاض في فصول الشتاء مما يؤكد وجود مركبة موسمية قوية وتغير دوري منتظم في درجات الحرارة عبر السنوات .



شكل رقم (1) التمثيل البياني لسلسلة معدلات درجات الحرارة (TEMP)

2-2-2: استقرارية السلسلة الزمنية :-

لفحص استقرارية السلسلة الزمنية لمعدلات درجات الحرارة تم رسم دالتي الارتباط الذاتي و الارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة الزمنية بيانياً ، وقد أظهرت النتائج الشكل المبين في الرسم أدناه.

Date: 10/09/25 Time: 20:40 Sample: 2012M01 2024M12 Included observations: 156						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.828	0.828	108.98	0.000
		2	0.470	-0.684	144.32	0.000
		3	0.001	-0.524	144.32	0.000
		4	-0.454	-0.350	177.67	0.000
		5	-0.783	-0.286	277.65	0.000
		6	-0.888	-0.055	407.31	0.000
		7	-0.768	-0.142	504.91	0.000
		8	-0.434	0.112	536.29	0.000
		9	0.010	0.096	536.31	0.000
		10	0.445	0.074	569.81	0.000
		11	0.750	0.015	665.30	0.000
		12	0.857	0.082	790.96	0.000
		13	0.730	0.018	882.77	0.000
		14	0.410	-0.025	911.98	0.000
		15	-0.007	0.072	911.99	0.000
		16	-0.425	-0.098	943.80	0.000
		17	-0.725	-0.041	1037.1	0.000
		18	-0.829	-0.056	1160.0	0.000
		19	-0.717	-0.081	1252.5	0.000
		20	-0.410	0.056	1282.8	0.000
		21	-0.007	-0.126	1282.9	0.000
		22	0.396	0.038	1311.6	0.000
		23	0.693	0.066	1400.8	0.000
		24	0.802	-0.011	1520.9	0.000

شكل رقم (2) دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة (TEMP)

يبين الشكل رقم (2.2) أن معاملات دالة الارتباط الذاتي حتى الفجوة (24) تختلف معنوياً عن الصفر كما أن هذه المعاملات لا تدخل ضمن حدود الثقة الإحصائية وهذا يشير إلى أن السلسلة الزمنية غير مستقرة وتحتاج إلى إجراء الفروق اللازمة أو التحويل اللوغاريتم لجعلها أكثر استقراراً قبل تقدير النموذج.

وباستخدام فترة ثقة $\left[\frac{-T_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}, \frac{T_{\alpha/2}}{\sqrt{n}} \right]$ وتطبيق اختبار (Ljung & Box) لفحص المعنوية الكلية لمعاملات دالة الارتباط الذاتي تبين أن قيمة إحصاء الاختبار

$$Q.stat = LBQ = 1520.9 \text{ وهي أكبر من القيمة الجدولية لاختبار } \chi^2_{(24,0.05)} = 36.415$$

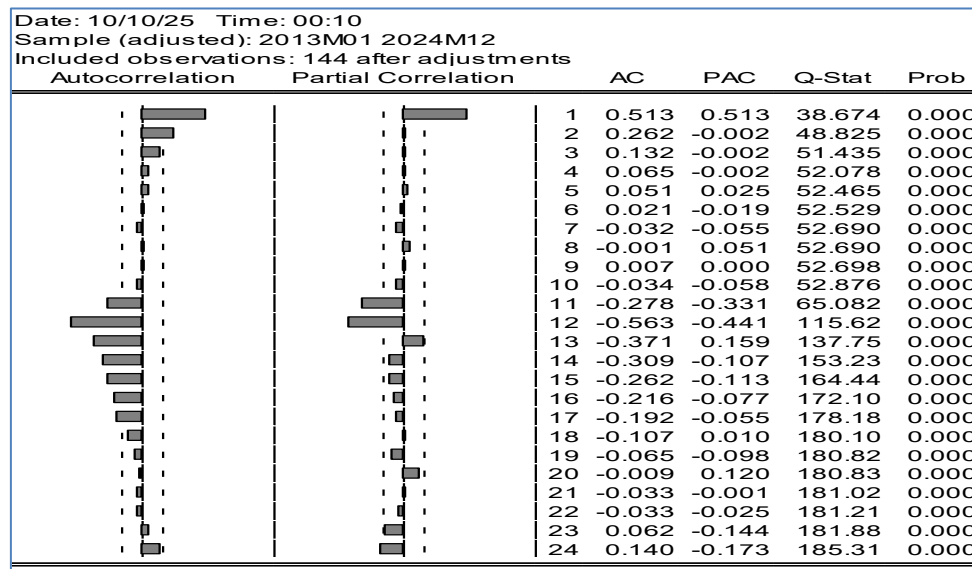
وبناء على ذلك نرفض فرضية العدم التي تفيد بأن جميع معاملات الارتباط الذاتي متساوية وتعادل الصفر $H_0: \rho_1 = \rho_2 = \dots = \rho_k = 0$ ونقبل الفرضية البديلة مما يدل على أن السلسلة الزمنية غير مستقرة وتتضمن مركبة موسمية. ولتثبيت صحة ما ذكر ، قمنا بتنفيذ اختبار (Dickey and Fuller) وكانت النتائج كالآتي:

جدول 3. نتائج اختبار (Dickey and Fuller) للسلسلة (TEMP)

The Model	t- Calculated	t- Tabulation	Prob
Model (I)	-4.186760	-2.881123	0.0010
Model (II)	-4.271811	-3.440681	0.0046
Model (III)	0.068646	-1.943058	0.7031

ولتحقيق الاستقرار في التباين تم معالجة البيانات بأخذ الفروق من الدرجة الأولى لتحويل اللوغاريتمي كما تم أخذ الفرق الموسمي من الدرجة (12) لإزالة الموسمية.

