اختبار ملائمة نموذج ARIMA في تحليل وتنبؤ أسعار النفط العالمية للفترة 2019–2024: دراسة تطبيقية

أ. أحمد محمد سوادي*[1]، أ. الشتيوي إمحمد إمسيلخ [2]
[1] قسم الرياضيات، كلية العلوم الأصابعة، جامعة غريان، الأصابعة، ليبيا
[2] قسم الاحصاء ، كلية العلوم الزنتان، جامعة الزنتان، الزنتان، ليبيا
* البريد الإلكتروني (للباحث المرجعي): ahmedswadi6@gmail.com

Testing the suitability of the ARIMA model in analyzing and forecasting global oil prices for the period 2019-2024: an applied study

Ahmed Mohamed Sawadi 1*, Alshiteewi Amhimmid Imseelikh [2]
[1] Department of Mathematics, Faculty of Science, Asabaa, University of Gharyan, Asabaa, Libya
[2] Department of Mathematics, Faculty of Science, Zintan, University of Zintan, Zintan, Libya

Received: 19-03-2025; Accepted: 14-05-2025; Published: 26-05-2025

الملخص:

هدفت هذه الدراسة إلى اختبار مدى ملائمة نموذج ARIMA في نمذجة السلاسل الزمنية وبناء نموذج تنبؤي لتحليل سلوك أسعار خام برنت. تم تطبيق النموذج على البيانات الشهرية لأسعار النفط للفترة من (2019–2024)، والتي تم جمعها من إدارة معلومات الطاقة الأمريكية (EIA). أظهرت النتائج أن نموذج ARIMA (1,1,2) يعد الأنسب لنمذجة سلوك أسعار النفط، حيث تم استخدامه لتوليد التنبؤات لأسعار النفط خلال الفترة المستقبلية (يناير – يونيو 2025). أظهرت التنبؤات أن الأسعار ستتراوح بين 75.17 و81.46 دولارًا للبرميل، مما يعكس اتجاهًا صاعدًا في الأسواق النفطية.

الكلمات المفتاحية: السلاسل الزمنية، التنبؤ، نموذج ARIMA.

Abstract:

This study aimed to test the suitability of the ARIMA model for time series modeling, building a forecasting model, and analyzing the behavior of Brent crude oil prices. The model was applied to monthly data of oil prices from (2019-2024), collected from the U.S. Energy Information Administration (EIA). The results showed that the ARIMA (1,1,2) model is the most appropriate for modeling oil price behavior, and it was used to generate forecasts for oil prices over the future period (January – June 2025). The forecasts indicated that prices will range between 75.17 and 81.46 USD per barrel, reflecting an upward trend in oil markets.

Keywords: time series, forecasting, ARIMA model.

المقدمة:

تُعد أسعار النفط العالمية من أبرز المؤشرات الاقتصادية التي تؤثر بشكل مباشر على استقرار الاقتصاد العالمي، إذ تلعب دورًا محوريًا في تحديد سياسات الطاقة والإنتاج والاستثمار في الدول المنتجة والمستهلكة على حد سواء. ونظرًا للتقلبات المستمرة التي تشهدها أسعار النفط نتيجة عوامل متعددة، من أبرزها الأزمات

الجيوسياسية والتغيرات في العرض والطلب والتطورات التقنية، فقد أصبحت عملية التنبؤ بأسعاره ضرورة استراتيجية لصنّاع القرار والباحثين الاقتصاديين.

في هذا السياق، تبرز أهمية استخدام النماذج الإحصائية في تحليل السلاسل الزمنية للتنبؤ بالأسعار المستقبلية، ويُعد نموذج ARIMA (الانحدار الذاتي المتكامل والمتوسطات المتحركة) من أكثر النماذج استخدامًا لما يتميز به من قدرة على التعامل مع البيانات غير المستقرة وتحليل الأنماط الزمنية المعقدة.

يهدف هذا البحث إلى نمذجة أسعار النفط العالمية والتنبؤ بها باستخدام نموذج من خلال تحليل بيانات زمنية شهرية لأسعار النفط (خام برنت)، واختبار مدى كفاءة النموذج في توقع الاتجاهات المستقبلية للأسعار، بما يسهم في تعزيز الفهم الاقتصادي واتخاذ القرارات المبنية على أسس كمية دقيقة.

مشكلة البحث:

في ظل الطبيعة الديناميكية والمتقلبة التي تتسم بها أسعار النفط العالمية، يصبح من الضروري توظيف نماذج إحصائية قادرة على تحليل هذه التغيرات والتنبؤ بالاتجاهات المستقبلية بدقة وموضوعية. ويُعد نموذج ARIMA أحد أبرز النماذج المستخدمة في تحليل السلاسل الزمنية، لما يتمتع به من مرونة في التعامل مع البيانات غير المستقرة، وقدرته على التكيّف مع الأنماط المختلفة في السلاسل الزمنية.

وانطلاقًا من ذلك، تتمثل مشكلة البحث في السؤال الآتي:

ما مدى كفاءة نموذج ARIMA كأداة إحصائية في تحليل السلاسل الزمنية لأسعار النفط العالمية والتنبؤ بها بدقة؟

أهمية البحث:

تكمن أهمية هذا البحث في كونه يسلط الضوء على أحد النماذج الإحصائية القوية في تحليل السلاسل الزمنية، وهو نموذج ARIMA، الذي يتميز بقدرته على التعامل مع البيانات غير المستقرة وتحديد الأنماط الزمنية الكامنة في الظواهر الاقتصادية. يُعد هذا النموذج أداة أساسية في التنبؤات الكمية، لما يوفره من دقة في التقدير وسهولة في التطبيق على البيانات الحقيقية، مقارنة بالنماذج التقليدية. ونظرًا لأن أسعار النفط تتسم بتقلبات مستمرة وعشوائية نسبية، فإن استخدام نموذج إحصائي مرن مثل ARIMA يُعد خطوة علمية مهمة لفهم ديناميكيات السوق النفطي، وبناء توقعات مستقبلية مبنية على تحليل علمي ومنهجي.

أهداف البحث:

يهدف هذا البحث إلى:

1- تحليل سلوك أسعار النفط العالمية من خلال دراسة خصائصها الزمنية.

2- اختبار مدى ملاءمة نموذج ARIMA في نمذجة السلاسل الزمنية لأسعار النفط.

3- بناء نموذج تنبؤي يعتمد على البيانات التاريخية لأسعار النفط.

4- تقديم توصيات مبنية على النتائج لدعم متخذي القرار في المجالات الاقتصادية ذات العلاقة بسوق النفط.

فرضيات البحث:

نماذج ARIMA توفر إطارًا مناسبًا لنمذجة سلسلة أسعار النفط خلال الفترة (2019–2024)

متغيرات البحث:

تناولت الدراسة متغير الأرقام القياسية لأسعار النفط (خام برنت)، والذي يمثل سلسلة زمنية على مدار فترة الدراسة.

منهج البحث:

تم اتباع المنهج الوصفي التحليلي من خلال وصف الظاهرة المدروسة وتصويرها كمياً عن طريق جمع البيانات عن المشكلة وتحليل البيانات المتعلقة بأسعار النفط لسلسلة شهرية خلال الفترة (2019–2024) وبالاعتماد على برنامج Minitab الإحصائي في عملية تحليل البيانات تم تطبيق نموذج ARIMA لتحليل البيانات.

