

Predicting demand of water in Baghdad city: A comparison between ARIMA and Curve Estimation Methods

Hasan S. Abas^{1*}, Ahmed Sh. Mahmoud, Braq S. Kamel³

^{1,2,3} Department of economics of investment and resources management, college of business economics, Al- Nahrain university, Baghdad, Iraq
cdk12d1x58@gmail.com , ahmed-shaker@nahrainuniv.edu.iq , dr.barraq@nahrainuniv.edu.iq

Article information:

Received: 12-01- 2025
Revised: 15-01- 2025
Accepted: 16-01- 2025
Published: 25-04- 2026

***Corresponding author:**

Hasan S. Abas
cdk12d1x58@gmail.com



This work is licensed under a [Creative Commons Attribution 4.0 International License](#).

Abstract:

This paper aim aims to predict the quantities of water needed in the city of Baghdad for the next 10 months. This paper focuses on potable water, based on the time series data of the water consumption phenomenon in the city, which was obtained from the Ministry of Water Resources, specifically the Baghdad Water Department. Statistical forecasting techniques were used on the monthly water consumption data for the city of January 2014 until May (2024, a total of 125 months, and that is Baghdad in the period from to reach an estimate of the quantities needed by the city of Baghdad in the future. Curve Estimation and Linear Regression forecasting techniques were used, such as linear regression analysis and the Box - Jenkins (ARIMA) methodology, to obtain the best water consumption model in the city of Baghdad and the most accurate. In This paper we concluded that it is the best model suitable for predicting monthly water consumption in Baghdad city is (3,1,1) ARIMA among the models proposed in the Box-Jenkins methodology in terms of accuracy measures and (Mean Absolute Percentage Error) which reached (2.44-MAPE). While the (Mean Absolute Percentage Error) for the Simple Linear (MAPE=8) Quadratic Regression model and the Quadratic Regression model were also found, the research concluded that monthly consumption will increase in the city of Baghdad, when compared to Between the actual values and the predictive values of the methods used in the paper to predict the future. Finally, it is recommended to take the necessary measures to limit water consumption in the city, through pricing, awareness, education, intermittent supplies and other measures that preserve water resources and achieve sustainability.

Keywords: Forecasting, water consumption, linear regression, curve estimation method, box-Jenkins (ARIMA) methodology.

Conclusions:

1. Time series of monthly water consumption in Baghdad city It has a seasonal behavior (general trend increasing instability around Mean and variance).
2. The time series has seasonal fluctuations for every 12 months of the time period.
3. In the Box-Jenkins methodology, multiple models were tested and we found that the best model among the tested models in terms of accuracy measures and corrected coefficient of determination It is a ARIMA (3,1,1) model.
4. The most accurate model for predicting water consumption in the city of Baghdad in terms of absolute error rate is ARIMA (3,1,1), where the average absolute error rate of the model was



(MAPE=2.44), while the average absolute error rate of the simple linear regression method was (MAPE=8), also the average error rate was the absolute value of the quadratic model is (MAPE=8).

5. When comparing the actual values and the predicted values of monthly water consumption in Baghdad city, we notice an increase in the level of future water consumption in the city using the four predictive methods, which are the forecasting method, the Quadratic Regression model, the Box-Jenkins simple linear regression model, and the Simple Linear Regression (ARIMA) methodology.

التنبؤ بالطلب على المياه في مدينة بغداد: مقارنة بين طريقة ARIMA وطريقة تقدير المنحنى

حسن سعد عباس^{1*}، أحمد شاكر محمود²، براق صبحي كامل³

^{1,2,3} قسم إقتصاديات إدارة الإستثمار والأعمال، كلية إقتصاديات الأعمال، جامعة النهرين، بغداد، العراق

cdk12d1x58@gmail.com , ahmed-shaker@nahrainuniv.edu.iq , dr.barraq@nahrainuniv.edu.iq

المستخلص:

يهدف البحث الى التنبؤ بكميات المياه اللازمة في مدينة بغداد ل 10 أشهر قادمة ويركز البحث على المياه الصالحة للشرب، وذلك بالاعتماد على بيانات السلسلة الزمنية لظاهرة استهلاك المياه في المدينة والتي تم الحصول عليها من وزارة الموارد المائية تحديدا دائرة ماء بغداد، وقد تم استخدام تقنيات التنبؤ الإحصائية على بيانات الاستهلاك الشهري من المياه لمدينة بغداد في الفترة من (كانون الثاني 2014 حتى أيار 2024) بمجموع 125 شهراً، وذلك للوصول إلى تقدير الكميات التي تحتاجها مدينة بغداد في المستقبل. وتم استخدام تقنيات التنبؤ مثل تحليل الانحدار الخطي Linear Regression، وطريقة Curve Estimation ومنهجية Box-Jenkins (ARIMA)، وذلك للحصول على أفضل إنموذج لإستهلاك المياه في مدينة بغداد وأكثرهم دقة.

وتوصل البحث الى استنتاج بأنه أفضل أنموذج صالح للتنبؤ بإستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد هو ARIMA (3,1,1) من بين النماذج المقترحة في منهجية Box-Jenkins وذلك من حيث مقاييس الدقة ومتوسط نسبة الخطأ المطلق الذي بلغ ((MAPE=2.44)، بينما بلغ متوسط نسبة الخطأ المطلق لإنموذج الانحدار الخطي البسيط Simple Linear Regression وأنموذج الانحدار التربيعي Quadratic Regression (MAPE=8).

ايضا توصل البحث الى أن الإستهلاك الشهري سيرتفع في مدينة بغداد، وذلك عند المقارنة بين القيم الحقيقية والقيم التنبؤية للطرق المستخدمة في البحث للتنبؤ بالمستقبل.

اخيرا يوصى باتخاذ الاجراءات اللازمة التي تحد من إستهلاك المياه في المدينة، من خلال التسعير والتوعية والتنقيف والامدادات المتقطعة وغيرها من الإجراءات التي تحافظ على الموارد المائية وتحقيق الاستدامة.

الكلمات المفتاحية: التنبؤ، إستهلاك المياه، الإنحدار الخطي Linear Regression، طريقة Curve Estimation، منهجية Box-Jenkins (ARIMA).

معلومات البحث:

- تاريخ استلام البحث: 2025-01-12
- تاريخ ارسال التعديلات: 2025-01-15
- تاريخ قبول النشر: 2025-01-16
- تاريخ النشر: 2026-04-25

*المؤلف المراسل:

حسن سعد عباس

cdk12d1x58@gmail.com

 هذا العمل مرخص بموجب
المشاع الإبداعي نسب المصنف 4.0 دولي
(CC BY 4.0)

المقدمة:

تعد المياه العذبة موردا حيويا يتميز بالندرة ومهدد بالإنخفاض، وضروري للحفاظ على الحياة وإستدامتها، وكذلك تعد المياه من أكثر الموارد الطبيعية التي تتعرض للإستنزاف، وبما أن العراق هو واحد من دول الشرق الأوسط الذي يعاني من ندرة المياه والذي يوصف على أنه من المناطق شبه القاحلة، بالتالي فإن العراق معرض لأزمة مائية مستقبلية كبيرة، تعود أسباب هذه الأزمة الى تغير المناخ وزيادة عدد السكان وتناقص حصة العراق من الواردات المائية بسبب سياسات دول الجوار وغيرها.

وبما أن مدينة بغداد هي أكبر مدينة في العراق من حيث عدد السكان، حيث بلغ عدد سكان مدينة بغداد التقديري حوالي (8640484) في عام 2023 م، كذلك نجد أن الطلب على المياه في المدينة مرتفع للغاية وذلك من خلال النظر الى بيانات وزارة الموارد المائية العراقية، لذلك تزداد الحاجة الى التنبؤ بالطلب على المياه في المدينة، حيث يلعب التنبؤ بالطلب المستقبلي على المياه في مدينة بغداد دورا مهما في معرفة الحاجة المستقبلية للمياه في المدينة، وهذا يتم من خلال استخدام نماذج التنبؤ المختلفة مثل الانحدار الخطي، وطريقة Curve Estimation ومنهجية Box-Jenkins (ARIMA) التي تساعد أصحاب القرار في معرفة الحاجة المستقبلية للمياه في المدينة و اتخاذ القرارات والاجراءات المختلفة التي تساهم في الحد من إستهلاك المياه في مدينة بغداد وتحقيق الاستدامة للموارد المائية.

المبحث الأول: منهجية البحث

1.1 مشكلة البحث:

في ظل ارتفاع الطلب على المياه في مدينة بغداد مع زيادة عدد سكان المدينة وغيرها من العوامل المؤثرة، مقابل تناقص في حصة العراق من الموارد المائية التي تتحكم بها دول الجوار، لذلك تحتاج مدينة بغداد الى معرفة الحاجة المستقبلية للمياه، حيث يمكن صياغة سؤال البحث كالاتي: كم سيكون إستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد ل 10 أشهر قادمة؟

2.1 أهمية البحث:

تُساعد نتائج هذه الدراسة وزارة الموارد المائية العراقية على معرفة الحاجة المستقبلية للمياه في العراق تحديداً مدينة بغداد، حيث يساعد هذا البحث صناع القرار على وضع القرارات المختلفة، وذلك لتلبية الطلب المتزايد على المياه (الإستهلاك). أيضا سيتعرف سكان مدينة بغداد من نتائج هذه الدراسة على كمية المياه التي يستهلكونها وزيادة وعيهم بمشكلة نقص المياه لتغيير سلوكهم اتجاه هدر المياه وبالتالي ستعمل هذه الدراسة على تعزيز الاستدامة في الموارد المائية العراقية.

3.1 أهداف البحث:

هناك عدة أهداف تسعى الدراسة الى تحقيقها منها:

1. معرفة الحاجة المستقبلية للمياه في مدينة بغداد الشهري ل 10 أشهر قادمة.
2. إستخدام نماذج متعددة للتنبؤ وهي: إنموذج الإنحدار الخطي Linear Regression، وطريقة تقدير المنحنى Curve Estimation، ومنهجية (ARIMA) Box-Jenkins.
3. المقارنة بين نتائج نماذج التنبؤ ومعرفة الإنموذج الأكثر دقة في معرفة الحاجة المستقبلية للمياه في المدينة.