وبعد هذه المعالجات نتجت السلسلة الزمنية المستقرة (DSLTEMP) وعند تمثيل دالتي الارتباط الذاتي و الارتباط الذاتي الجزئي لها بيانياً ظهرت النتائج كما هو مبين في الشكل التالي :



شكل (3) دالة الارتباط الذاتي و دالة الارتباط الذاتي الجزئي للسلسلة (DSLTEMP)

من خلال الشكل (3.2) الذي يوضح التمثيل البياني لدالة الارتباط الذاتي و الارتباط الذاتي الجزئي حتى الفجوة (24) يتضح أن غالبية قيم الارتباط تقع ضمن حدود الثقة $\left[\frac{-T_{\alpha/2}}{\sqrt{n}}, \frac{T_{\alpha/2}}{\sqrt{n}} \right]$ حيث يظهر أن الارتباطات تكون ذات دلالة معنوية في الفترة الأولى والمنتصف ، وهذا يشير إلى أن السلسلة مستقرة في متوسطها كما يظهر عدم وجود أي نمط موسمي واضح وهذا ما يعزز فكرة استقرار السلسلة. وهذا ما سوف يتم تأكيده من اختبار (Dickey and Fuller)

جدول (4) نتائج اختبار (Dickey and Fuller) للسلسلة (DSLTEMP)

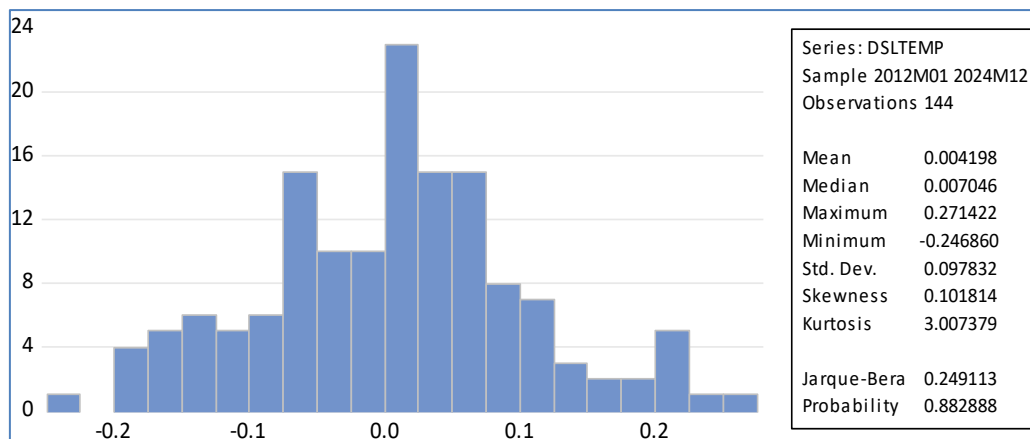
The Model	t- Calculated	t- Tabulation	Prob
Model (I)	-5.296753	-2.883753	0.0000
Model (II)	-5.285240	-3.44756	0.0001
Model (III)	-5.332530	-1.943304	0.000

وبالنظر إلى نتائج اختبار الاستقرار للسلسلة الزمنية تبين أن القيمة الاحتمالية (P-value) لكل من النماذج الثلاثة كانت أقل من مستوى المعنوية (0.05) وهو ما يدفعنا إلى رفض فرضية العدم التي تقضي بوجود جذر الوحدة في السلسلة الزمنية وقبول الفرضية البديلة التي تؤكد أن السلسلة مستقرة .

وهذا يفيد أن سلسلة معدلات درجات الحرارة قد أصبحت خالية من التقلبات الموسمية وبذلك تعد صالحة لتطبيق المرحلة الأولى من منهجية بوكس- جنكينز (Box and Jenkins) والتي تهدف إلى تحديد النموذج الإحصائي المناسب لتمثيل السلسلة الزمنية والتنبؤ بقيمها المستقبلية .

وسنسعى في هذه المرحلة إلى اختبار مدى تبني السلسلة الزمنية (DSLTEMP) لخصائص التوزيع الطبيعي إذ يعد هذا الشرط من متطلبات الأساسية لضمان صحة التقديرات الإحصائية وسلامة النتائج.