الدراسات السابقة:

1– دراسة (الجبوري، 2010) بعنوان " **التنبؤ بأسعار النفط العراقي للعام 2010 باستخدام السلاسل الزمنية":**

هدفت هذه الدراسة إلى التنبؤ بأسعار النفط العراقي في ظل تأثيرات الأزمة المالية العالمية، من خلال قياس مدى التغير المتوقع في الأشهر القادمة. انطلقت الدراسة من فرضيتين رئيسيتين، تفيد الأولى بحدوث ارتفاع طفيف في الأسعار، بينما تشير الثانية إلى احتمال انخفاضها. وقد أظهرت نتائج التنبؤ أن الفرضية الأولى قد تحققت، حيث يُتوقع ارتفاع طفيف في أسعار النفط رغم استمرار الأزمة الاقتصادية العالمية، في حين لم تتحقق الفرضية الثانية، مما يدل على أن الأسعار لن تنخفض في المستقبل القريب. اعتمدت الدراسة على نماذج السلاسل الزمنية من نوع Box–Jenkins، حيث تبين أن نموذج ARIMA(0,2,0) هو الأفضل من حيث الدقة مقارنة بطريقة التسهير الأسي المزدوج (Holt)، والتي أظهرت أداءً تنبؤيًا أقل كفاءة. وتشير نتائج التقييم إلى أن نماذج ARIMA توفر دقة أعلى في التنبؤ بأسعار النفط في الظروف الاقتصادية غير المستقرة.

2– دراسة (بشيشي وآخرون، 2018) بعنوان "**استخدام نماذج ARIMA للتنبؤ بسعر صرف الدولار مقابل الدينار الجزائري":**

هدفت هذه الدراسة إلى استخدام نماذج بوكس–جينكينز (ARIMA) للتنبؤ بسعر صرف الدولار مقابل الدينار الجزائري، من خلال تطبيق منهجية Box–Jenkins لبناء نموذج للسلسلة الزمنية واختيار النموذج الأنسب للتنبؤ بالقيم المستقبلية. وقد تم تحليل سلسلة زمنية تغطي فترة أربع سنوات تمتد من يناير 2014 إلى أبريل 2018 (بمجموع 52 شهرًا). وخلصت الدراسة إلى أن النموذج الأفضل للتنبؤ بسعر صرف الدولار مقابل الدينار الجزائري هو ARIMA(2,1,4) ، لما أظهره من دقة في تمثيل السلسلة والتنبؤ بتحركاتها المستقبلية.

3- دراسة (Nyoni, 2019) بعنوان "**Forecasting Australian CPI using ARIMA models**":

هدفت هذه الدراسة إلى إلى نمذجة والتنبؤ بمؤشر أسعار المستهلك (CPI) السنوي في أستراليا خلال الفترة من 2018 إلى 2027، باستخدام منهجية بوكس–جينكينز وتطبيق نماذج ARIMA لتحديد النموذج الأكثر ملاءمة. وقد توصلت الدراسة إلى أن نموذج ARIMA(1,1,0) هو الأنسب، حيث أظهر أداءً جيدًا واستقرارًا في تمثيل السلسلة الزمنية، وتم اختياره بناءً على أدنى قيمة لمعيار AIC. كما أظهرت النتائج أن مؤشر أسعار المستهلك في أستراليا يتجه نحو الارتفاع في الفترة المتوقعة، مما دفع الباحثين للتوصية بتبني سياسات نقدية أكثر تشددًا للحد من معدلات التضخم المتزايدة.

4- دراسة (Gasper& Mbwambo, 2023) بعنوان "**Forecasting Crude Oil Prices by Using ARIMA Model: Evidence from Tanzania**":

هدفت هذه الدراسة إلى التنبؤ بأسعار النفط الخام في ظل ظروف غير عادية مثل جائحة كورونا والحرب في أوكرانيا، نظرًا للتقلبات الحادة التي شهدها السوق العالمي خلال تلك الفترات. وقد اعتمدت الدراسة على منهجية بوكس–جينكينز لتحليل ديناميكيات سعر نفط برنت الشهري خلال الفترة الممتدة من يناير 2002 إلى فبراير 2022. بدأت المنهجية بتمييز السلسلة الزمنية لتحقيق الثبات، ثم تم استخدام دالة الارتباط الذاتي (ACF) وتحليل التشخيصات المتبقية لاختيار النموذج الأمثل. أظهرت النتائج أن نموذج ARIMA(0,1,1) هو الأكثر ملاءمة للتنبؤ بأسعار النفط الخام، إذ تمكن من تمثيل التقلبات الأساسية في الأسعار رغم الظروف الاستثنائية. وتبرز الدراسة أهمية تحديث نماذج ARIMA لمواكبة التغيرات السريعة في سوق النفط العالمي، مؤكدة أن التنبؤات تكون أكثر دقة على المدى القصير، ولهذا اقتصرت التوقعات في هذه الدراسة على فترة زمنية لا تتجاوز سنة واحدة.

5- دراسة (أحمد ويوسف، 2023) بعنوان "**استخدام نماذج ARIMA للتنبؤ بسلسلة الأرقام القياسية للأسعار في السودان**":

هدفت هذه الدراسة إلى بناء نموذج لسلسلة الأرقام القياسية للأسعار في الجزائر على أساس سنوي، وذلك من خلال اختبار مدى استقرار السلسلة الزمنية ومحاولة تمثيلها بنموذج إحصائي يمكن الاعتماد عليه في التحليل والتنبؤ. وقد بيّنت نتائج التحليل أن السلسلة الزمنية المدروسة غير مستقرة، مما أدى إلى عدم تحقق الفرضية الأساسية للدراسة التي كانت تفترض وجود استقرار في بيانات الأرقام القياسية للأسعار. وبالرغم من ذلك، تم التوصل إلى نموذج زمني مناسب باستخدام منهجية ARIMA، حيث تبين أن النموذج الأمثل هو ARIMA(1,1,2) ، والذي أثبت كفاءته في تمثيل السلسلة وتقديم تنبؤات مستقبلية تُسهم في دعم متخذي القرار في السياسات الاقتصادية المرتبطة بمستويات الأسعار.

الجانب النظري:

1- مفهوم السلاسل الزمنية:

"يقصد بالسلسلة الزمنية مجموعة البيانات الإحصائية المرتبة حسب زمن وقوعها أو قياسها، من أمثلة السلاسل الزمنية درجات الحرارة اليومية لمدة أسبوع والطلبة المسجلين بجامعة سرت سنويا لعدد من السنوات". (عبد الله، 2017)

كما تعرف السلسلة الزمنية (Time series) "هي مجموعة من القيم لسلسلة من المتغيرات العشوائية مع مرور الزمن" (عبد الله والفواعير، 2025)

ومن أهم استخدامات السلاسل الزمنية: (فليفل وحمدان، 2013)

- استخدام السلاسل الزمنية في التنبؤ المستقبلي بالاعتماد على البيانات الإحصائية المستخلصة من الفترات الماضية.
- تحليل الأنماط الدورية التي تتكرر ضمن البيانات عبر الزمن، مما يساهم في فهم سلوك المتغيرات.
- تحديد الصدمات أو الطفرات الاقتصادية التي تحدث في فترات زمنية معينة وتأثيرها على المسارات العامة للبيانات.

2- استقرارية السلاسل الزمنية:

الاستقرارية في السلاسل الزمنية تُعدّ من المفاهيم الأساسية في تحليل البيانات الزمنية، حيث تشير إلى أن الخصائص الإحصائية للسلسلة، مثل المتوسط والتباين والارتباط الذاتي، تظل ثابتة على مر الزمن. (Xing, Lai& 2008)

لتحديد ما إذا كانت بيانات السلسلة الزمنية مستقرة أم لا، يُستخدم اختبار جذر الوحدة، بهدف تحديد درجة تكامل السلسلة الزمنية.