3.1 الفرضيات:

تنتقل الدراسة من الفرضية الاتية: (وجود ارتفاع في مستوى إستهلاك المياه في مدينة بغداد ل 10 اشهر قادمة من خلال تقنيات التنبؤ المستخدمة).

4.1 حدود البحث:

يمكن تحديد حدود الدراسة في الاتي:

1. الحدود المكانية: مدينة بغداد.
2. الحدود الزمانية: دراسة تحليلية من كانون الثاني 2014م إلى أيار 2024م. ودراسة تنبؤية من حزيران 2024م حتى أذار 2025م.

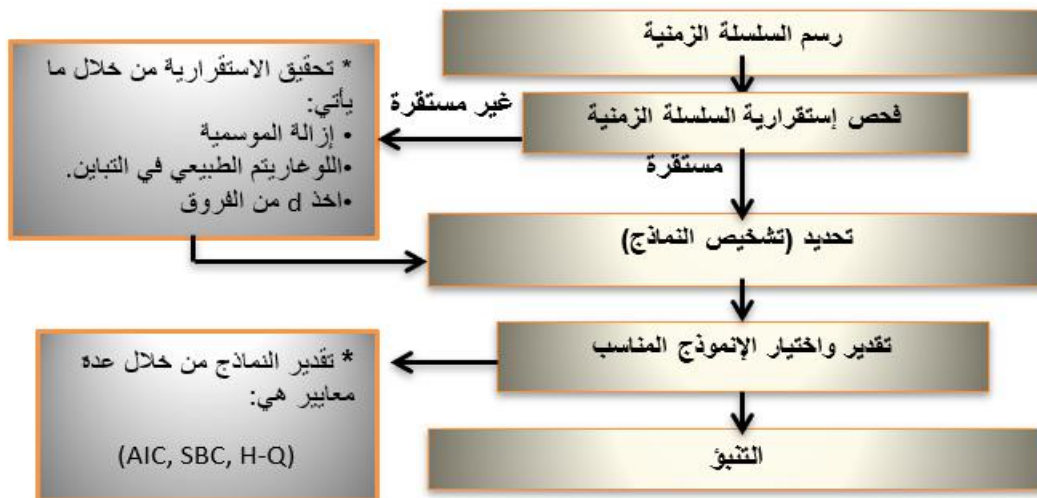
5.1 هيكلية البحث:

قسم البحث الى:

- المبحث الأول: منهجية البحث.
- المبحث الثاني: الجانب النظري.
- المبحث الثالث: الجانب التطبيقي.
- المبحث الرابع: الإستنتاجات والتوصيات.

5.1 أسلوب البحث

اعتمد المنهج الوصفي للجانب النظري من البحث، والمنهج التحليلي والكمي للجانب العملي في تحليل البيانات واستخدام النماذج الإحصائية المختلفة، كذلك تم استخدام البرامج الإحصائية منها (Excel Ver.16)، (SPSS Ver.26)، (E-VIEWS Ver.13) لبيان إستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد ل 10 أشهر قادمة. والشكل (1) يمثل منهجية (ARIMA) Box-Jenkins وهو أحد النماذج المستخدمة لإجراء البحث.



الشكل (1) منهجية (ARIMA) Box-Jenkins

يعرف التنبؤ ايضاً بأنه: التنبؤ بالمستقبل بأكبر قدر ممكن من الدقة، من خلال الاعتماد على البيانات التاريخية لظاهرة معينة. (Hyndman, 2018: 9)

3.2 خطوات عملية التنبؤ Forecasting Process

يمر التنبؤ في عدد من الخطوات الواجب اتباعها وهي:
(Shmueli & Polak, 2024: 20)
(Montgomery, 2015: 13)
الخطوة الاولى: تعريف المشكلة (الهدف من التنبؤ).
الخطوة الثانية: جمع البيانات للظاهرة المراد التنبؤ بها.
الخطوة الثالثة: تحليل البيانات لاستعمالها.
الخطوة الرابعة: اختيار الانموذج المناسب للبيانات.
الخطوة الرابعة: استخدام الانموذج في التنبؤ.

4.2 إنموذج الانحدار الخطي Linear Regression

يسمى ايضاً بأنموذج الانحدار الخطي البسيط، وهو طريقة تحليلية مخصصة للتنبؤ ويكون النموذج ملائم لخط الاتجاه العام، إذا كانت الظاهرة تزيد او تنقص بمقدار ثابت بتغير الزمن فترة زمنية واحدة. (Alfiandy & Davi, 2020: 2)
(Tamim & Taher, 2023: 70) (James et al., 2022: 175)
ويأخذ النموذج الصيغة الآتية:

$$Y_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + e_t \quad (1)$$

حيث أن:

Y_t : يمثل قيمة الظاهرة (المتغير التابع).

t : يمثل الزمن (المتغير المستقل).

β_0, β_1 : معاملات الانموذج. β_0 هي نقطة تقاطع خط الاتجاه مع المحور الراسي، β_1 هو ميل خط الاتجاه العام، اي مقدار التغير في y قيمة عندما يتغير x بمقدار وحدة واحدة.

e_t : يمثل الخطأ العشوائي، ويتوزع طبيعياً بمتوسط صفر وتباين σ_e^2 وتغاير ذاتي صفر.

5.2 نماذج تقدير المنحنى Curve Estimation

تحتوي هذه الطريقة على مجموعة من النماذج غير الخطية وكما في الجدول (1).

المبحث الثاني: الجانب النظري

1.2 السلاسل الزمنية Time Series

تعرف السلاسل الزمنية بانها: سلسلة من البيانات مرتبة لترتيب زمني معين، عادة ما يتم أخذ هذه البيانات في فترات زمنية متساوية. (Haydier et al., 2023:250)
تعرف ايضاً بانها: مجموعة من البيانات التي يتم قياسها في اوقات منتظمة لظاهرة معينة. ويساعد تحليل السلاسل الزمنية في فهم السلوك المستقبلي للظاهرة من خلال الاعتماد على سلوكها في الماضي ((Mdloul et al., 2022: 80)
وهناك اربعة مكونات رئيسية تتأثر بها السلسلة الزمنية بشكل عام التي يمكن فصلها عن البيانات في السلسلة، وهذه المكونات هي: (Adhikari & Agrawal, 2013: 12-13)
(Joy, 2022: 217) (Alamin, 2019: 92)
• **الاتجاه Trend**: التغير في قيمة الظاهرة على المدى البعيد.
• **التغيرات الموسمية Seasonal Variation**: تحصل خلال عام واحد أو أقل، مثل التغيرات الفصلية والشهرية واليومية.
• **التغيرات الدورية Cyclical Variation**: تحصل بصورة دورية مثل التغيرات الاقتصادية.
• **التغيرات العرضية Casual Changes**: غير متوقعة وتحصل بصورة عشوائية.

2.2 مفهوم التنبؤ Forecasting Concept

يعد التنبؤ هدفاً رئيسياً لتحليل بيانات السلاسل الزمنية للظواهر المختلفة، وهناك العديد من الأساليب والنماذج الإحصائية التي تستخدم في تحليل البيانات خلال فترة زمنية معينة، وتحليل أسباب هذه التغيرات ومعرفة طبيعتها ومن ثم التنبؤ بمستقبل تلك الظاهرة. وتختلف هذه النماذج الإحصائية من حيث القدرة التنبؤية، حيث تعتمد دقة نتائج هذه النماذج على عدد من العوامل مثل، جودة البيانات التي تعتمد عليها الدراسة والتغيرات التي تؤثر على هذه البيانات. (Hamid & Abushaba, 2020: 42)
ويعرف التنبؤ على أنه: فن وعلم لتوقع الاحداث في المستقبل. (Al-zuhairi: 2023:53)

الجدول (1) يوضح بعض نماذج Curve Estimation

المعادلة	الإنموذج
$Y = \beta_0 + (\beta_1 * x) + (\beta_2 * x^2)$	التربيعي Quadratic
$Y = \beta_0 + (\beta_1 * \ln(x))$	اللوغاريتمي Logarithmic
$Y = \beta_0 + (\beta_1 * x) + \beta_2 * x^2 + (\beta_3 * x^3)$	التكعيبي Cubic
$Y = e^{**}(\beta_0 + (\beta_1/x))$	منحنى S
$Y = \beta_0 + (\beta_1/x)$	العكسي Inverse
$Y = \ln(\beta_0) + (\ln(\beta_1) * x)$	اللوجستي Logistic

المصدر: (Yonar et al., 2020: 161) (CATTLE, 2024: 158)

نموذج تكراري ثلاثي المراحل وهي تحديد السلاسل الزمنية، والتقدير والتحقق. ويستخدم الإنموذج ثلاث مرشحات هي مرشح التكامل (Integration Filter)، مرشح (AR) ومرشح (MA). (Talkhi et al., 2021: 2)

6.2 نماذج ARIMA

تستخدم نماذج ARIMA للتنبؤ بالقيم المستقبلية وذلك بالاعتماد على السلسلة الزمنية للظاهرة المدروسة. (Khan & Alghulaiakh, 2020: 525)
وتم تطوير نماذج ARIMA بواسطة بوكس وجينكينز، ويوصف على أنه

انموذج ARIMA

$$Y_t = \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + e_t + \theta_0 - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} - Y_{t-d} \quad (5)$$

حيث أن:

d: هي درجة الاختلاف تكون مرتبطة بالمكون المتكامل.

7.1 منهجية (ARIMA) Box-Jenkins

قدمه بوكس-وجينكينز في عام 1970، هو واحد من الأساليب الإحصائية الأكثر تميزاً لطرق تحليل السلاسل الزمنية المحددة للظاهرة والتنبؤ بالتغيرات المحتملة فيها، قد تحدث في المستقبل بناءً على الملاحظات السابقة لهذه الظاهرة. (Al-sharoot & Abdoon, 2017: 2)

والغرض من استخدام منهجية Box - Jenkins هو التمكن من الحصول على عدد صحيح من القيم السابقة للمتغير التابع ومصطلح الخطأ الخاص به والتي تكون ذات صلة في تحديد قيمته الحالية أو المستقبلية. (Afeef et al., 2019:284) ويتضمن النموذج ثلاث مراحل وهي كما يأتي:

(Kumar & Sharma, (Kumar, 2016:18)

(Hussein et al., 2023:41-42) 2019:3258)

(Hamjah, 2014:3) (Boudrioua, 2019:4-8)

2.7.1 مرحلة تحديد الهوية: تعتبر مرحلة تحديد النموذج من اصعب المراحل من منهجية (Box-Jenkins) في بناء نماذج السلاسل الزمنية، في هذه المرحلة يتم تحديد رتبة الانحدار الذاتي (AR) ورتبة المتوسطات المتحركة (MA) و الفروق اللازمة لاستقرار السلسلة الزمنية (d) وعليه تكون النتيجة في هذه المرحلة هي الحصول على نماذج متعددة وذلك لتمثيل السلسلة الزمنية.