وللتحقق من ذلك تم الاستعانة باختبار (Jarque-Bera) الذي يقوم على تحليل معامل الالتواء (Skewness) ومعامل التفلطح (Kurtosis) لتحديد مدى اقتراب توزيع السلسلة من التوزيع الطبيعي وقد أظهرت النتائج في الشكل التالي التي سوف نعمل على تفسيرها لبيان ما إذا كان يمكن قبول فرضية الطبيعية أم رفضها باستناد إلى مستوى المعنوية المعتمد .



شكل (4) اختبار التوزيع الطبيعي للسلسلة (DSLTEMP).

$$v_1 = \frac{\beta_1^{1/2} - 0}{\sqrt{\frac{6}{n}}} = \frac{0.101814 - 0}{\sqrt{\frac{6}{144}}} = 0.499 < 1.96 \text{ (Skewness)}$$

ويترتب على ذلك قبول فرضية العدم $H_0: V_1 = 0$ التي تنص على أن توزيع السلسلة متماثل.

$$v_2 = \frac{\beta_2 - 3}{\sqrt{\frac{24}{n}}} = \frac{3.007379 - 3}{\sqrt{\frac{24}{144}}} = 0.018 < 1.96 \text{ (Kurtosis)}$$

ويترتب على ذلك قبول فرضية العدم $H_0: V_2 = 0$ التي تنص على أن التفرطح طبيعي

وللتحقق من مدى اقتراب السلسلة الزمنية من التوزيع الطبيعي تم استخدام اختبار (Jarque-Bera) فمن الشكل السابق $JB = 0.882888 < \chi^2_{(2,0.05)} = 5.99$ وبالتالي نقوم بقبول فرضية العدم $H_0: V_3 = 0$ التي تنص على أن السلسلة تتبع توزيعاً طبيعياً ومتماثلاً.

وهذا يدل على أن السلسلة الزمنية بعد مراحل المعالجة أصبحت مستقرة وصالحة للتحليل والتنبؤ وبذلك ننتقل إلى المرحلة التالية وهي مرحلة تقدير نموذج التنبؤ وتحديد مكوناته وفق منهجية بوكس- جنكينز (Box & Jenkins 1976) والتي تعتبر من أهم المراحل في بناء نماذج السلاسل الزمنية.

2-2-3: تحديد رتبة النموذج (Identify Rank of The Model)

يقصد بتحديد النموذج الملائم التعرف على رتب نماذج الانحدار الذاتي (AR) ونماذج المتوسط المتحرك (MA) وذلك بالاعتماد على الشكل البياني لدالة الارتباط الذاتي.

وعند مقارنة قيم معاملات الارتباط الذاتي (AFC) و الارتباط الذاتي الجزئي (PAFC) للسلسلة الزمنية بعد اخذ الفروق الموسمية كما هو مبين في الشكل (3.2) وبمطابقتها مع السلوك النظري الموضح في الجدول رقم (1) تبين إن دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي تظهر إن فرقا معنويا في الفترة الأولى من كل موسم مع تناقص تدريجي في قيمتها مع زيادة فترات الإبطاء وهو ما يشير إلى سلوك شبيه دالة الجيب ومن خلال هذا النمط السلوكي للدالتين يمكن الاستنتاج بأن النموذج الأكثر ملائمة هو النموذج الموسمي المضاعف من الرتبة $SARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$ والذي يعبر بشكل دقيق عن التقلبات الدورية و الموسمية التي تتسم بها سلسلة درجات الحرارة خلال الفترة الزمنية المدروسة.

2-2-4: تقدير معالم النموذج (Estimation of Parameters of The Model)

بعد معاينة النماذج الممكنة لتمثيل السلسلة الزمنية لدرجات الحرارة توصلنا إلى أن النموذج الملائم هو

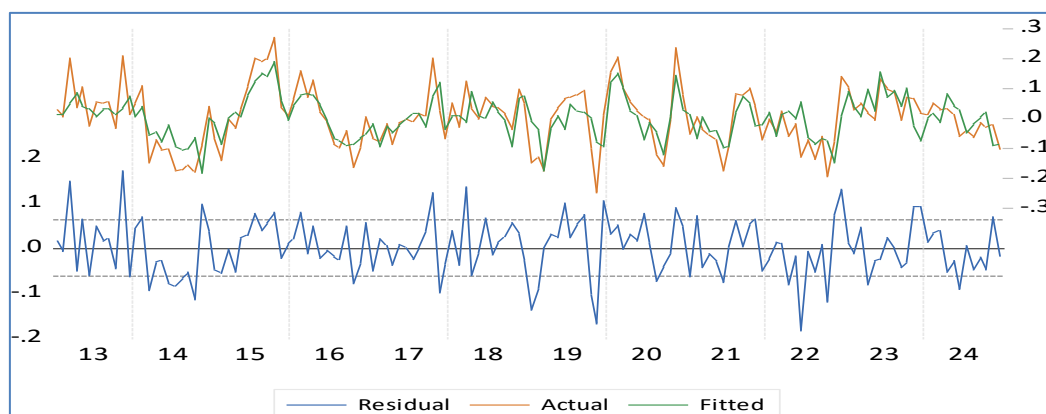
$$SARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$$

وذلك بالاعتماد على معياري Akaike (AIC) و Schwarz (BIC) وبالنظر إلى معنوية المعاملات الإحصائية واختبار تجانسها و بعد تطبيق طريقة الإمكان الأعظم Maximum Likelihood Estimation لتقدير معاملات النموذج تم الحصول على النتائج المبينة في الجدول رقم (4) والتي تعبر عن قيم التقديرات النهائية للنموذج المناسب.