عندما تكون السلسلة الزمنية مستقرة، أي لا تحتوي على جذر وحدة، فإنها تُعد متكاملة من الدرجة الصفرية (0)، وتكون قيمة المعلمة (P) سالبة. أما في حال عدم استقرار السلسلة ووجود جذر وحدة، فإن قيمة (P) تكون معنوية ومقبولة إحصائيًا، مما يشير إلى ضرورة تحويل السلسلة إلى سلسلة مستقرة من خلال أخذ الفروق (الفرق الأول أو الثاني أو الثالث...)، وتُقرأ على الشكل d(t-1)، أي أن السلسلة الزمنية متكاملة من الدرجة (d). (Deboef, 2000)

وتجدر الإشارة إلى أنه من بين اختبارات جذر الوحدة المستخدمة بشكل شائع: اختبار ديكي-فولر الموسع (ADF)، واختبار فيليبس-بيرون (PP)، بالإضافة إلى اختبار كوياتسو-شين (KPSS).

3- دالة الارتباط الذاتي ACF:

إن وجود مشكلة الارتباط الذاتي يُعد انتهاكًا لأحد الفروض الأساسية التي تستند إليها طريقة المربعات الصغرى العادية (OLS)، حيث يشير إلى أن الخطأ العشوائي الناتج في فترة معينة يؤثر على الأخطاء في

الفترات اللاحقة، مما يؤدي إلى تكرار نمط الخطأ عبر الزمن. وبذلك، قد يكون هناك خطأ واحد يتكرر عبر عدة فترات، مما يؤدي إلى انحراف قيم الحد العشوائي عن مستواها الحقيقي. (عطية، 2005)

تُظهر دالة الارتباط الذاتي مدى ارتباط مشاهدات السلسلة الزمنية ببعضها عبر فترات زمنية مختلفة، إذ تُعد مؤشراً على قوة الترابط الداخلي داخل السلسلة. ومن خلال تحليل معاملات الارتباط الذاتي يمكن التمييز بين السلاسل الزمنية الساكنة وغير الساكنة (أحمد ويونس، 2013).

4- دالة الارتباط الذاتي الجزئي PACF:

تُعد دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) أداة أساسية في تحليل نماذج ARIMA، وتُستخدم جنباً إلى جنب مع دالة الارتباط الذاتي (ACF) لتمييز النماذج المختلفة من هذا النوع. وفي السلاسل الزمنية المستقرة، تنخفض قيم PACF بسرعة نحو الصفر مع تزايد فترات الإزاحة، أو قد تنقطع بعد عدد معين من الفترات (k). (أبو لبدة، 2018)

عد هذا المؤشر مقياسًا لدرجة العلاقة بين t و Z_{t-1} في السلسلة الزمنية نفسها، مع تثبيت تأثير الفترات الزمنية الأخرى. ويتم تقدير معاملات الارتباط الذاتي الجزئي استنادًا إلى معاملات الارتباط الذاتي، ويُستخدم هذا المؤشر في تحديد رتبة النموذج ونوعه المناسب. (Brockwell & Davis, 2002)

5- تحويلات السلاسل الزمنية:

5-1- تفريق قيم السلسلة (Differencing):

تُستخدم عملية التفريق كأداة لتحويل السلسلة الزمنية غير المستقرة إلى سلسلة مستقرة. وتتمثل هذه العملية في حساب الفروق بين القيم المتتابعة للسلسلة، مما يساعد على إزالة الاتجاه العام وجعل السلوك العشوائي للسلسلة أكثر وضوحًا. يُطبق هذا الإجراء رياضيًا كما في الصيغة التالية (Wei, 2006):

$$\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1}$$

وبعد إجراء التفريق، تصبح السلسلة الزمنية أكثر استقرارًا، مما يُسهّل استخدامها في بناء نماذج مثل ARIMA للتنبؤ والتحليل بشكل أكثر دقة.

5-2- التحويلات اللوغاريتمية (Logarithmic Transformation): (شعراوي، 2005)

تُعد التحويلة اللوغاريتمية أداة فعالة في تحليل السلاسل الزمنية، حيث تُساهم في إزالة الاتجاهات الظاهرة وتقدير تأثير التغيرات في القيم بشكل أكثر دقة، دون الحاجة إلى استخدام تقنيات معقدة. بعد تطبيق التحويل اللوغاريتمي، غالبًا ما تظهر السلسلة بسلوك أكثر عشوائية واستقرارًا.

ولا يقتصر دور هذا التحويل على إزالة الاتجاه، بل يُستخدم أيضًا لتثبيت التباين في السلسلة، مما يجعل البيانات أكثر انتظامًا ويسهّل بناء نماذج إحصائية موثوقة مثل نماذج ARIMA، وبالتالي تحسين دقة التقديرات.

ومن المهم التأكيد على أن استخدام التحويل اللوغاريتمي لا يُفضّل إلا بعد تجربة التفريق أولًا، كما ينبغي التأكد من أن جميع قيم السلسلة الزمنية موجبة قبل تطبيق هذا النوع من التحويل.

6- مكونات نموذج ARIMA:

6-1- نماذج الانحدار الذاتي (AR):

يعتمد هذا النموذج على تفسير المتغير التابع t للظاهرة المدروسة من خلال متوسط مرجّح للقيم السابقة لنفس المتغير حتى فترة تأخير من الرتبة (p)، مع تضمين الحد العشوائي للخطأ في الفترة الحالية. ويُعبّر عن هذا النموذج بالشكل التالي: (مارون، 2010)

$$y_t = \varphi_0 + \varphi_1 y_{t-1} + \varphi_2 y_{t-2} \dots . \varphi_p y_{t-p} + \varepsilon_t$$

p: هو رتبة النموذج أي عدد القيم السابقة التي يعتمد عليها النموذج، إذا كانت (p=1) يسمى نموذج انحدار ذاتي من الرتبة الاولى AR (1) واذا كانت (p=2) يسمى نموذج انحدار ذاتي من الرتبة الثانية AR (2) وهكذا.

y_t: تمثل قيم السلسلة المدروسة في الزمن t.

y_{t-p}: تمثل قيم السلسلة المرتدة زمنياً في الزمن t.

φ_0: الحد الثابت.

$\varphi_1, \varphi_1, \dots \varphi_p$: معاملات النموذج التي تقدر من البيانات.

ε_t : حد الخطأ العشوائي (white noise) في الزمن t.

6-2- نماذج المتوسط المتحرك (MA):

يعتمد نموذج المتوسط المتحرك (MA) على استخدام الأخطاء المتبقية من التوقعات السابقة لتحسين دقة التنبؤ بالقيم المستقبلية. ويُساهم هذا المكون في تقليل التقلبات قصيرة الأجل في السلسلة الزمنية، من خلال بناء العلاقة بين القيم الحالية والأخطاء الماضية. ويتم تعديل النموذج اعتمادًا على تلك الأخطاء بهدف تقليل التباين وتحقيق قدر أكبر من الاستقرار في التوقعات.

ويُعبَّر عن نموذج المتوسطات المتحركة من الرتبة (q) بالمعادلة التالية: (الطاهر، 2016):

$$y_t = \varphi_0 + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} \dots \dots (16-3)$$

y_t تمثل القيمة الحالية للسلسلة الزمنية.

φ_0: تمثل الحد الثابت.

ε_t : تمثل الأخطاء العشوائية عند الزمن t.