ان دالة ACF تحدد رتبة المتوسطات المتحركة MA(q) إذا كانت هذه الدالة غير معنوية بعد مرور عدد من التأخيرات فإن عدد التأخيرات المعنوية تكون q، كما ان دالة PACF تحدد رتبة الانحدار الذاتي AR(p) إذا كانت هذه الدالة غير معنوية بعد عدد من التأخيرات فإن عدد التأخيرات المعنوية تكون p. والجدول (2) يوضح خصائص الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي لكل من AR و MA و ARMA.

الجدول (2) خصائص ACF و PACF للانحدار الذاتي AR والمتوسط المتحرك MA ونماذج ARMA المختلطة.

الانموذج	ACF	PACF
AR (p)	لا نهائي، ينخفض تدريجياً إلى 0، او يأخذ موجات الجيب المتضائلة	يقطع بعد التأخر p
MA (q)	يقطع بعد التأخر q	لانهاضي، ينخفض تدريجياً إلى 0، او يأخذ موجات الجيب المتضائلة
ARMA (p,q)	لا نهائي، ينخفض تدريجياً إلى 0	لا نهائي، ينخفض تدريجياً إلى 0

المصدر: (Omran, 2014: 10) (Green, 2011: 9) (Castaño Camps, 2022: 28)

الملائم الذي يمثل بيانات السلسلة الزمنية، بعد ذلك يتم المفاضلة بين النماذج من خلال المعايير التالية: (Ahmed, 2020: 351) (Adejumo et al., 2023:3-4)

ان قيم نماذج ARIMA (p,d,q) تعرف كما يلي: (JINKINS, 2021 :4) (Yahaya et al., 2021:255) P: يمثل درجة الانحدار الذاتي (AR).

d: يمثل درجة الاختلاف.

q: يمثل درجة المتوسط المتحرك (MA).

والصيف العامة لنماذج هي كما يأتي

(Henry et al., 2019: 350) (Yahaya et al., 2020: 51) (Kumar, 2016:18) (Hassan, 2023:257)

انموذج الانحدار الذاتي AR

الصيغة الرياضية للنموذج هي:

$$Y_t = \varphi_0 + \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + e_t \quad (2)$$

حيث أن:

Y_t : هي قيمة المتغير المتوقع (التابع) في الفترة الزمنية t.

$\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$: هي معاملات نموذج الانحدار الذاتي (AR).

$Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$: قيم الظاهرة في الزمن t.

p: مقدار الفارق الزمني.

e_t : الخطأ العشوائي ويسمى ايضا التشويش الابيض (White Noise)، ويتوزع طبيعياً بمتوسط حسابي صفر وتباين $\sigma_{e_t}^2$.

انموذج المتوسطات المتحركة MA

الصيغة الرياضية للنموذج هي:

$$Y_t = \theta_0 + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (3)$$

حيث أن:

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$: معاملات انموذج المتوسطات المتحركة (MA).

$e_t, e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_{t-q}$: اخطاء الانموذج في الاوقات

$t, t-1, t-2, \dots, t-q$

q: يمثل مقدار الفارق الزمني.

الانموذج المختلط ARMA

الصيغة الرياضية للنموذج هي:

$$Y_t = \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + e_t - \theta_0 - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad (4)$$

2.7.1 مرحلة تقدير واختبار الانموذج: في نهاية المرحلة الاولى سوف يتم ترشيح اكثر من نموذج ARIMA وفي هذه المرحلة يتم تقدير النماذج والمفاضلة بينهم لاختيار النموذج

3.7.1 مرحلة التنبؤ: تكون هذه المرحلة هي الاخيرة من مراحل منهجية Box-Jenkins، وهو هدف نهائي من تحليل السلاسل الزمنية، حيث يتم الانتقال الى هذه المرحلة بعد الانتهاء من اجراء جميع الفحوصات والاختبارات الضرورية الاحصائية لتشخيص الانموذج المناسب الذي يتم اختياره في المراحل السابقة.

يمكن لـ ARIMA التعامل مع البيانات غير الموسمية أو التي تمت إزالة المكون الموسمي منها باستخدام طرق متعددة مثل المتوسط المتحرك أو التفاضل الموسمي وغيرها. (94):
(مصدر سابق، Alamin)

المبحث الثالث: الجانب التطبيقي 1.3 بيانات الدراسة

تم الحصول على بيانات الدراسة من أمانة بغداد تحديدا (دائرة ماء بغداد)، والتي تمثل إستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد للمدة من كانون الثاني 2014 م حتى أيار 2024 م وبواقع (125) شهرا والمبينة في الجدول (3).

معيار Akaike Information Criterion (AIC)
يستخدم للمفاضلة بين النماذج ويرمز له (AIC) والصيغة الرياضية هي كما يأتي:

$$AIC = T \ln \left(\sum e_t^2 \right) + 2n \quad (6)$$

معيار Schwartz Bayesian Criterion (SBC)
الصيغة العامة للإنموذج هي كما يأتي:

$$SBC = T \ln \left(\sum e_t^2 \right) + n \ln (T) \quad (7)$$

حيث أن:

n: عدد المعامل المقدرة في النموذج.

T: عدد المشاهدات.

e: الخطأ العشوائي.

- يتم اختيار الإنموذج الذي يعطي أقل قيمة لمعيار AIC وSBC.

معيار Hannan Quinn Criterion (H-Q)
الصيغة العاملة لمعيار (H-Q) هي كما يأتي:

$$H - Q (m) = \ln(e_t^2) + \frac{2m c \ln(Ln n)}{n}, c > 2 \quad (8)$$

جدول (3) يمثل بيانات إستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد (ألف m^3) للمدة من كانون الثاني 2014 حتى أيار 2024

2015		2014	
77084	كانون الثاني	66611	كانون الثاني
70760	شباط	59966	شباط
78308	أذار	70290	أذار
77325	نيسان	71007	نيسان
80130	ايار	78732	ايار
86372	حزيران	82156	حزيران
88155	تموز	82476	تموز
88210	اب	83258	اب
88528	ايلول	82869	ايلول
86213	تشرين الاول	82205	تشرين الاول
78536	تشرين الثاني	77159	تشرين الثاني
76155	كانون الاول	81534	كانون الاول
2017		2016	
82671.5	كانون الثاني	75650	كانون الثاني
78442	شباط	73477	شباط
82681.5	أذار	79515	أذار
87125	نيسان	79736	نيسان
92999.3	ايار	88859	ايار
95149	حزيران	93180	حزيران
102458.5	تموز	95251	تموز
110904	اب	95005	اب
109678.8	ايلول	94644	ايلول
107606.8	تشرين الاول	99883	تشرين الاول
101172.5	تشرين الثاني	90349	تشرين الثاني
90573.5	كانون الاول	87321	كانون الاول
2019		2018	
91617	كانون الثاني	87127.5	كانون الثاني

81627.6	شباط	81047.9	شباط
94962.7	أذار	98032.1	أذار
94359	نيسان	99705.2	نيسان
104508.1	ايار	102463.5	ايار
104246.2	حزيران	103014.2	حزيران
111080	تموز	104457.7	تموز
110278	اب	101661.8	اب
110278	ايلول	102454.2	ايلول
105929	تشرين الاول	102115.4	تشرين الاول
100098	تشرين الثاني	96250.1	تشرين الثاني
98406	كانون الاول	95883.7	كانون الاول
2021		2020	
102974	كانون الثاني	99243	كانون الثاني
96057	شباط	89282	شباط
104329	أذار	104361	أذار
109237	نيسان	99505	نيسان
112917	ايار	108349	ايار
111963	حزيران	108084	حزيران
115947	تموز	111427	تموز
117222	اب	113312	اب
114169	ايلول	111981	ايلول
113894	تشرين الاول	109968	تشرين الاول
108226	تشرين الثاني	104255	تشرين الثاني
97231	كانون الاول	102086	كانون الاول
2023		2022	
93147	كانون الثاني	97369	كانون الثاني
85682	شباط	88058	شباط
95617	أذار	100949	أذار
100512	نيسان	101548	نيسان
112828	ايار	111820	ايار
114204	حزيران	109295	حزيران
117217	تموز	112976	تموز
122579	اب	113626	اب
119703	ايلول	110480	ايلول
86664	تشرين الاول	111023	تشرين الاول
75715	تشرين الثاني	101915	تشرين الثاني
70953	كانون الاول	110700	كانون الاول
		2024	
		105178	كانون الثاني
		102714	شباط
		110299	أذار
		111851	نيسان
		115709	ايار

المصدر: وزارة الموارد المائية، دائرة ماء بغداد

يستخدم هذا الإنموذج لفهم وتقدير العلاقة بين متغيرين:
ليكن المتغير المستقل (X) ممثلاً للزمن والمتغير المعتمد (Y)

2.3 التنبؤ باستخدام الإنحدار الخطي البسيط (الإتجاه العام)
Simple Linear Regression

المستقيم $Y = a + bx$, اعتماداً على المعادلة أفه الذكر، يتم حساب القيم المتوقعة للمتغير المعتمد (Y) بناءً على قيم جديدة للمتغير المستقل (X) وكانت النتائج كما في الجدول (4):

يشكل الطلب على المياه في مدينة بغداد. لحساب معادلة الانحدار الخطي البسيط تستخدم الطرق الإحصائية لحساب معامل الميل (b) والقطع -الحد الثابت- (a) من معادلة الخط