جدول 4. نتائج تقدير النموذج الأمثل

Dependent Variable: DSLTEMP Method: ARMA Maximum Likelihood (BFGS) Date: 10/10/25 Time: 22:00 Sample: 2013M01 2024M12 Included observations: 144 Convergence achieved after 9 iterations Coefficient covariance computed using outer product of gradients				
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	0.003476	0.002970	1.170156	0.2439
AR(1)	0.488876	0.071096	6.876261	0.0000
MA(12)	-0.852855	0.109292	-7.803439	0.0000
SIGMASQ	0.003840	0.000489	7.847105	0.0000
R-squared	0.595995	Mean dependent var		0.004198
Adjusted R-squared	0.587337	S.D. dependent var		0.097832
S.E. of regression	0.062846	Akaike info criterion		-2.560008
Sum squared resid	0.552954	Schwarz criterion		-2.477513
Log likelihood	188.3206	Hannan-Quinn criter.		-2.526487
F-statistic	68.84338	Durbin-Watson stat		2.004639
Prob(F-statistic)	0.000000			
Inverted AR Roots	.49			
Inverted MA Roots	.99	.85+.49i	.85-.49i	.49+.85i
	.49-.85i	-.00-.99i	-.00+.99i	-.49-.85i
	-.49+.85i	-.85+.49i	-.85-.49i	-.99

ينبغي التحقق من دقة النموذج وكفاءته من خلال اختباراه قبل استخدامه في إجراء التنبؤات المستقبلية



شكل (5) منحنى مقارنة بين السلسلتين الأصلية و المقدرة

نلاحظ من الشكل أعلاه تقاربا كبيرا بين المنحنيين منحني السلسلة الأصلية (Actual) ومنحني السلسلة المقدرة (Fitted) أما منحني بواقي التقدير (Residual) فيلتف بشكل عشوائي حول محور الفواصل مما يشير إلى عدم وجود ارتباط ذاتي بين الأخطاء .

2-2-5 : فحص ملائمة النموذج (Diagnostic Checking of Model)

بعد تشخيص النموذج وتحديد درجته وتقديره كان من الضروري التأكد من مدى صحة ملائمته في تمثيل السلسلة الزمنية وقد تم ذلك من خلال ما يلي

■ اختبار معاملات الارتباط الذاتي للبواقي:-

للتحقق من استقرار سلسلة البواقي تم استخدام دالتي الارتباط الذاتي و الارتباط الذاتي الجزئي للبواقي وقد أظهرت النتائج ما يلي

Date: 10/10/25 Time: 22:05 Sample (adjusted): 2013M01 2024M12 Q-statistic probabilities adjusted for 2 ARMA terms					
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.003	-0.003	0.0018	
		2 0.039	0.039	0.2269	
		3 0.017	0.017	0.2694	0.604
		4 -0.044	-0.046	0.5616	0.755
		5 -0.116	-0.118	2.6039	0.457
		6 -0.008	-0.006	2.6127	0.625
		7 -0.167	-0.159	6.9060	0.228
		8 0.012	0.013	6.9297	0.327
		9 0.044	0.047	7.2334	0.405
		10 0.114	0.110	9.2595	0.321
		11 -0.069	-0.090	10.003	0.350
		12 -0.030	-0.080	10.142	0.428
		13 -0.043	-0.044	10.444	0.491
		14 -0.055	-0.059	10.941	0.534
		15 -0.024	0.003	11.038	0.608
		16 -0.067	-0.069	11.781	0.624
		17 -0.143	-0.131	15.159	0.440
		18 -0.014	-0.068	15.192	0.511
		19 -0.108	-0.155	17.146	0.445
		20 0.062	0.037	17.807	0.468
		21 -0.013	-0.033	17.834	0.534
		22 -0.038	-0.076	18.079	0.582
		23 0.003	-0.058	18.081	0.644
		24 0.061	-0.016	18.734	0.662

شكل (6) دالة الارتباط الذاتي و الارتباط الذاتي الجزئي للبواقي.

من خلال الشكل أعلاه يمكن ملاحظة أن كل معاملات الارتباط الذاتي للسلسلة البواقي تقع ضمن حدود الثقة $\left[-\frac{1.96}{\sqrt{n}}, \frac{1.96}{\sqrt{n}}\right]$ وفي نفس الوقت تظهر قيمة احصاءة (Liung-Box) للفجوة (24) أنها اصغر من القيمة الجدولية لتوزيع مربع كاي

$$Q = 18.734 < x_{(24,0.05)}^2 = 36.415 \text{ ونسبة الاحتمال (Prob=0.662) اكبر من (0.05) مما يدل على قبول}$$

فرض العدم الذي يقر بانعدام جميع معاملات دالة الارتباط الذاتي ويعني ذلك أن سلسلة البواقي مستقرة .