$\theta_1, \theta_2, \dots \theta_q$: تمثل معاملات المتوسط المتحرك التي تمثل تأثير الأخطاء السابقة على القيمة الحالية.

q: تمثل رتبة النموذج وهي عدد الأخطاء العشوائية السابقة التي تستخدم في النموذج، فاذا كانت (q=1) يسمى نموذج متوسط متحرك من الرتبة الاولى MA (1) واذا كانت (q=2) يسمى نموذج متوسط متحرك من الرتبة الثانية MA (2) وهكذا.

6-3- نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة (*ARMA*):

لكثير من السلاسل الزمنية لا يمكن تمثيلها بشكل دقيق باستخدام نموذج الانحدار الذاتي (AR) أو نموذج المتوسطات المتحركة (MA) بشكل منفصل، إذ أن بعض الظواهر يصعب تفسيرها أو التنبؤ بها بواسطة

أحد النموذجين فقط. ولهذا، يتم استخدام النموذج المختلط الذي يجمع بين الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة، ويُعرف باسم نموذج ARMA (p, q)، حيث تشير (p) إلى رتبة الانحدار الذاتي و (q) إلى رتبة المتوسطات المتحركة. ويُعبر عن الصيغة العامة لهذا النموذج كما يلي: (صليوا ومطر، 2019)

$$y_t = \varphi(B)y_{t-1} + \theta(B)\varepsilon_t$$

حيث أن t هي سلسلة من الضوضاء البيضاء و $\varphi(B)$ و $\theta(B)$ هما عوامل الإزاحة الخلفية من الدرجة p وq على التوالي.

6-4- نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية (ARIMA): (حيدر وحمه رسول، 2019)

يُستخدم نموذج *ARIMA* عندما تكون السلسلة الزمنية غير مستقرة، إذ يتطلب تقدير هذا النموذج أن تكون البيانات مستقرة (stationary). وإذا لم تكن كذلك، فلا بد من تحويلها إلى سلسلة مستقرة عبر أخذ الفروق المناسبة بين القيم المتتالية. ويُطلق على عدد مرات الفروق المطلوبة لجعل السلسلة مستقرة اسم درجة التكامل، فإذا احتاجت السلسلة إلى فرق واحد فقط لتحقيق الاستقرار، تُقال إنها متكاملة من الدرجة الأولى، وهكذا.

في هذه الحالة، يتحول نموذج ARMA إلى نموذج ARIMA، وهو اختصار لـ Autoregressive Integrated Moving Average، أي نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة المتكامل. وتُعد نماذج ARIMA من أكثر النماذج استخدامًا في تحليل السلاسل الزمنية، نظرًا لقدرتها على تمثيل مجموعة واسعة من الظواهر. يتكوّن هذا النموذج من ثلاثة مكونات رئيسية:

- (*AR(p)*) يمثل الجزء الخاص بالانحدار الذاتي،
- (MA*(q)*) يمثل جزء المتوسطات المتحركة،
- و(d) يمثل عدد مرات الفروق المطلوبة لجعل السلسلة مستقرة.

7- خطوات بناء نموذج ARIMA:

7-1- تحديد النموذج (Model Identification):

تُعد خطوة تحديد النموذج من المراحل الأساسية في بناء نموذج ARIMA، حيث يتطلب تحديد القيم المناسبة للمعلمات الثلاث (p, d, q) التي تمثل على التوالي: عدد فترات الانحدار الذاتي (AR)، عدد الفروق غير الموسمية اللازمة لتحقيق الاستقرار (d)، وعدد فترات التأخر في متوسط الخطأ (MA). يتم تحديد درجة الفروق (d) أولاً بعد فحص استقرارية السلسلة الزمنية باستخدام اختبارات جذر الوحدة. أما تحديد القيمتين (p) و(q) فيتم من خلال تحليل الرسوم البيانية لكل من دالة الارتباط الذاتي (ACF) ودالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF)، حيث يُشير عدد القيم المقطوعة المهمة في مخطط PACF إلى قيمة (p)، بينما يُحدد عدد القيم المقطوعة المهمة في مخطط ACF قيمة (q). (Lie et al, 2009)

7-2- تقدير النموذج (Estimation): (MUKHOPADHYAY, 2015)

بعد تحديد شكل النموذج ARIMA المناسب من حيث القيم (p, d, q)، يتم الانتقال إلى مرحلة تقدير المعاملات، أي حساب القيم الرقمية التي تجعل النموذج يصف السلسلة الزمنية بأفضل شكل ممكن.

تعتمد هذه المرحلة على استخدام طرق إحصائية، أهمها طريقة الاحتمال الأقصى، والتي تهدف إلى إيجاد القيم التي تجعل النموذج يحقق أعلى توافق مع البيانات الفعلية. يتم ذلك من خلال تقليل الخطأ بين القيم المتوقعة والقيم الحقيقية.

من الطرق المستخدمة في التقدير:

1. طريقة الاحتمال الأقصى التقريبي (Approximate Maximum Likelihood)
2. طريقة الاحتمال الأقصى مع التنبؤ العكسي (Approximate with Backcasting)
3. طريقة الاحتمال الأقصى الدقيق (Exact Maximum Likelihood)

تُستخدم أيضاً خوارزميات رياضية مثل خوارزمية المربعات الصغرى غير الخطية (Nonlinear Least Squares) لإيجاد أفضل القيم الممكنة للمعاملات، وذلك من خلال تكرار المحاولات حتى يتم تقليل مجموع مربعات البواقي (أي الخطأ).

في بعض النماذج البسيطة، يمكن الاستعانة بالجداول والرسوم البيانية لتحديد القيم الأولية للمعاملات. أما في النماذج المعقدة، فيتم تجربة قيم متعددة حتى يتم الوصول إلى أفضل نتيجة.

7-3- تشخيص النموذج (Diagnostic Checking):

تُعد مرحلة تشخيص النموذج (Diagnostic Checking) خطوة حاسمة في تحليل نماذج ARIMA، حيث تهدف إلى التأكد من مدى ملاءمة النموذج المقدر للبيانات قيد الدراسة. بعد تقدير المعلمات، يتم فحص البواقي (Residuals) الناتجة عن النموذج للتأكد من أنها تشبه الضوضاء البيضاء، أي أنها مستقلة وموزعة بشكل طبيعي بمتوسط صفري وتباين ثابت. يشير تحقق هذه الخصائص إلى أن النموذج مناسب ويمكن الاعتماد عليه في التنبؤ. (Pankratz, 2009)

ويتم تشخيص النموذج عبر المراحل التالية:

تحليل الارتباط الذاتي للبواقي:

يعد تحليل الارتباط الذاتي للبواقي خطوة أولى وأساسية في فحص ملاءمة نموذج التنبؤ. يبدأ ذلك برسم البواقي عبر الزمن لرصد خصائصها العامة مثل الاتجاه، التشتت، والبيانات الشاذة. ففي حال كان النموذج ملائمًا، تظهر البواقي عشوائية وتتذبذب حول الصفر دون نمط واضح. بعد ذلك، يتم فحص دالة الارتباط الذاتي للبواقي، حيث يُفترض أن تكون خالية من النتوءات أو الارتباطات الزمنية. وجود أي ارتباطات متبقية قد يشير إلى ضعف في النموذج ويستدعي تعديله. (شعراوي، 2005)

اختبارات حسن المطابقة:

بعد تقدير نموذج ARIMA والتحقق من استقراره، يتم إخضاعه لعدة اختبارات تهدف إلى التأكد من ملاءمته للبيانات، وذلك من خلال فحص خصائص البواقي، ومعنوية المعالم، والتوزيع الطبيعي للبواقي.