الجدول (4) نتائج إنموذج الإنحدار الخطي البسيط Simple linear Regression

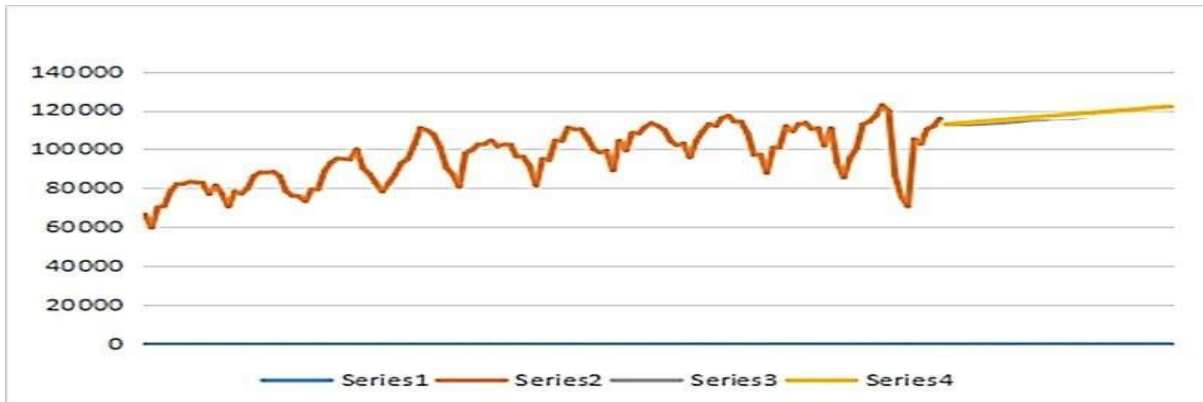
إستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد							المتغير المستقل
F	T	Sig	AR^2	R^2	Beta	β	α
114.16	10.684	0.000	0.477	0.481	0.694	262.7	79819.68 (0.000)
$y = 79819 + 262,7 t$							Time

والتي بلغت 114.158 والقيمة الاحتمالية P-value = 0.000 والتي تكون أقل من 0.05، وهذا يدل على معنوية إنموذج الإنحدار الخطي، كما أن قيمة معلمة المتغير التوضيحي (الزمن) موجبة وتبلغ قيمتها 262.7 والتي تعني ان زيادة الزمن بمقدار وحدة واحدة اي (شهر واحد) تؤدي الى زيادة أجمالي إستهلاك المياه بمقدار مساوي الى معلمة الإنموذج المقدر وهي 262.7 ، والجدول (5) يوضح نتائج إنموذج الانحدار الخطي البسيط Simple Linear Regression.

تشير نتائج الإنحدار الخطي البسيط أعلاه الى وجود تأثير ما بين المتغير التابع المتمثل بإستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد مع المتغير المستقل والمتمثل بالزمن (t) مع وجود علاقة تأثير طردية وهذا يعني انه بمرور الزمن يرتفع إستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد، وان قيمة معامل التحديد هي 48.1% والتي تدل على ان المتغير التوضيحي الزمن قد فسر التغيرات الحاصلة في إستهلاك المياه بنسبة 48.1%، كذلك يعتبر النموذج مقبول من الناحية الإحصائية وحسب قيمة F الجدولية

الجدول (5) القيم التنبؤية لإستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد (الف m^3) باستخدام الإنحدار الخطي البسيط Simple Linear Regression

Forecasting of Demand by Simple Linear Regression			
2025		2024	
114498.04	كانون الأول	112921.72	حزيران
114760.76	كانون الثاني	113184.44	تموز
115023.48	شباط	113447.16	اب
115286.20	أذار	113709.88	أيلول
115811.64	نيسان	113972.60	تشرين الأول
116074.36	أيار	114235.32	تشرين الثاني



الشكل (2) القيم الحقيقية والقيم التنبؤية لإستهلاك المياه في مدينة بغداد باستخدام طريقة الإنحدار الخطي البسيط Simple Linear Regression.

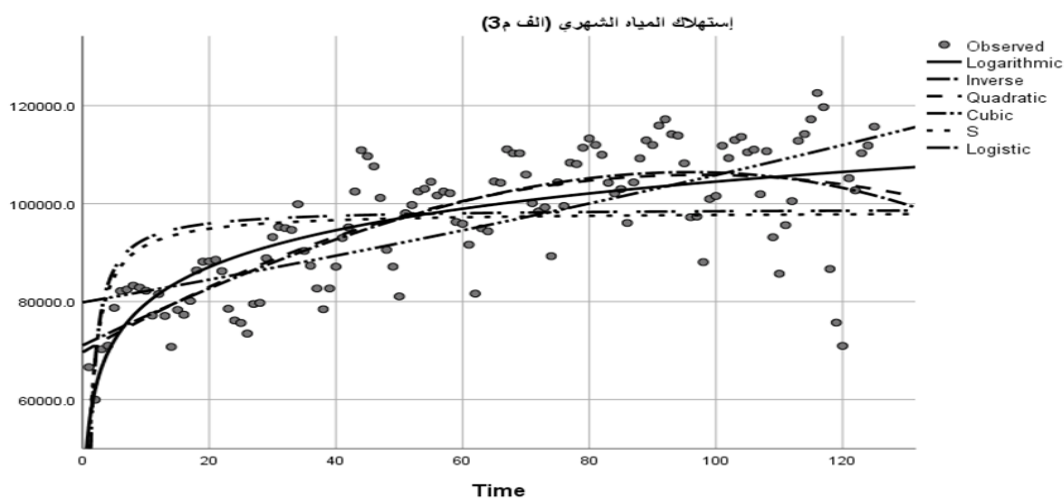
منحنى S، العكسي Inverse، اللوجستي Logistic) لدراسة العلاقة بين الزمن والطلب على المياه، ويكون اختيار الإنموذج المناسب الذي يمتلك أكبر معامل تحديد R^2 . نطبق ما تم ذكره مستخدمين البرنامج الجاهز SPSS Ver.26، لنحصل على النتائج الجدول (6):

3.3 التنبؤ باستخدام تقدير المنحنى Curve Estimation يتم استخدامه للتنبؤ بالمتغير المعتمد من المتغير التوضيحي مع تجنب مشكلة التعدد الخطي التي تقلل من دقة الإنموذج، تم استخدام إنموذج (الإنحدار التربيعي Quadratic، اللوغاريتمي Logarithmic، المكعب Cubic،

الجدول (6) نتائج نماذج الإنحدار المختلفة وفق طريقة تقدير المنحنى Curve Estimation

نماذج تقدير المنحنى Curve Estimation						
إنموذج الإنحدار التربيعي Quadratic						
R^2	$A R^2$	F	β		T	Sig
0.587	0.580	86.680 (0.000)	Time	743.14	8.368	0.000
			Time**2	-3.813	-5.584	0.000
			C	69650.5	28.736	0.000
إنموذج اللوغاريتمي Logarithmic						
R^2	$A R^2$	F	β		T	Sig
0.548	0.544	148.944 (0.000)	Time	10826.58	12.204	0.000
			C	54634.31	15.547	0.000
إنموذج الإنحدار التكعيبي Cubic						
R^2	$A R^2$	F	β		T	Sig
0.588	0.578	57.644 (0.000)	Time	610.737	2.715	.008
			Time**2	-1.196	-.289	.773
			Time**3	-0.014	-.641	.523
			C	71068.305	21.628	.000
إنموذج إنحدار منحنى S						
R^2	$A R^2$	F	β		T	Sig
0.271	0.265	45.816 (0.000)	Time	-0.782	-6.769	0.000
			C	11.497	934.013	0.000
إنموذج الإنحدار العكسي Inverse						
R^2	$A R^2$	F	β		T	Sig
0.233	0.227	37.351 (0.000)	Time	-62248.082	-6.112	0.000
			C	99064.454	84.993	0.000
إنموذج الإنحدار اللوجستي Logistic						
R^2	$A R^2$	F	β		T	Sig
0.471	0.467	109.559 (0.000)	Time	0.997	3716.660	0.000
			C	1.252E-5	51.193	0.000

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات برنامج (SPSS V 26).



الشكل (3) يوضح منحنيات نماذج طريقة تقدير المنحنى Curve Estimation

(الزمن) موجبة ومعنوية وتبلغ (743.1) وتعني ان زيادة الزمن بمقدار وحدة واحدة (شهر واحد) تؤدي الى زيادة إجمالي إستهلاك المياه في مدينة بغداد بمقدار مساوي الى معلمة الإنموذج المقدر، اما المتغير الآخر الذي يمثل مربع (الزمن) فأن تأثيره عكسي على إستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد لأن اشارته سالبة اذ بلغت المعلمة المقدره (-3.813)، بشكل عام يمكن الاعتماد على إنموذج الانحدار التربيعي للتنبؤ بإستهلاك المياه في مدينة بغداد بالسنوات القادمة وبالاعتماد على معادلة الإنحدار التربيعي (Quadratic Trend) هي كما يأتي :

$$Y = 69650 + 743.1 t - 3.813 t^2$$

• ويوضح الجدول (7) القيم التنبؤية لإستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد باستخدام إنموذج الإنحدار التربيعي. وأن قيم التنبؤ بإستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد للفترة من حزيران/2024 حتى أيار/2027 التي تم الحصول عليها باستخدام معادلة الانحدار التربيعية هي:

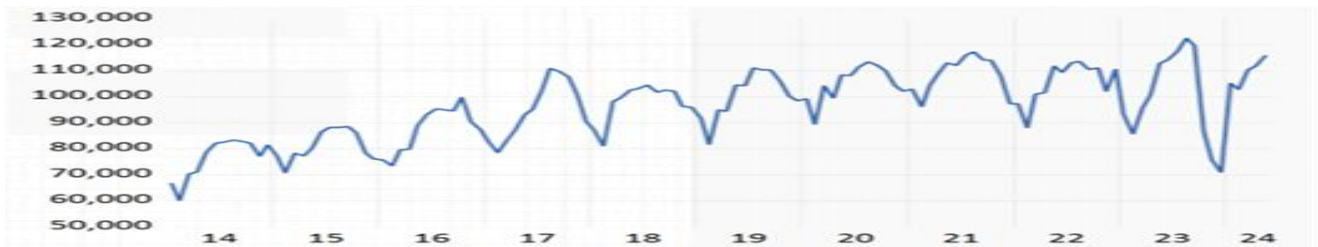
بعد مقارنة نتائج النماذج في الجدول (6) , يكون النموذجين الانسب للتنبؤ هما الإنموذج التكعيبي والتربيعي لاملاكهما اعلى معامل تحديد (R^2) حيث يبلغ معامل التحديد للإنموذج التكعيبي $R^2=0.588$ والإنموذج التربيعي بـ $R^2=0.587$. وسيُعمد الإنموذج التربيعي للتنبؤ بإستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد بسبب أن الإنموذج الاول غير دال معنوياً، حيث ان قيمة P-Value تساوي 0.773. للمتغير X^2 و 0.523 للمتغير X^3 .