■ اختبار تباین الشرطي للبواقي :-

ولفحص تجانس التباين الشرطي للسلسلة تم استخدام كل من دالة الارتباط الذاتي و دالة الارتباط الذاتي الجزئي لمربعات البواقي و أظهرت النتائج ما يلي.

Date: 10/10/25 Time: 22:07						
Sample (adjusted): 2013M01 2024M12						
Included observations: 144 after adjustments						
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	0.043	0.043	0.2658	0.606
		2	-0.033	-0.034	0.4226	0.810
		3	-0.102	-0.100	1.9878	0.575
		4	0.054	0.062	2.4250	0.658
		5	-0.009	-0.021	2.4383	0.786
		6	0.006	0.000	2.4436	0.875
		7	-0.052	-0.042	2.8552	0.898
		8	0.071	0.070	3.6248	0.889
		9	-0.063	-0.072	4.2410	0.895
		10	0.067	0.071	4.9530	0.894
		11	0.027	0.035	5.0667	0.928
		12	0.096	0.078	6.5353	0.887
		13	-0.116	-0.105	8.6796	0.797
		14	-0.064	-0.052	9.3379	0.809
		15	0.011	0.033	9.3569	0.858
		16	-0.050	-0.102	9.7732	0.878
		17	-0.008	0.020	9.7834	0.912
		18	-0.025	-0.035	9.8856	0.936
		19	0.030	0.033	10.038	0.952
		20	0.079	0.060	11.105	0.943
		21	-0.112	-0.114	13.254	0.899
		22	-0.052	-0.041	13.719	0.911
		23	-0.038	-0.043	13.973	0.928
		24	0.070	0.071	14.838	0.925

شكل (7) دالة الارتباط الذاتي و دالة الارتباط الذاتي الجزئي لمربعات البواقي.

يلاحظ من الشكل أعلاه أن معاملات الارتباط الذاتي لمربعات البواقي تتوزع داخل حدود الثقة $\left[\frac{-1.96}{\sqrt{n}}, \frac{1.96}{\sqrt{n}} \right]$ مما يدل على استقرار السلسلة وعدم وجود ارتباطات ذاتية معنوية بين البواقي كما أن قيمة إحصاءه (Liung-Box) عند الفجوة (24)

جاءت أقل من القيمة الجدولية لتوزيع مربع كاي $(Q = 14.838 < x_{(24,0.05)}^2 = 36.415)$ ونسبة الاحتمال

(Prob=0.925) أكبر من (0.05) وهو ما يشير إلى قبول فرضية عدم القائلة بعدم معنوية معاملات الارتباط الذاتي للبواقي وبالتالي يمكن اعتبارها عشوائية ومستقلة. ولاختبار وجود علاقة بين المتغيرات المستقلة وبواقي النموذج تم استخدام (ARCH) وقد جاءت النتائج كما هو مبين في الجدول التالي .

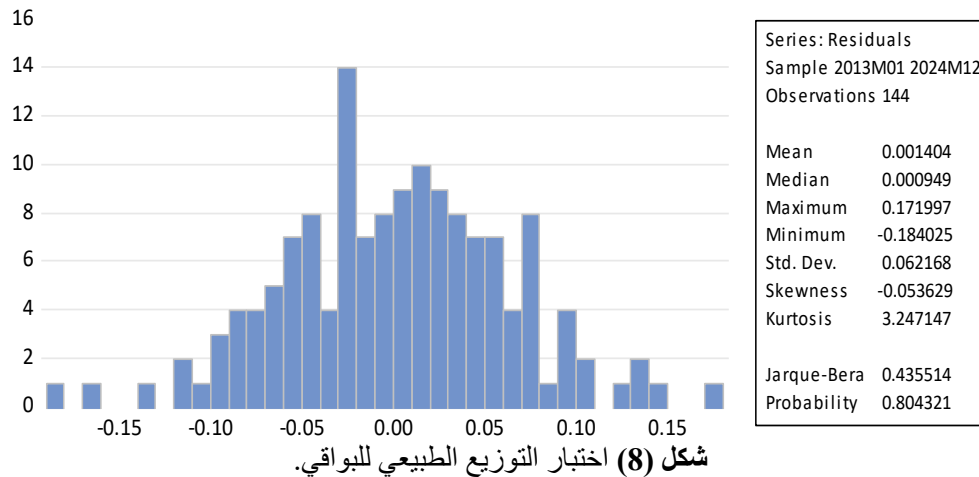
جدول (5) نتائج اختبار (ARCH).

Heteroskedasticity Test: ARCH			
F-statistic	0.256528	Prob. F(1,141)	0.6133
Obs*R-squared	0.259694	Prob. Chi-Square(1)	0.6103

يبين الجدول أعلاه أن قيمتي الاحتمال (0.6103 , 0.6133) تتجاوز مستوي المعنوية (0.05) وبالتالي نقبل فرض عدم الذي يفيد بتجانس التباين في النموذج وهذا ما يؤكد ملائمته وقدرته على التنبؤ.