1. اختبار Ljung–Box للارتباط الذاتي للبواقي:

يُستخدم هذا الاختبار لتقييم ما إذا كانت البواقي الناتجة عن نموذج ARIMA تعاني من ارتباط ذاتي. يعتمد على فحص الارتباطات التلقائية حتى رتبة معينة (p)، ويُستخدم للتحقق مما إذا كانت هذه الارتباطات تختلف عن الصفر بشكل معنوي. إذا لم تكن دالة الارتباط الذاتي معنوية، فهذا يشير إلى أن البواقي عشوائية وأن النموذج قد التقط البنية الزمنية بشكل جيد، مما يعني قبول النموذج (Kleiber & Zeileis, 2008).

2. اختبار Jarque–Bera للتوزيع الطبيعي للبواقي:

بعد التأكد من الاستقرار وغياب الارتباط الذاتي، يتم فحص ما إذا كانت البواقي تتبع التوزيع الطبيعي باستخدام اختبار Jarque–Bera. يقيس هذا الاختبار مدى انحراف البواقي عن التوزيع الطبيعي من خلال تحليل قيم الانحراف والتفرطح. إذا كانت إحصائية الاختبار أقل من القيمة الحرجة لتوزيع كاي–تربيع، تُقبل الفرضية الصفرية بأن البواقي تتبع التوزيع الطبيعي، مما يعزز موثوقية النموذج (Teelucksingh & Watson, 2002).

3. اختبار معنوية المعالم والمعنوية الكلية للنموذج:

يتم التحقق من معنوية معالم النموذج (φ وθ) من خلال اختبار t، حيث يتم اختبار الفرضية الصفرية القائلة بأن كل معلم يساوي صفرًا. إذا تجاوزت القيمة المحسوبة القيمة الجدولية، يُرفض الفرض الصفر وتُعتبر المعلمة معنوية. كما يُستخدم اختبار F لتقييم معنوية النموذج ككل، ويُعتبر النموذج ملائمًا إذا تجاوزت قيمة F المحسوبة القيمة الجدولية، مما يدل على قدرة النموذج على تفسير التغيرات في السلسلة الزمنية (شيخي، 2011).

7–4– التنبؤ:

بعد تحديد النموذج الأمثل، ننتقل إلى مرحلة التنبؤ والتي تتم كما يلي (صغير، 2018):

– أولاً، يتم كتابة معادلة النموذج المُقدر باستخدام القيم المحسوبة للمعاملات.

– بعد ذلك، نقوم بتعويض القيم التاريخية من السلسلة الزمنية في المعادلة، مع اعتبار الأخطاء المستقبلية صفرًا.

– في النهاية، يتم استخدام المعادلة لحساب القيم المتوقعة بناءً على النموذج المحدد.

الجانب التطبيقي:

اعتمدت الدراسة على البيانات الشهرية لأسعار خام برنت، كما وردت في موقع إدارة معلومات الطاقة الأمريكية (EIA) عبر الرابط الرسمي للمؤسسة، تُعرض هذه الأسعار بوحدة دولار أمريكي لكل برميل، وهي تمثل السعر المتوسط للنفط الخام في أسواق التجارة الدولية. وتم تطبيق نموذج ARIMA لتحليل البيانات بالاعتماد على برنامج Minitab الإحصائي.

وفي الجدول (1) التالي تم عرض سلسلة البيانات الشهرية لأسعار النفط (خام برنت) خلال الفترة (2019-2024) ليتم استخدامها لغرض تقدير النموذج القياسي:

الجدول (1) : سلسلة البيانات الشهرية لأسعار النفط (خام برنت) خلال الفترة (2019-2024).

العام / الشهر	2019	2020	2021	2022	2023	2024
يناير	59.41	63.65	54.77	86.51	82.5	80.12
فبراير	63.96	55.66	62.28	97.13	82.59	83.48
مارس	66.14	32.01	65.41	117.25	78.43	85.41
أبريل	71.23	18.38	64.81	104.58	84.64	89.94
مايو	71.32	29.38	68.53	113.34	75.47	81.75
يونيو	64.22	40.27	73.16	122.71	74.84	82.25
يوليو	63.92	43.24	75.17	111.93	80.11	85.15
أغسطس	59.04	44.74	70.75	100.45	86.15	80.36
سبتمبر	62.83	40.91	74.49	89.76	93.72	74.02
أكتوبر	59.71	40.19	83.54	93.33	90.6	75.63
نوفمبر	63.21	42.69	81.05	91.42	82.94	74.35
ديسمبر	67.31	49.99	74.17	80.92	77.63	73.86

المصدر: موقع إدارة معلومات الطاقة الأمريكية (EIA) عبر الرابط الرسمي للمؤسسة
https://www.eia.gov/dnav/pet/hist/LeafHandler.ashx?n=PET&s=RBRTE&f=M

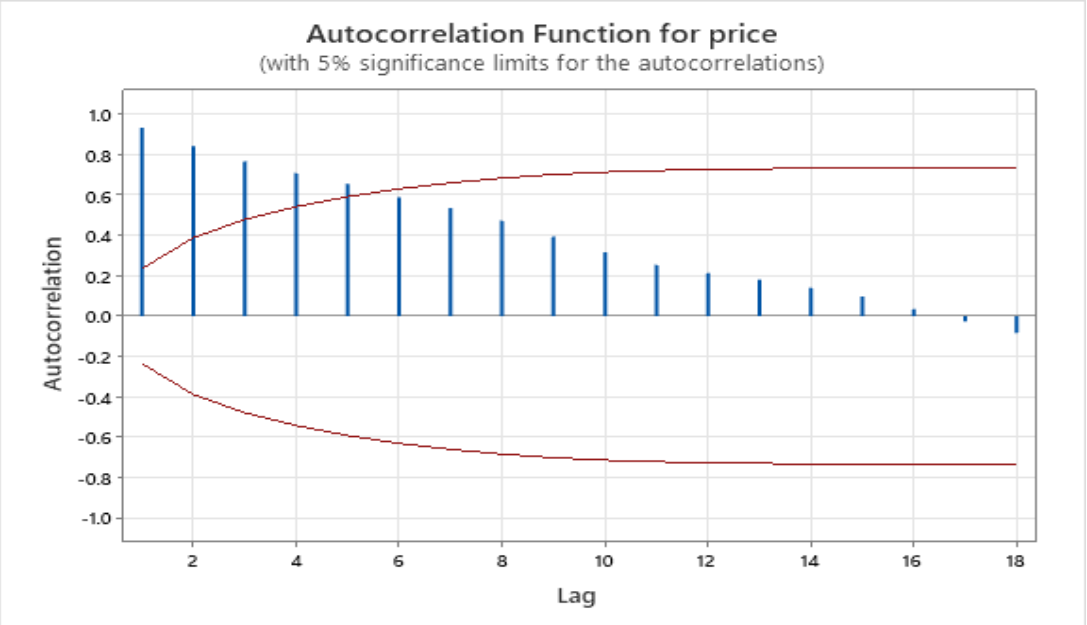
يُظهر الشكل التالي السلسلة الزمنية الشهرية لأسعار النفط الخام (برنت) خلال الفترة الممتدة من عام 2019 وحتى عام 2024. يلاحظ من الرسم وجود تقلبات واضحة في الأسعار تعكس تأثير العوامل الاقتصادية والسياسية العالمية على سوق النفط خلال هذه الفترة. يمثّل هذا الرسم الخطوة التمهيدية لتحليل السلسلة الزمنية واختبار خصائصها الإحصائية مثل الثبات (Stationarity) ونمط التذبذب.

الشكل (1): تطور أسعار النفط (خام برنت) خلال الفترة من يناير 2019 حتى ديسمبر 2024.