وتشير نتائج الإنحدار التربيعي في الجدول (6) إن قيمة معامل التحديد المصحح ($A R^2$) قد بلغ (0.580) عند مستوى الدلالة (0.000)، إذ تشير إلى إن متغير الزمن استطاع من تفسير ما نسبته (58%) من التغيرات التي تطرأ على المتغير التابع (إستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد)، فيما تمثل النسبة المتبقية (42%) لمتغيرات اخرى لم تدخل في الإنموذج المختبر، ويعتبر الإنموذج مقبول من الناحية الاحصائية وحسب قيمة (F) المحسوبة للإنموذج (86.680) وعند مستوى الدلالة (0.000) الذي يدل على معنوية إنموذج الإنحدار التربيعي، بالإضافة الى ان معلمة المتغير المستقل

الجدول (7) القيم التنبؤية لاستهلاك المياه الشهري (الف m^3) للفترة من حزيران/2024 حتى آذار/2025 باستخدام إنموذج الإنحدار التربيعي Quadratic.

FORECASTING OF DEMAND BY QUADRATIC			
2025		2024	
101566.66	تشرين الثاني	102750.67	حزيران
101306.98	كانون الأول	102529.12	تموز
101039.67	كانون الثاني	102299.94	اب
100764.74	شباط	102063.14	أيلول
100482.18	آذار	101818.71	تشرين الأول

يتم رسم السلسلة لمعرفة الخصائص الأولية لها من خلال الرسم البياني. وبعد إدخال البيانات التي تمثل إستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد للفترة من كانون الثاني/ 2014 حتى أيار/ 2024 في برنامج EViews Ver.13, نحصل على الشكل (4):



الشكل (4) رسم السلسلة الزمنية الأصلية لإستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد.

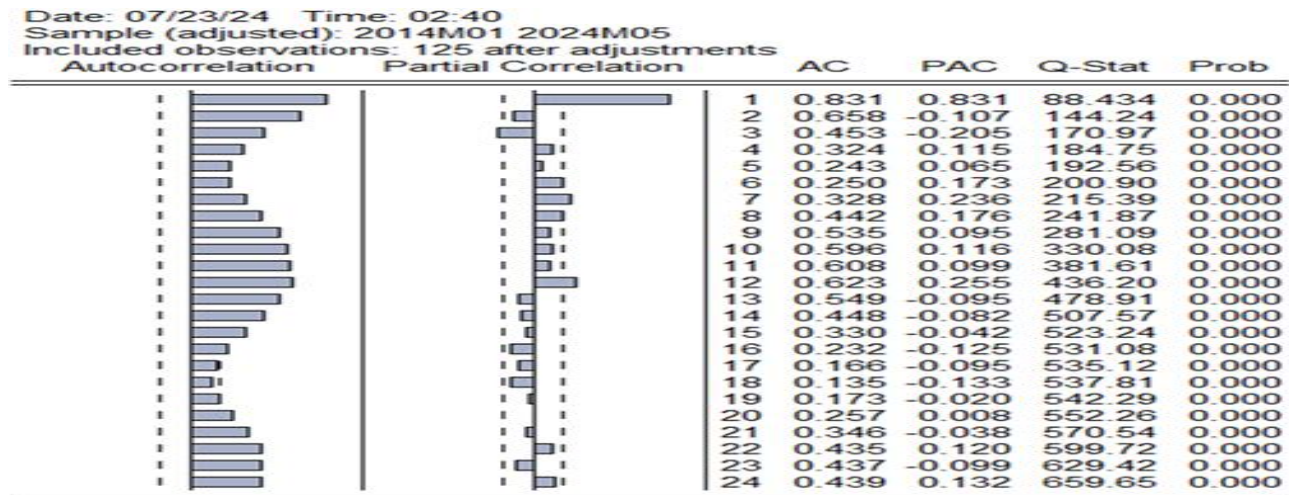
عبر الزمن. ويمكن ملاحظة أن البيانات تحتوي على عناصر (تقلبات) موسمية لكل فترة من الفترات الـ12. • للتأكيد على ما جاء في الفقرة أعلاه باحتواء السلسلة على العناصر الموسمية، يتم الاعتماد على المخطط الارتباطي للبيانات وذلك من الامر *Correlogram* من القائمة المنسدلة في برنامج EViews.V. 13, حيث يبين هذا الأمر دالتي

4.3 التنبؤ باستخدام منهجية (ARIMA) Box-Jenkins
يتم التنبؤ بإستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد باستخدام طريقة (ARIMA)، من خلال مجموعة من المراحل وهي:
1.4.3 رسم السلسلة الزمنية

يبين الشكل (4) بأنه يوجد اتجاه عام متزايد تعاني منها السلسلة الزمنية وهذا يعني بأن السلسلة غير مستقرة حول المتوسط عبر الزمن، اضافة الى وجود تذبذبات بين قيم السلسلة الزمنية المتمثلة في التغيرات والتواءات الواضحة في الشكل المذكور مما يعني بان تباين السلسلة غير مستقر ايضا

المخطط ادناه في عمود الارتباط الذاتي *Autocorrelation* ان السلسلة تكرر نفسها كل (lag 12) وكما في الشكل (5):

الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي وتحديدها للأنماط من حيث الارتفاعات والانخفاضات للسلسلة، اذ يلاحظ من



الشكل (5) قيم ورسم معاملات الارتباط الذاتي (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF) للسلسلة الزمنية لإستهلاك المياه في مدينة بغداد

الزمنية تحتوي على جذر الوحدة Unit root، مقابل الفرض البديل بعدم احتواءها على جذر الوحدة، والجدول (8) يوضح نتائج اختبار Dickey-Fuller.

2.4.3 فحص إستقرارية السلسلة

لمعرفة إستقرارية السلسلة نقوم بإجراء اختبار Dickey-Fuller، حيث ان فرضية العدمية تنص على ان السلسلة

الجدول (8) يوضح نتائج اختبار Dickey-Fuller

Dickey-Fuller		
Augmented Dickey-Fuller test statistic	t-statistic	Prob.*
level	-2.501500	0.1178
1%	-3.489117	
5%	-2.887190	
10%	-2.580525	

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات برنامج (EViews V 13).

لتجريد السلسلة الزمنية من العنصر الموسمي وجعلها مستقرة، يتم ازالة الموسمية من خلال واحدة من الطرق المتاحة في برنامج EViews Ver.13 عبر القائمة (Pro) ومنها القائمة الفرعية (Seasonal Adjustment) وبعدها (Moving Average Methods)، وللحصول على الاستقرارية في التباين تعالج البيانات بأخذ اللوغاريتم الطبيعي لها، بعد ذلك نعيد اختبار Dickey-Fuller ورسم السلسلة مرة اخرى، لنحصل على نتائج الجدول (9).

بعد الحصول على النتائج في الجدول (8)، نرى ان القيمة الاحتمالية (0.1178) اكبر من مستوى المعنوية 0.05، كذلك قيمة t المحسوبة تساوي (-2.50) اقل من القيم الجدولية المطلقة عند جميع المستويات المعنوية (0.01, 0.05, 0.10)، مما يعني عدم امكانية رفض الفرضية العدمية اي ان السلسلة الزمنية تحتوي على جذر الوحدة.

3.4.3 إزالة الموسمية وتحقيق الإستقرارية

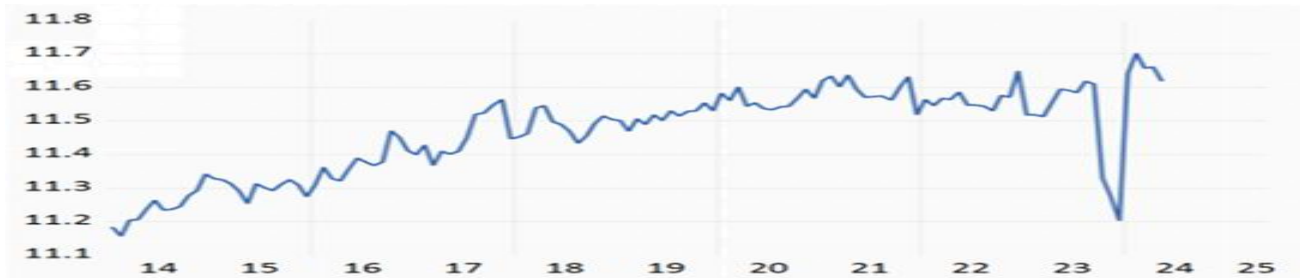
الجدول (9) يوضح نتائج اختبار Dickey-Fuller بعد تجريد السلسلة الزمنية من الموسمية وأخذ اللوغاريتم الطبيعي لها.

Dickey-Fuller		
Augmented Dickey-Fuller test statistic	t-statistic	Prob.*
level	-2.712395	0.0721
1%	-3.487046	
5%	-2.886290	
10%	-2.580046	

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات برنامج (EViews V 13).

رفض الفرضية العدمية اي ان السلسلة الزمنية تحتوي على جذر الوحدة.

نلاحظ في الجدول (9) أن القيمة الاحتمالية (0.0721) مازالت أكبر من مستوى المعنوية 5%، مما يعني عدم امكانية



الشكل (6) رسم السلسلة الزمنية بعد تجريدها من العنصر الموسمي وأخذ اللوغاريتم الطبيعي لها.

وخالية من الاتجاه العام المتزايد. نعيد مرة اخرى اختبار Dickey-Fuller ورسم السلسلة الزمنية لنحصل على نتائج الجدول (10).