■ اختبار التوزيع الطبيعي للبواقي:-

للتأكد من إذا كانت سلسلة البواقي تتميز بخصائص التوزيع الطبيعي تم الاعتماد على اختبار (Jarque-Bera) والذي يقيس مدى اقتراب توزيع البيانات من التوزيع الطبيعي عبر معاملي الالتواء ولتقرطح وكانت النتائج على النحو التالي



$$v_1 = \frac{\beta_1^{1/2} - 0}{\sqrt{\frac{6}{n}}} = \frac{-0.053629 - 0}{\sqrt{\frac{6}{144}}} = -0.2627 < 1.96 \text{ (Skewness)}$$

ويترتب على ذلك قبول فرضية العدم $H_0: V_1 = 0$ التي تنص على أن توزيع السلسلة متماثل.

$$v_2 = \frac{\beta_2 - 3}{\sqrt{\frac{24}{n}}} = \frac{3.247147 - 3}{\sqrt{\frac{24}{144}}} = 0.6054 < 1.96 \text{ (Kurtosis)}$$

ويترتب على ذلك قبول فرضية العدم $H_0: V_2 = 0$ التي تنص على أن التفرطح طبيعي وللتحقق من مدى اقتراب السلسلة الزمنية من التوزيع الطبيعي تم استخدام اختبار (Jarque - Bera) فمن الشكل السابق $JB = 0.804321 < \chi^2_{(2,0.05)} = 5.99$ وبالتالي نقوم بقبول فرضية العدم $H_0: V_3 = 0$ التي تنص على أن سلسلة البواقي توزيعاً طبيعياً.

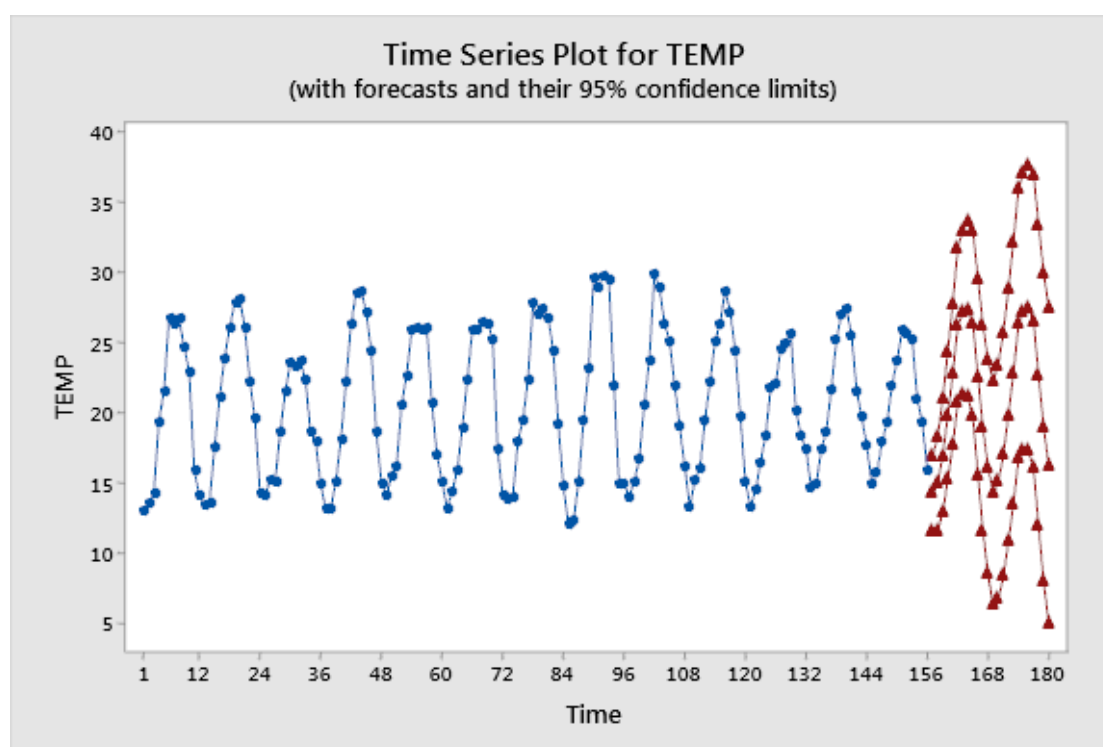
6-2-2: التنبؤ (Forecasting)

تعد عملية التنبؤ خطوة أساسية في نهاية مراحل تحليل السلاسل الزمنية إذا تأتي بعد مرحلة تحديد النموذج الأكثر ملائمة لسلسلة الزمنية محل الدراسة وفي ضوء النتائج المتحصل عليها تم اختيار النموذج المضاعف $SARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$ كنموذج مناسب لتوقع تغيرات درجات الحرارة الشهرية في مدينة مصراتة وقد تم تطبيق النموذج للتنبؤ بمعدلات درجات الحرارة لفترة مستقبلية تمتد للسنتين (2025-2026). وقد أوضحت نتائج التنبؤ في الجدول (6) المرفق والذي يشمل قيم درجات الحرارة المتوقعة مع مجالات الثقة الإحصائية لكل تقدير حيث تشير النتائج إلى أن القيم المتنبأ بها تعد قريبة جداً من القيم الفعلية للسلسلة الزمنية الأصلية كما يتضح ذلك في الشكل (9) الذي يبين التقارب الواضح بين السلسلة الفعلية و السلسلة المتنبأ بها ، وبذلك يمكن القول بأن النموذج المقترح يمثل الظاهرة المدروسة تمثيلاً جيداً.