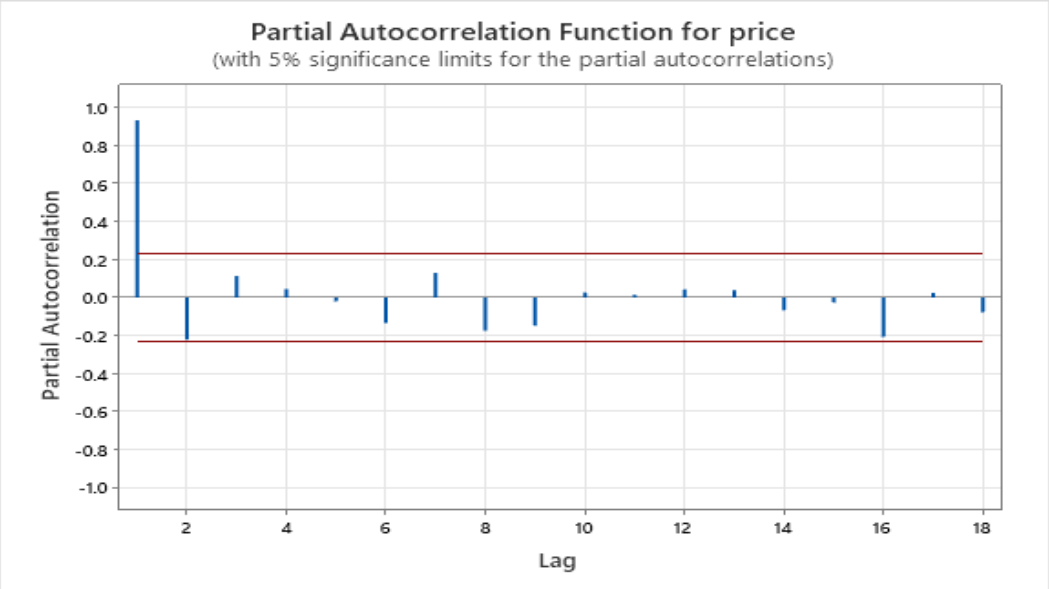
دراسة الاستقرارية:

دراسة استقرارية السلسلة الأصلية:

يُعد التحقق من استقرار السلسلة الزمنية خطوة أساسية قبل بناء نموذج ARIMA، إذ أن النماذج من هذا النوع تتطلب أن تكون السلسلة مستقرة أو محققة للاستقرار بعد إجراء الفرق. وقد تم الاعتماد على التمثيل البياني لدالتي الارتباط الذاتي (ACF) والذاتي الجزئي (PACF) لتحديد مدى استقرار السلسلة.



الشكل (2): دالة الارتباط الذاتي البسيط لسلسلة أسعار النفط الأصلية.

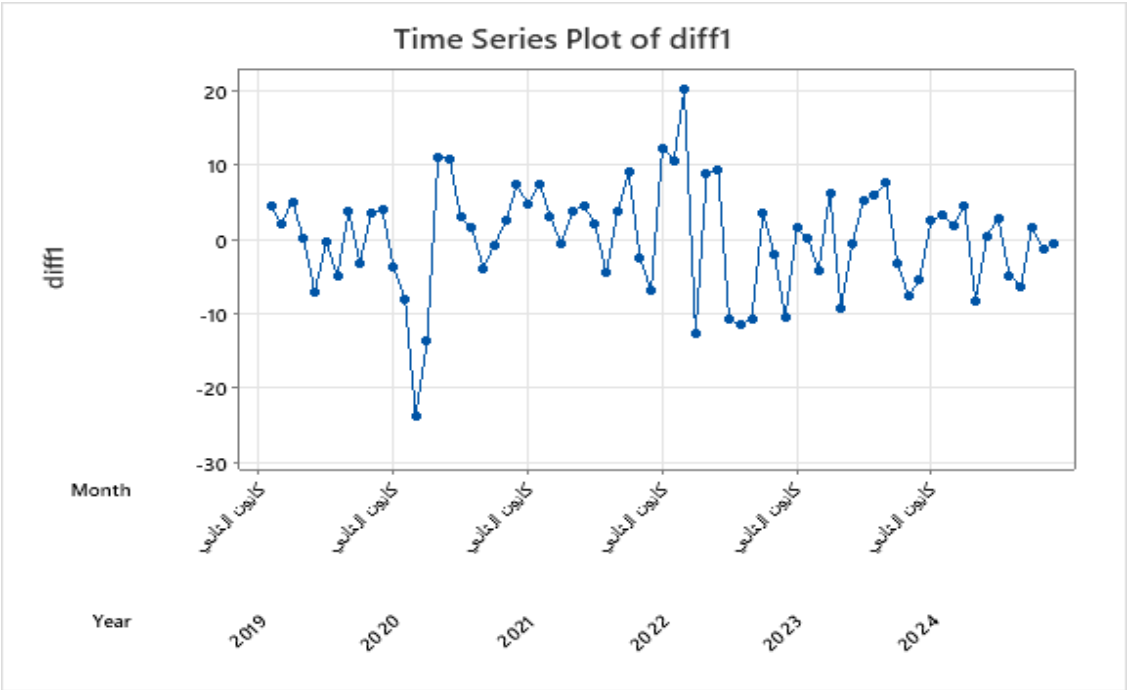


الشكل (3): دالة الارتباط الذاتي الجزئي لسلسلة أسعار النفط الأصلية.

يُظهر الشكلان الخاصان بدالتي الارتباط الذاتي (ACF) والذاتي الجزئي (PACF) للسلسلة الزمنية الأصلية وجود علاقة قوية وممتدة بين القيم الزمنية، حيث تبقى معاملات الارتباط ذات دلالة إحصائية لعدد كبير من الإزاحات (lags)، وتتناقص ببطء مع الزمن. يشير هذا السلوك إلى أن السلسلة الزمنية غير مستقرة (Non-Stationary)، مما يستدعي إجراء الفرق لتحويلها إلى سلسلة مستقرة قبل الانتقال إلى نمذجة ARIMA.

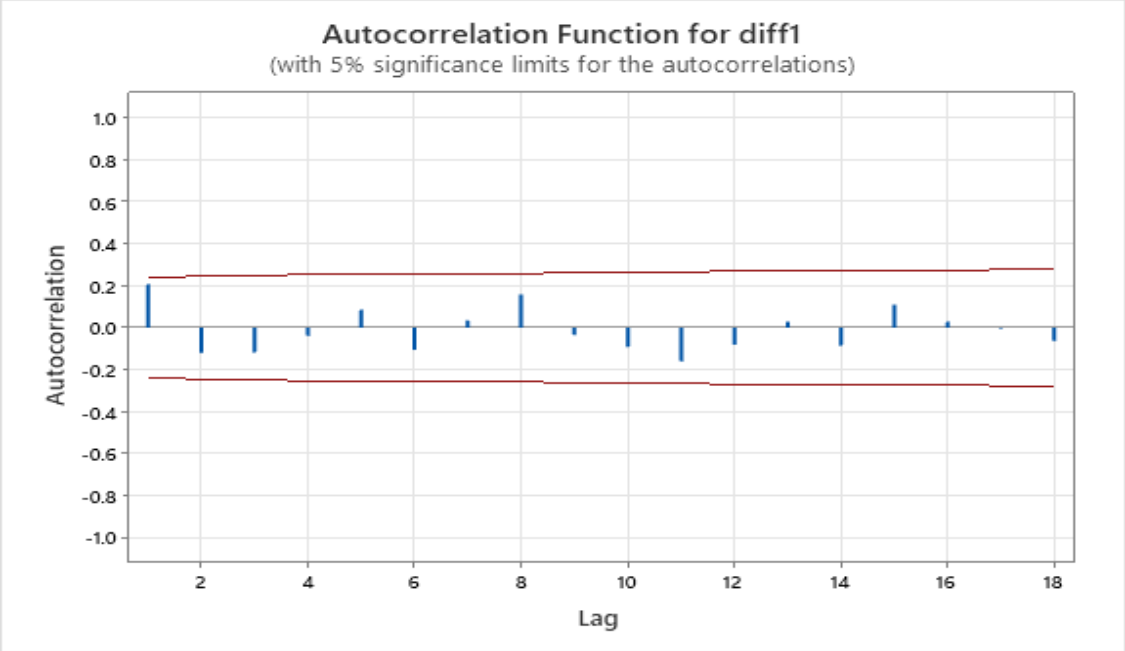
دراسة استقرارية الفرق الأول:

تم أخذ سلسلة الفرق الأول وتبين أن الشكل البياني لسلسلة الفروقات أصبح كما في الشكل (4) التالي:

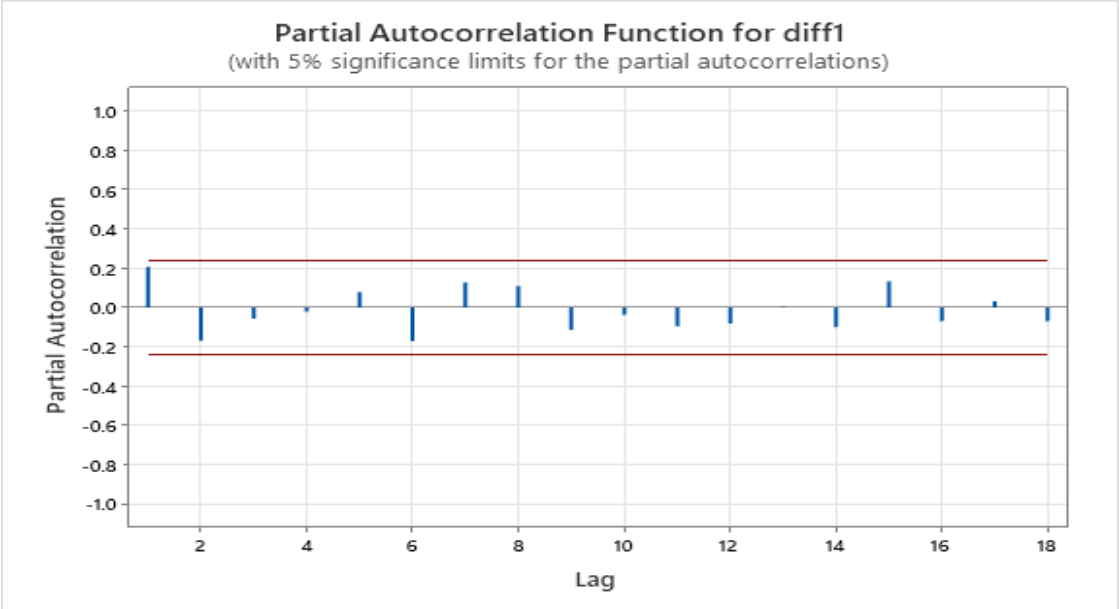


الشكل (4): منحنى سلسلة الفرق الأول لأسعار النفط (خام برنت) خلال الفترة من يناير 2019 حتى ديسمبر 2024.

يتضح من الشكل (4) أن سلسلة الفرق الأول مستقرة تتذبذب حول الصفر، وللتأكد من الاستقرارية تم الاعتماد على التمثيل البياني لدالتي الارتباط الذاتي (ACF) والذاتي الجزئي (PACF) لتحديد مدى استقرار السلسلة:



الشكل (5): دالة الارتباط الذاتي البسيط لسلسلة الفرق الأول لأسعار النفط.



الشكل (6): دالة الارتباط الذاتي الجزئي لسلسلة الفرق الأول لأسعار النفط.

بعد إجراء الفرق الأول على السلسلة الزمنية لأسعار النفط (خام برنت)، أظهرت الرسوم البيانية لكل من دالتي الارتباط الذاتي (ACF) والذاتي الجزئي (PACF) تغيراً ملحوظاً في سلوك السلسلة، حيث لوحظ تناقص سريع في قيم الارتباط، واقتصار القيم المعنوية على الإزاحات القليلة الأولى. يشير هذا النمط إلى أن السلسلة أصبحت أكثر استقراراً بعد الفرق، وتحققت خاصية الاستقرارية التي تُعد شرطاً أساسياً لتطبيق نماذج ARIMA. وعليه، يمكن البدء في تحديد النموذج الأمثل بناءً على هذه السلسلة المستقرة.

تحديد النموذج:

يُلاحظ من الشكلين (5) و(6) أن دالة الارتباط الذاتي (ACF) تشير إلى وجود قطع بعد الإزاحة الأولى، مما يدل على إمكانية وجود مكون من نوع متوسطات متحركة من الرتبة الأولى MA(1) . في المقابل، تُظهر دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) قطعًا عند الإزاحة الأولى، مما يشير إلى وجود مكون من نوع انحدار ذاتي من الرتبة الأولى AR(1). وبناءً عليه، فإن النموذج المقترح مبدئيًا هو ARIMA(1,1,1) وذلك بعد إجراء الفرق الأول لتحقيق الاستقرار.

ولاختيار النموذج الأنسب الذي يعبر بدقة عن السلوك الديناميكي للسلسلة المدروسة، تم تجربة عدد من نماذج ARIMA ذات التكوينات المختلفة، ثم تقييمها من خلال فحص معنوية المعاملات، واختبار التوزيع الطبيعي للبواقي، بالإضافة إلى اختبار Ljung–Box لقياس استقلالية البواقي. وقد تم تلخيص نتائج هذه الاختبارات في الجدول التالي:

الجدول (2) : النماذج المقترحة لنمذجة أسعار النفط.

النموذج	المعاملات	الارتباط الذاتي للبواقي	التوزيع الطبيعي للبواقي
ARIMA(1,1,1)	غير معنوية	–	–
ARIMA(0,1,1)	معنوية	لا يوجد ارتباط ذاتي	لا تتبع للتوزيع الطبيعي
ARIMA(1,1,0)	غير معنوية	–	–
ARIMA(0,1,2)	غير معنوية	–	–
ARIMA(1,1,2)	معنوية	لا يوجد ارتباط ذاتي	تتبع للتوزيع الطبيعي
ARIMA(2,1,0)	غير معنوية	–	–
ARIMA(2,1,1)	غير معنوية	–	–

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج Minitab20

ووفقًا للنتائج الواردة في الجدول، تبيّن أن نموذج ARIMA(1,1,2) هو الأنسب، حيث كانت جميع معاملاته معنوية، وتوزيع البواقي لا يخالف التوزيع الطبيعي، كما أظهر اختبار Ljung–Box عدم وجود ارتباط زمني معنوي في البواقي. وبالتالي، سيتم اعتماد هذا النموذج لتحليل السلسلة محل الدراسة.

تقدير النموذج ARIMA (1,1,2):

بعد التعرف على النموذج الأكثر توافقاً تم تقدير معالم النموذج فظهرت النتائج كما في الجدول الآتي:

الجدول (3): نتائج تقدير معاملات النموذج ARIMA (1,1,2)

Final Estimates of Parameters.