من الشكل (6)، يتبين أن الإتجاه العام المتزايد مازال موجوداً في السلسلة الزمنية، لذا من المستحسن اخذ الفروق الاعتيادية لهذه السلسلة للحصول على سلسلة زمنية مستقرة

الجدول (10) نتائج اختبار Dickey-Fuller بعد أخذ الفرق الأول

Dickey-Fuller		
Augmented Dickey-Fuller test statistic	t-statistic	Prob.*
level	-7.665240	0.0000
1%	-4.038365	
5%	-3.448681	
10%	-3.149521	

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على مخرجات برنامج (EViews V 13).

عند جميع المستويات المعنوية (0.01, 0.05, 0.10)، مما يعني امكانية رفض الفرضية العدمية اي ان السلسلة الزمنية لا تحتوي على جذر الوحدة Unit root.

من نتائج الجدول (10) نرى أن القيمة الاحتمالية (0.000) اقل من مستوى المعنوية 5%، كذلك قيمة t المحسوبة تساوي (-7.6652) أكبر من القيم الجدولية المطلقة

الجدول (11) يوضح النتائج بعد أخذ الفرق الأول.

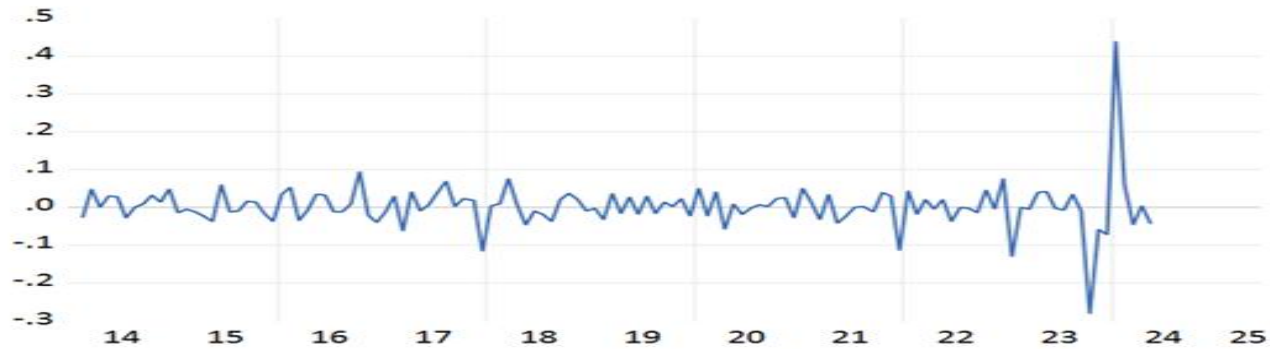
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
D(RELOGSERFINAL(-1))	-4.310362	0.562326	-7.665240	0.0000
D(RELOGSERFINAL(-1),2)	2.987517	0.512033	5.834617	0.0000
D(RELOGSERFINAL(-2),2)	2.608019	0.453332	5.753000	0.0000
D(RELOGSERFINAL(-3),2)	1.936011	0.390043	4.963579	0.0000
D(RELOGSERFINAL(-4),2)	1.463651	0.308661	4.741944	0.0000
D(RELOGSERFINAL(-5),2)	0.987078	0.228730	4.315473	0.0000
D(RELOGSERFINAL(-6),2)	0.390211	0.139730	2.792610	0.0062
C	0.037304	0.012050	3.095659	0.0025
@TREND("2014M01")	-0.000395	0.000159	-2.479170	0.0147
R-squared	0.673830	Mean dependent var	-0.000359	
Adjusted R-squared	0.649669	S.D. dependent var	0.088206	
S.E. of regression	0.052208	Akaike info criterion	-2.993358	
Sum squared resid	0.294373	Schwarz criterion	-2.780883	
Log likelihood	184.1114	Hannan-Quinn criter.	-2.907095	
F-statistic	27.88946	Durbin-Watson stat	2.052646	
Prob(F-statistic)	0.000000			

من المؤشرات المهمة التي لا بد من تفسير نتائجها، هي معامل التحديد R^2 ومعامل التحديد المصحح R^2 -adjusted، R^2 (0.6738) و (0.649669) اي ان القوة التفسيرية للإ نموذج جيدة، وتدلل على المتغير التوضيحي (الزمن) قد

من نتائج الجدول (11)، يتضح لنا معنوية قيم كل من الفروقات والثابت (c) بـ (0.0025) والاتجاه العام Trend بـ (0.0147)، كذلك إحصائية إختبار F التي لها قيمة تساوي (27.889) بمعنوية (0.000) اقل من 5%.

(2.0526) وهي قريبة جداً من (2) مما يدل على عدم وجود ارتباط ذاتي *Autocorrelation* بين بواقي (اخطاء) النموذج.

فسر التغيرات الحاصلة في المتغير المعتمد المتمثل في الطلب على المياه، فضلاً عن ان قيمة *Durbin-Watson* تساوي

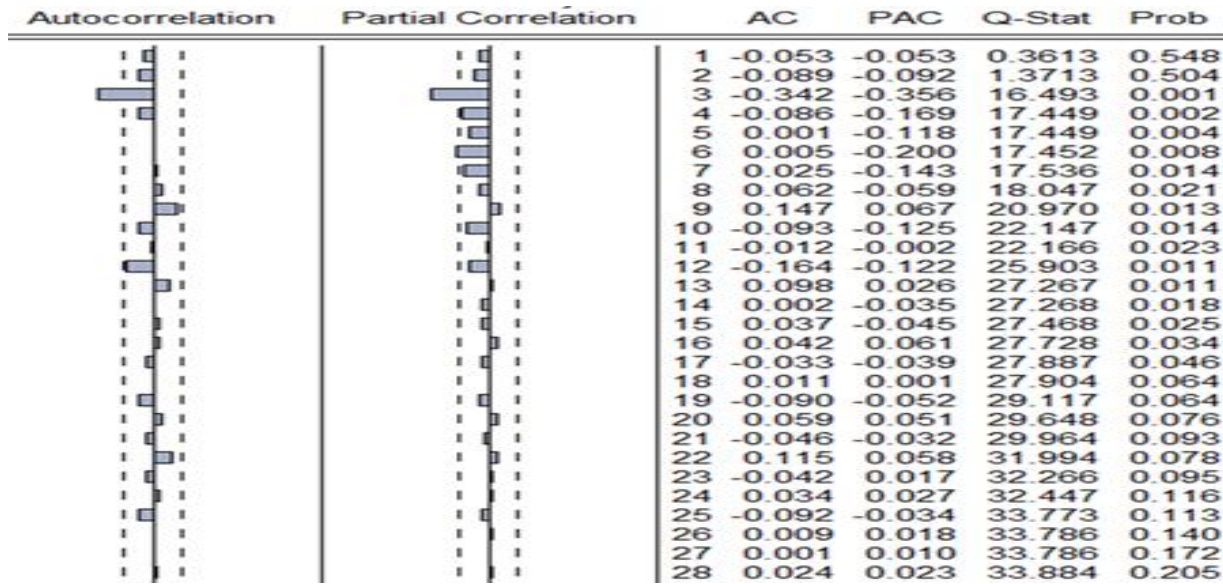


الشكل (7) يوضح استقراره السلسلة الزمنية لإستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد بعد أخذ الفرق الاول. • يصبح جلياً ان السلسلة الزمنية مستقرة وخالية من الاتجاه العام المتزايد وكما هو واضح في الشكل (7).

Autocorrelation Partial (PACF) اي تقدير رتبة نموذج الانحدار الذاتي AR والايواسط المتحركة MA، ويتم ذلك بالاعتماد على *ACF* و *PACF* من خلال رسم الدالتين المذكورتين كما في الشكل التالي، نقوم بترشيح النماذج المناسبة التي تصف السلسلة الزمنية:

4.4.3 تشخيص رتبة الإنموذج

بعد حصول الاستقرارية للسلسلة الزمنية الموسمية، نقوم بتحديد النموذج المناسب الذي يمثل السلسلة الزمنية ودرجته اعتماداً على دالتي الارتباط الذاتي (*ACF Function*) و *Autocorrelation* والارتباط الذاتي الجزئي (*Function*)



الشكل (8) قيم ورسم معاملات الارتباط الذاتي (*ACF*) والارتباط الذاتي الجزئي (*PACF*) للسلسلة الزمنية لإستهلاك المياه بعد تحقيق الاستقرارية.

ونظراً لكون تحديد الإنموذج يكون شخصي للغاية، فمن أجل إنشاء نموذج أكثر دقة، يتم اعطاء مرونة أكثر في تحديد قيم p و q بشكل مناسب ويتم إنشاء نماذج $ARIMA(p,d,q)$ المتعددة، حيث ان d تمثل رتبة الفروق الاعتيادية والبيانات المدروسة كانت الفروق = 1. سيتم ترشيح النماذج في الجدول (12).

من الشكل (8)، نجد قيمة p من *PAC*، وقيمة q من *ACF* ويمكن ملاحظة أن معامل الارتباط الذاتي للسلسلة الزمنية غير صفري بشكل كبير عندما يكون ترتيب التباطؤ يساوي 3 وهو ضمن حدود الثقة، عليه يمكن اخذ قيمة l q على انها تساوي ثلاثة. يكون معامل الارتباط الذاتي الجزئي غير صفري بشكل كبير عندما يكون ترتيب التباطؤ مساوياً لـ 3، كما أنه يختلف بشكل كبير عن 0 عندما يكون ترتيب التباطؤ 6، لذلك يمكن اعتبار $p=3$ أو $p=6$.

الجدول (12) يوضح النماذج المقترحة.

ARIMA	النماذج المقترحة
1	ARIMA (3,1,1)
2	ARIMA (3,1,3)
3	ARIMA (4,1,3)
4	ARIMA (6,1,3)
5	ARIMA (6,1,12)

المصدر: من اعداد الباحث بالإعتماد على مخرجات برنامج (EViews V 13).