جدول (6) نتائج التنبؤ بالمعدلات الشهرية لدرجات الحرارة مدينة مصراتة لعامي (2025-2026)

السنوات	قيم التنبؤ بمعدل درجة الحرارة الشهري		فترة الثقة للتنبؤ بدرجة 95% الحد الأدنى الحد الأعلى
2025.01	14.2171	11.5598	16.8743
2025.02	14.9236	11.5624	18.2848
2025.03	16.9120	12.8985	20.9255
2025.04	19.7249	15.1657	24.2840
2025.05	22.7332	17.6841	27.7823
2025.06	26.2252	20.7302	31.7201

2025.07	27.1137	21.2063	33.0211
2025.08	27.3622	21.0694	33.6549
2025.09	26.3626	19.7067	33.0185
2025.10	22.5599	15.5597	29.5602
2025.11	18.8634	11.5350	26.1918
2025.12	16.1070	8.4645	23.7495
2026.01	14.2786	6.2601	22.2972
2026.02	15.0175	6.6565	23.3786
2026.03	16.9983	8.3046	25.6919
2026.04	19.8125	10.7993	28.8257
2026.05	22.8201	13.4981	32.1421
2026.06	26.3118	16.6910	35.9327
2026.07	27.2000	17.2894	37.1107
2026.08	27.4482	17.2559	37.6405
2026.09	26.4483	15.9820	36.9146
2026.10	22.6453	11.9120	33.3787
2026.11	18.9485	7.9546	29.9424
2026.12	16.1918	4.9434	27.4402



شكل (9) منحنى التنبؤ بمعدلات درجات الحرارة الشهرية

الاستنتاجات والتوصيات :-

1-3 الاستنتاجات

- 1- تكمن أهمية التنبؤ بمعدلات درجات الحرارة الشهرية في إمكانية توجيه الخطط والبرامج و السياسات المناخية والبيئية حيث يساهم التنبؤ الدقيق في تحسين أداء صنع القرار ورسم سياسة منظمة في التخطيط وإدارة الموارد

- 2- عند غياب العلاقات السببية بين المتغيرات المؤثرة في درجات الحرارة أو عدم توفر بيانات كافية عنها يعتبر أسلوب السلاسل الزمنية من الأساليب الأدق والأكثر كفاءة في عملية التنبؤ.
- 3- تم اختيار النموذج الأمثل بين النماذج المقترحة بالاعتماد على معايير المفاضلة الإحصائية مثل مؤشر (AIC) ومؤشر (BIC) وباعتبار أقل قيمة للتباين ومجموع مربعات الأخطاء.
- 4- تم خضوع النموذج لسلسلة من الاختبارات الإحصائية للتأكد من ملائحته وذلك من خلال فحص معنوية المعالم وتحليل دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للبقايا بالإضافة إلى اختبار توزعها الطبيعي
- 5- بعد المفاضلة بين النماذج تبين أن النموذج الأكثر كفاءة وقدره على تمثيل سلوك السلسلة الزمنية هو النموذج الموسمي المضاعف $SARIMA(1,1,0)(0,1,1)_{12}$
- 6- تبعا لهذا النموذج تم التنبؤ بمعدلات درجات الحرارة الشهرية لمدة (24) شهر تعطى للفترتين (2025-2026) حيث أظهرت النتائج تناسقا بين القيم الفعلية و القيم المتنبأ بها
- 7- تؤكد النتائج أن النموذج الذي تم التوصل إليه يعتبر نموذجا صالحا ومعتمدا للتنبؤ بمعدلات درجات الحرارة المستقبلية ويساهم في توفير صورة واضحة عن الاتجاهات المناخية المتوقعة للمنطقة .

التوصيات :-

- 1- اعتماد نتائج هذا البحث والصيغة المقترحة للتنبؤ بمعدلات درجات الحرارة الشهرية من قبل الجهات المختصة لما له من دور في تحسين التخطيط المناخي و اتخاذ القرارات العملية الدقيقة
- 2- توسيع نطاق الدراسة لتشمل مدنا ومناطق داخل البلاد من اجل مقارنه مكانية وزمنية تساعد في فهم التباينات المناخية
- 3- الاستفادة من النموذج المقترح في تحليل وتوقع المتغيرات المناخية الأخرى مثل معدلات الرطوبة أو كميات الأمطار مما يساهم في إثراء قاعدة البيانات المناخية الوطنية
- 4- تشجيع المؤسسات الأكاديمية ومراكز الأرصاد الجوية على تبني منهجية النمذجة الإحصائية للسلاسل الزمنية كأداة دقيقة للتنبؤ و إدارة المخاطر المناخية
- 5- تحديث البيانات المناخية بشكل دوري لضمان دقة النماذج التنبؤية و مواكبة التغيرات البيئية والمناخية المستمرة
- 6- دمج نتائج التنبؤ المناخي في سياسات التنمية وقطاعي الزراعة والطاقة لما له من اثر مباشر في رفع كفاءة استخدام الموارد الطبيعية والتكيف مع التغير المناخي.