لمعايير محددة، وبعد التطبيق حصلنا على نتائج النماذج وكما في الجدول (13):

5.4.3 تقدير النماذج المقترحة
نقوم بتقدير النماذج والحصول على النتائج الخاصة بكل نموذج ليتم بعدها اجراء المقارنات بينهم لاختيار الافضل وفقاً

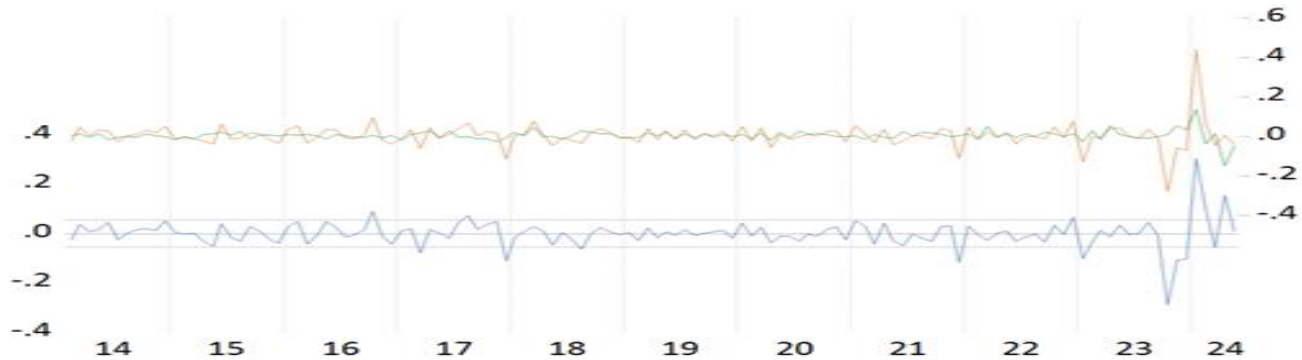
الجدول (13) يوضح نتائج اختبار نماذج ARIMA (p,d,q) المرشحة للتنبؤ.

نتائج نماذج ARIMA (p,d,q)								
المتغير				معايير جودة الإنموذج				
إنموذج ARIMA (3,1,1)								
V	coeff	t-st	Prob.	$A R^2$	AIC	SC	HQC	Durbin-W
C	0.003	1.206	0.230	0.124	-2.901	-2.81	-2.864	1.93
AR	-0.382	-11.52	0.000					
MA	-0.212	-3.74	0.000					
SIGMASQ	0.003	17.63	0.000					
إنموذج ARIMA (3,1,3)								
V	coeff	t-st	Prob.	$A R^2$	AIC	SC	HQC	Durbin-W
C	0.003	0.004	0.458	-2.850	-2.796	-2.887	0.111	2.34
AR	-0.068	-0.32	0.750					
MA	-0.325	-1.36	0.176					
SIGMASQ	0.003	15.32	0.000					
إنموذج ARIMA (4,1,3)								
V	coeff	t-st	Prob.	$A R^2$	AIC	SC	HQC	Durbin-W
C	0.003	0.96	0.338	-2.870	-2.816	-2.907	0.129	2.33
AR	-0.149	-0.88	0.382					
MA	-0.413	-8.26	0.000					
SIGMASQ	0.002	14.90	0.000					
إنموذج ARIMA (6,1,3)								
V	coeff	t-st	Prob.	$A R^2$	AIC	SC	HQC	Durbin-W
C	0.003	0.76	0.449	-2.849	-2.795	-2.886	0.110	2.30
AR	-0.012	-0.12	0.901					
MA	-0.383	-7.07	0.000					
SIGMASQ	0.003	14.44	0.000					
إنموذج ARIMA (6,1,12)								
V	Coeff	t-st	Prob.	$A R^2$	AIC	SC	HQC	Durbin-W
C	0.003	0.80	0.424	-2.763	-2.709	-2.800	0.578	2.09
AR	0.012	0.05	0.958					
MA	-0.283	-2.03	0.044					
SIGMASQ	0.003	13.45	0.000					

المصدر: من اعداد الباحث بالإعتماد على مخرجات برنامج (EViews V 13).

(AR) و (MA) وهو أقل من 5%، كذلك تكون قيمة (AIC, SC, H-Q) للإنموذج أقل من النماذج الأخرى.

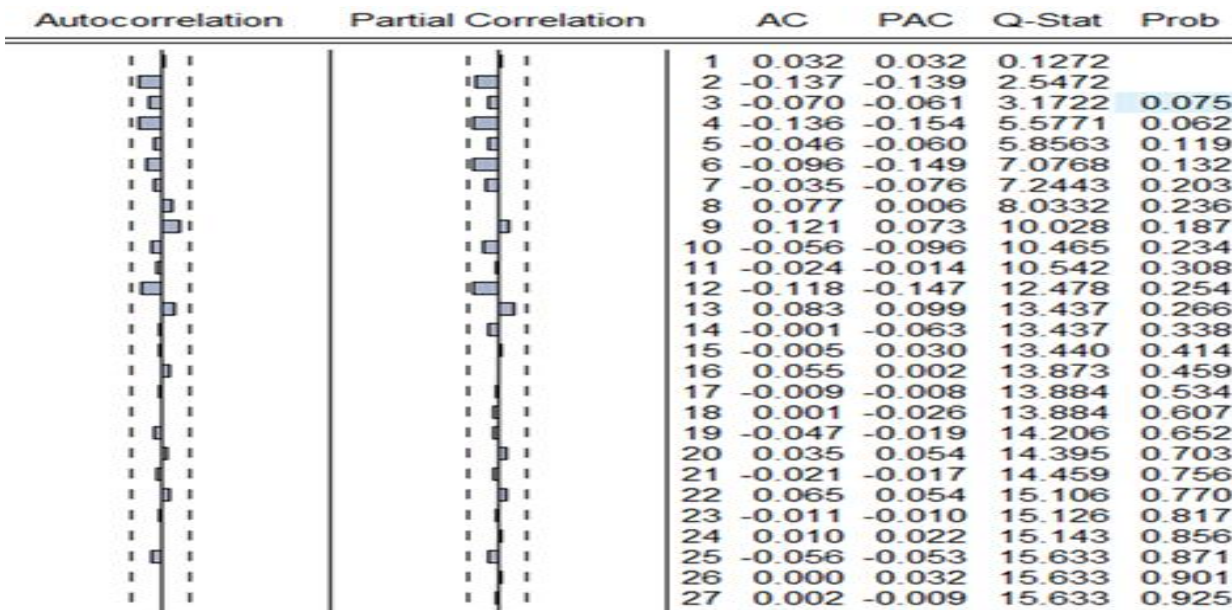
يتبين من الجدول (13) بأنه أفضل إنموذج للتنبؤ باستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد من بين النماذج المقترحة هو إنموذج $ARIMA(3,1,1)$ ، وهذا لكونه معنوي من حيث



الشكل (9) يمثل الرسم البياني الفعلي والملائم والمتبقي للإنموذج المقترح للتنبؤ $ARIMA(3,1,1)$.

الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي لسلسلة البواقي في الشكل ادناه ان البواقي عبارة عن ضوضاء بيضاء، مما يشير إلى أن النموذج صالح للتنبؤ.

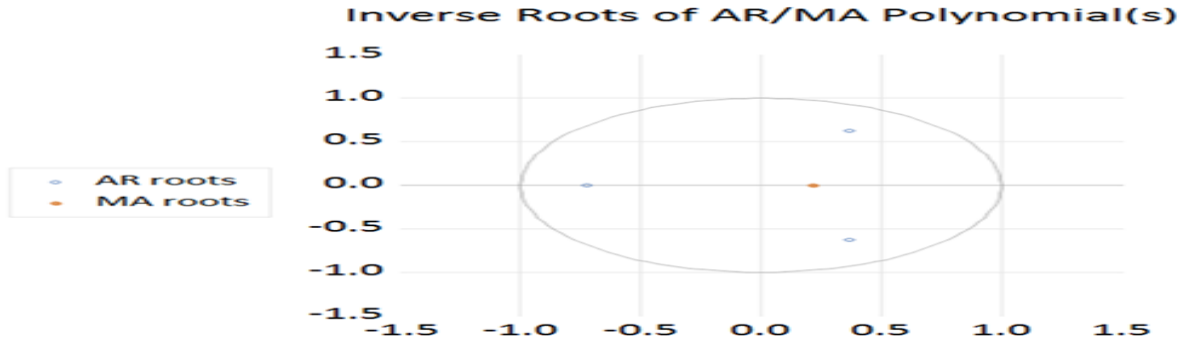
ويتم إجراء اختبار Q-Statistics لمعرفة الضوضاء البيضاء (White Noise) على البواقي، بعد اختيار نموذج $ARIMA(3, 1, 1)$ ، حيث تظهر الرسوم البيانية لدالة



الشكل (10) قيم ورسم معاملات دالة الارتباط الذاتي (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF) بعد إجراء اختبار Q-Statistics لمعرفة الضوضاء البيضاء.

للتحقق من ان عملية تقدير نموذج ARMA مستقرة التباين المشترك (covariance)، وهذا يعني ان جذور AR يجب ان تقع داخل دائرة الوحدة، وان عملية تقدير نموذج ARMA قابلة للعكس من خلال وقوع جذور MA داخل دائرة الوحدة، وكلتا الشرطين متحققان من بوقوع جميع جذور AR و MA داخل الدائرة، كما موضح في الشكل (11):

بناءً على الشكل (10) الارتباطي، يمكن ملاحظة أنه لا توجد فترات تباطؤ لها قيمة احتمالية أقل من 0.05، لذا من الممكن استنتاج أن البواقي لا تحتوي على ارتباط ذاتي. ان جميع معاملات الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي تقع ضمن حدود الثقة مما يعني ان سلسلة البواقي عشوائية وهذا ما يؤكد معنوية الإنموذج من الناحية الاحصائية وبذلك يتم قبول الفرضية العدمية التي تنص على ان البواقي تمتلك (ضوضاء بيضاء).



الشكل (11) يبين التباين المشترك (Covariance)، لجذور AR و MA.

بإستهلاك المياه الشهري في مدينة بغداد للفترة من حزيران 2024 حتى بمعدل 10 شهرا قادمًا باستخدام هذا الإنموذج وكانت نتائج التنبؤ كما في الجدول (14)

6.4.3 التنبؤ Forecasting

بعد اختيار الإنموذج الصالح للتنبؤ من بين النماذج المقترحة وهو ARIMA (3,1,1)، يمكننا الآن التنبؤ

الجدول (14) يمثل القيم المتنبأ بها للفترة من حزيران 2024 حتى آذار 2025، باستخدام إنموذج ARIMA (3,1,1).