المراجع العربية

- 1- الجمال . زكريا يحيى ، العمري ، هلاء أنس ، فرح عبد الغني،(2011) " استخدام بعض معايير المعلومات في تحديد أفضل نموذج موسمي مضاعف" ،المجلة العراقية للعلوم الإحصائية ، العدد(19).
- 2- بثينة عبد الجادر ، خولة حسين (2015). " التنبؤ بالمعدلات الشهرية لدرجات الحرارة العظمى والصغرى في مدينة بغداد باستخدام الشبكة العصبية المتعددة الطبقات " مجلة كلية الرافدين الجامعة للعلوم، العدد(36)
- 3- بن محسن زوليخة (2014)، " دراسة تنبؤية قصيرة المدى باستخدام منهجية بوكس جنكينز " ، رسالة ماجستير ، جامعة قاصد مرياح ، ورقلة ، الجزائر.
- 4- صليوا ، رهاد عماد ، ظافر رمضان مطر ، (2019) . "مقارنة أداء التنبؤ بين بعض الشبكات العصبية الاصطناعية ومنهجية بوكس-جنكينز مع التطبيق " المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، العدد (28).
- 5- ظافر رمضان مطر ، البد راني، ورهاد عماد ، صليوا، (2014). " تقييم تنبؤ السلسلة الزمنية لمعدلات درجات الحرارة باستخدام الشبكات العصبية " المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، العدد (26).
- 6- عثمان نقار، منذر العواد، (2011). "منهجية (Box-Jenkins) في تحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ، مجلة جامعة دمشق للعلوم الاقتصادية والقانونية، المجلد 27 العدد(3) .
- 7- عرباوي عبد الستار (2016) . " التنبؤ بدرجات الحرارة لولاية ورقلة باستخدام طريقة بوكس جنكينز " ، رسالة ماجستير، كلية الرياضيات وعلوم المادة، قسم الرياضيات، جامعة قاصدي مرياح، ورقلة ، الجزائر.
- 8- عاشور ، مروان عبد الحميد (2020) . " استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية المحسنة ونماذج بوكس-جنكينز في تحليل السلاسل الزمنية " ، أطروحة دكتوراه ، المملكة العربية السعودية

- 9- كرار محمد ، (2021). " تشخيص وتقدير نماذج السلاسل الزمنية الموسمية دراسة تطبيقية على بيانات درجات الحرارة " ، قضاء الحلة ، رسالة ماجستير ، كلية الإدارة والاقتصاد ، قسم الإحصاء ، جامعة كربلاء ، العراق.
- 10- لود جمال عوض الله ، (2016). "استخدام نماذج SARIMA و Winters-Holt في التنبؤ الموسمية الزمنية بالسلاسل الإحصاء ، جامعة الأزهر غزة -عمادة الدراسات العليا كلية الاقتصاد والعلوم الإدارية قسم الإحصاء التطبيقي.
- 11-نشوة محمد مغربي ، (2023). " التنبؤ المستقبلي لتغير درجات الحرارة في الدلتا المصرية و هوامشها باستخدام النموذج الإحصائي (ARIMA)"، مجلة البحث العلمي في الآداب ، العدد (8).

References

- 1- Akaike, H. (1974) , "A new look at the statistical model Identification" , IEEE Transactions on Automatic Control , Vol.19, No.6 , PP. 716-723.
- 2- Amjad, M., Khan, A., Fatima, K., Ajaz, O., Ali, S., & Main, K. (2022). Analysis of temperature variability, trends and prediction in the Karachi region of Pakistan using ARIMA models. Atmosphere.
- 3- Anderson, O.D. (1976), "Time series analysis and forecasting" , Butter Worths, London and Boston .
- 4- Kar, S. K., Sharma, A., Kar, S., & Dey, A. (2024). Impact on Agricultural Crop Production Under Climate Change Scenario. Springer EBooks.
- 5- Lai, Y., & Dzombak, D. A. (2020). Use of the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model to forecast Near-Term regional temperature and precipitation. Weather and Forecasting.
- 6- Shivanna, K. R. (2022). Climate change and its impact on biodiversity and human welfare.
- 7- Thottadi, B. P., & Singh, S. P. (2024). Climate-smart agriculture (CSA) adaptation, adaptation determinants and extension services synergies: a systematic review. Mitigation and Adaptation Strategies for Global Change.

Compliance with ethical standards

Disclosure of conflict of interest

The authors declare that they have no conflict of interest.

Disclaimer/Publisher's Note: The statements, opinions, and data contained in all publications are solely those of the individual author(s) and contributor(s) and not of JLABW and/or the editor(s). JLABW and/or the editor(s) disclaim responsibility for any injury to people or property resulting from any ideas, methods, instructions, or products referred to in the content.