Forecasting by Box-Jenkins ARIMA (3,1,1)	
2024	
112506	حزيران
110299	تموز
106700	اب
105302	ايلول
104829	تشرين الأول
105961	تشرين الثاني
107438	
2025	
109016	كانون الثاني
110030	شباط
110570	آذار

5. عند المقارنة بين القيم الحقيقية والقيم التنبؤية لإستهلاك المياه في مدينة بغداد الشهري نلاحظ وجود إرتفاع في مستوى إستهلاك المياه المستقبلي في المدينة بالطرق التنبؤية الاربعة وهي طريقة forecasting، وإنموذج الانحدار التربيعي Quadratic Regression، وإنموذج الانحدار الخطي البسيط Simple Linear Regression، ومنهجية Box-Jenkins (ARIMA).

التوصيات:

1. ضرورة توفير بيانات الإستهلاك اليومي في مدينة بغداد وذلك لزيادة دقة التنبؤ، لأن الإستهلاك الشهري مستخدم بكثرة حول العالم.
2. لابد من إتخاذ الإجراءات اللازمة التي تحد من إرتفاع إستهلاك المياه في مدينة بغداد، مثل التسعير والتوعية والتقييد والامدادات المتقطعة، وغيرها من الإجراءات التي تعمل على تقليل الاستهلاك في المدينة وتحقيق استدامة المياه.

الاستنتاجات والتوصيات

الاستنتاجات:

1. السلسلة الزمنية لإستهلاك المياه في مدينة بغداد الشهري لديها سلوك (موسمي، اتجاه عام متزايد، عدم إستقرارية حول المتوسط والتباين).
2. تحتوي السلسلة الزمنية على تقلبات موسمية لكل 12 شهرا من الفترة الزمنية
3. في منهجية Box-Jenkins، تم تجربة نماذج متعددة وتوصلنا الى أن أفضل إنموذج من بين النماذج التي تم اختبارها (من حيث مقاييس الدقة)، ومعامل التحديد المصحح هو إنموذج ARIMA (3,1,1).
4. ادق إنموذج لتنبؤ بإستهلاك المياه في مدينة بغداد من حيث نسبة الخطأ المطلق هو ARIMA (3,1,1)، حيث بلغ متوسط نسبة الخطأ المطلق للإنموذج هو (MAPE = 2.44)، بينما كان متوسط نسبة الخطأ المطلق لطريقة الانحدار الخطي البسيط هو (MAPE=8)، ايضا كان متوسط نسبة الخطأ المطلق للإنموذج التربيعي هو (MAPE=8).

7. Al-Sharoot, M. H., & Abdoon, E. Y. (2017). Prediction by using Artificial Neural Networks and Box-Jenkins's methodologies: Comparison Study. *Journal of Al-Qadisiyah for computer science and mathematics*, 9(2), Page-1.
8. Al-Zuhairi, H. H., Mozan, Z. H., & Sayah, H. R. (2023). Employing Time-Series Forecasting to Manage the Traffic Crisis in Baghdad Governorate/ (Case Study). *Al-Kut University College Journal*, (Special issue).
9. Boudrioua, M. S. (2019). Modeling and forecasting the Algiers Stock Exchange returns using the Box-Jenkins methodology.
10. Castaño Camps, E. (2022). Introduction to time series and forecasting. UNIVERSITY OF BARCELONA.
11. CATTLE, H. D (2024). COMPARISON OF CURVE ESTIMATION REGRESSION METHODS IN PREDICTING PROTEIN AMOUNT FROM TOTAL MILK YIELD IN.
12. Green, S. (2011). Time series analysis of stock prices using the box-Jenkins approach. Georgia Southern University Georgia Southern Commons.
13. Hamid, E. Y., & Abushaba, M. H. O. (2020). Use of Exponential Holt Model and the Box-Jenkins Methodology in Predicting the Time Series of Cement Production in Sudan. *Journal of Al-Qadisiyah for computer science and mathematics*, 12(1), Page-42.
14. Hamjah, M. A. (2014). Rice production forecasting in Bangladesh: An application of Box-Jenkins ARIMA model. *Mathematical theory and modeling*, 4(4), 1-11.
15. Hassan, S. M. (2023). Modelling and Forecasting Somalia GDP Using Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) Models. *East African Journal of Business and Economics*, 6(1), 255-264.
16. Haydier, E. A., Albarwari, N. H. S., & Ali, T. H. (2023). The Comparison Between VAR and ARIMAX Time Series Models in Forecasting. *Iraqi Journal of Statistical Sciences*, 20(2), 249-262.
17. Henry, A. S., Elijah, E. E., Gwani, A. A., & Simon, J. (2019). Time Series ARIMA

3. الاستفادة من نتائج الدراسات التنبؤية لإستهلاك المياه، من خلال وضع الخطط والمشاريع المستقبلية التي تساهم في ادارة الإستهلاك بكفاءة أكثر والحفاظ على الموارد المائية.

توافر البيانات:

تم تضمين البيانات المستخدمة لدعم نتائج هذه الدراسة في المقالة.

تضارب المصالح:

يعلن المؤلفون أنه ليس لديهم تضارب في المصالح.

موارد التمويل:

لم يتم تلقي اي دعم مالي.

شكر وتقدير:

لا أحد.

References:

1. Adhikari, R., & Agrawal, R. K. (2013). An introductory study on time series modeling and forecasting. *arXiv preprint arXiv:1302.6613*.
2. Adejumo, T. J., Okegbade, A. I., Idowu, J. I., Oladapo, O. J., & Oladejo, O. O. (2023). Time Series Analysis of Nigeria External (Foreign) Reserves. *African Scientific Reports*, 54-54.
3. Afeef, M., Jan, S., Shah, F. A., Ullah, H., & Ullah, R. (2019). ENVISAGING KSE 100 INDEX USING THE BOX-JENKINS METHODOLOGY. *Sarhad Journal of Management Sciences*, 5(2), 281-296.
4. Ahmed, A. A. (2020). Using Box-Jenkins Methodology for Forecasting the Numbers of Arrivals Through Syrian-Lebanese Border Crossings. *Tishreen University Journal-Economic and Legal Sciences Series*, 42(1).
5. Alamin, N. M. A. (2019). Application of SARIMA Model for Forecasting Consumption of Electricity in Gezira State, Sudan (2006-2018). *Journal of Natural Sciences, Life & Applied Sciences*, 3(4).
6. Alfiandy, S., & Davi, R. S. (2020). Analysis of statistical models for forecasting PM10 in Kototabang region. In *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1434, No. 1, p. 012011). IOP Publishing.

- journal for agricultural sciences*, 22(1), 78-95.
27. Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2015). *Introduction to time series analysis and forecasting*. John Wiley & Sons.
 28. Omran, A. H. (2014). USING ARIMA MODEL FOR FORECASTING THE NUMBER OF PATIENTS WITH TUBERCULOSIS DISEASE IN WASSIT PROVINCE. *Journal of Techniques*, 27(5).
 29. Shmueli, G., & Polak, J. (2024). *Practical time series forecasting with r: A hands-on guide*. Axelrod schnall publishers.
 30. Talkhi, N., Fatemi, N. A., Ataei, Z., & Nooghabi, M. J. (2021). Modeling and forecasting number of confirmed and death caused COVID-19 in IRAN: A comparison of time series forecasting methods. *Biomedical signal processing and control*, 66, 102494.
 31. Tamim, R. Q. M., & Taher, A. D. A. S. M. (2022). Estimation of the parameters of the simple linear regression model in the presence of the problem of heterogeneity of variance of errors using some strong methods. *Journal of Administration and Economics*, 47(134).
 32. Yahaya, A., Etuk, E., & Chimee, N. (2020). ARIMA Model for gross domestic product (GDP): evidence from Nigeria. *Archives of Current Research International*, 20(7), 49-61.
 33. Yahaya, A., Etuk, E., & Emeka, A. (2021). Comparative performance of arima and garch model in forecasting crude oil price data. *Asian Journal of Probability and Statistics*, 15(4), 251-275.
 34. Yonar, H., Yonar, A., Tekindal, M. A., & Tekindal, M. (2020). Modeling and Forecasting for the number of cases of the COVID-19 pandemic with the Curve Estimation Models, the Box-Jenkins and Exponential Smoothing Methods. *EJMO*, 4(2), 160-165.
 - Model for Predicting Nigeria Net Foreign Direct Investment (FDI).
 18. Hussein, A., Al-Asadi, K., & Al-Amiri, B. (2023). Forecasting Trends and Total Amounts of Rain Falling in Iraq for The Month of January. *Iraqi Journal of Humanitarian, Social and Scientific Research, Volume 3, Issue 9A, Pages 39-48*
 19. Hyndman, R. J. (2018). *Forecasting: principles and practice*. OTexts.
 20. James, G., Witten, D., Hastie, T., Tibshirani, R., & Taylor, J. (2023). Linear regression. In *An introduction to statistical learning: With applications in python* (pp. 69-134). Cham: Springer International Publishing.
 21. JENKINS, P. B. (2021). FAKULTAS EKONOMI & BISNIS PROGRAM STUDI AKUNTANSI UNIVERSITAS JAMBI 26 NOVEMBER 2021.
 22. Joy, A. M. K. (2022). Using the Box-Jenkins methodology to predict the number of participants for the Continuing Education Center at the Middle Technical University. *Journal of Administration and Economics*, 47(134).
 23. Khan, S., & Alghulaiakh, H. (2020). ARIMA model for accurate time series stocks forecasting. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 11(7).
 24. Kumar, B., & Sharma, M. K. (2019). Forecasting of Cotton Production in India-An ARIMA Modelling Approach. *Think India Journal*, 22(16), 3255-3263.
 25. Kumar, G. (2016). Forecasting production and area of potato cultivation in India using ARIMA model. *Int J Soc Sci Develop Policy*, 2(2), 15-28.
 26. Mdloul, N. S., Ahmed, J. S., & Battal, A. H. (2022). Using time series methods to predict the value of agricultural output and some financial indicators affecting it in Iraq for the period (2021q1-2025q4). *Tikrit*