Type	Coef	SE Coef	T-Value	P-Value
AR 1	0.8880	0.0755	11.76	0.000
MA 1	0.6783	0.0592	11.46	0.000
MA 2	0.3611	0.0867	4.17	0.000
Constant	0.0344	0.0140	2.45	0.017

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج Minitab20

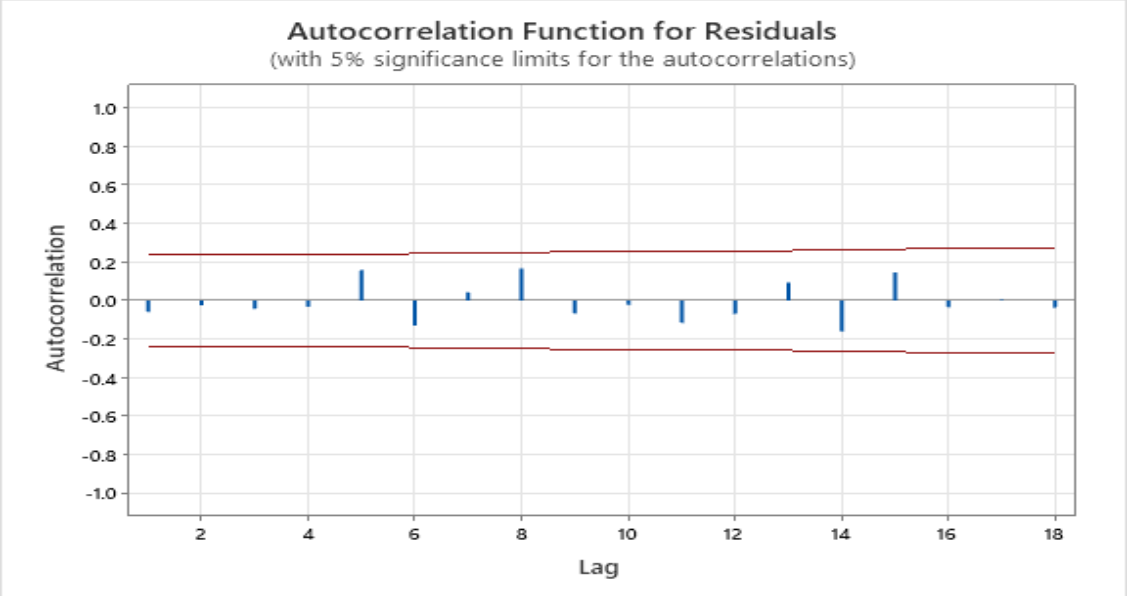
ويتضح من خلال الجدول السابق، يتضح أن قيم احتمال الدلالة P-value للمعاملات AR (1) (1)، MA و(2)MA جميعها كانت تساوي 0.000، وهي أقل بكثير من مستوى الدلالة المعتمد (0.05). وهذا يشير إلى أن هذه المعاملات معنوية إحصائيًا وتساهم بشكل فعّال في تفسير سلوك السلسلة الزمنية، مما يدعم صلاحية النموذج المستخدم من حيث معنوية معالمه.

تشخيص النموذج ARIMA (1,1,2):

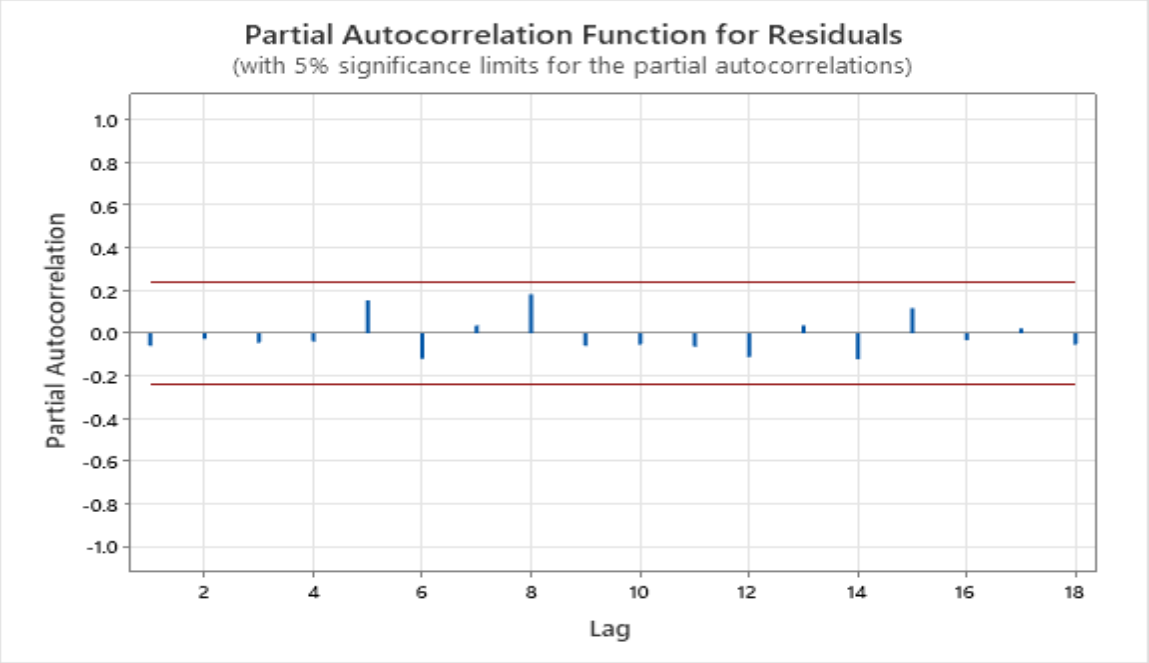
تم اختبار النموذج ARIMA(1,1,2) من خلال الخطوات التالية:

اختبار الارتباط الذاتي للبواقي:

بعد تقدير النموذج المقترح، تم تشخيص ملاءمته من خلال تحليل البواقي الناتجة عنه. ويُعد فحص الارتباط الذاتي للبواقي خطوة أساسية للتحقق من مدى استقلاليتها، إذ يشير وجود ارتباط ذاتي معنوي إلى عدم كفاية النموذج في احتواء الديناميكية الكاملة للسلسلة. وعليه، تم رسم دالتي الارتباط الذاتي (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF) لسلسلة البواقي للتحقق من استقلاليتها.



الشكل (7): دالة الارتباط الذاتي لسلسلة البواقي.



الشكل (8): دالة الارتباط الذاتي الجزئي لسلسلة البواقي.

يُظهر الرسم البياني لكل من دالة الارتباط الذاتي (ACF) ودالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) لسلسلة البواقي أن معظم القيم تقع ضمن حدود فواصل الثقة، ولا توجد إشارات على وجود نمط دوري أو ارتباطات ذاتية معنوية عند أي من الفترات الزمنية. يشير هذا السلوك إلى أن البواقي تتصرف كضوضاء بيضاء (White Noise)، وهو ما يدل على استقرارها واستقلاليتها. وبذلك يمكن اعتبار أن النموذج قد تمكّن من احتواء البنية الزمنية للسلسلة بشكل جيد.

بالإضافة إلى التحليل البصري، تم استخدام اختبار Ljung–Box الإحصائي لقياس ما إذا كانت البواقي مستقلة عن بعضها البعض عند فترات تأخير مختلفة. وقد أظهرت نتائج الاختبار أن جميع قيم P–value عند مختلف الإزاحات كانت غير معنوية (أكبر من 0.05)، مما يدل على عدم وجود ارتباط ذاتي معنوي في البواقي. وهذا يؤكد أن النموذج يحقق شرط الاستقلالية في البواقي، ويُعد مناسبًا من هذه الناحية. كما هو موضح في الجدول (4) التالي:

الجدول (4): نتائج اختبار Ljung–Box لبواقي النموذج ARIMA(1,1,2)

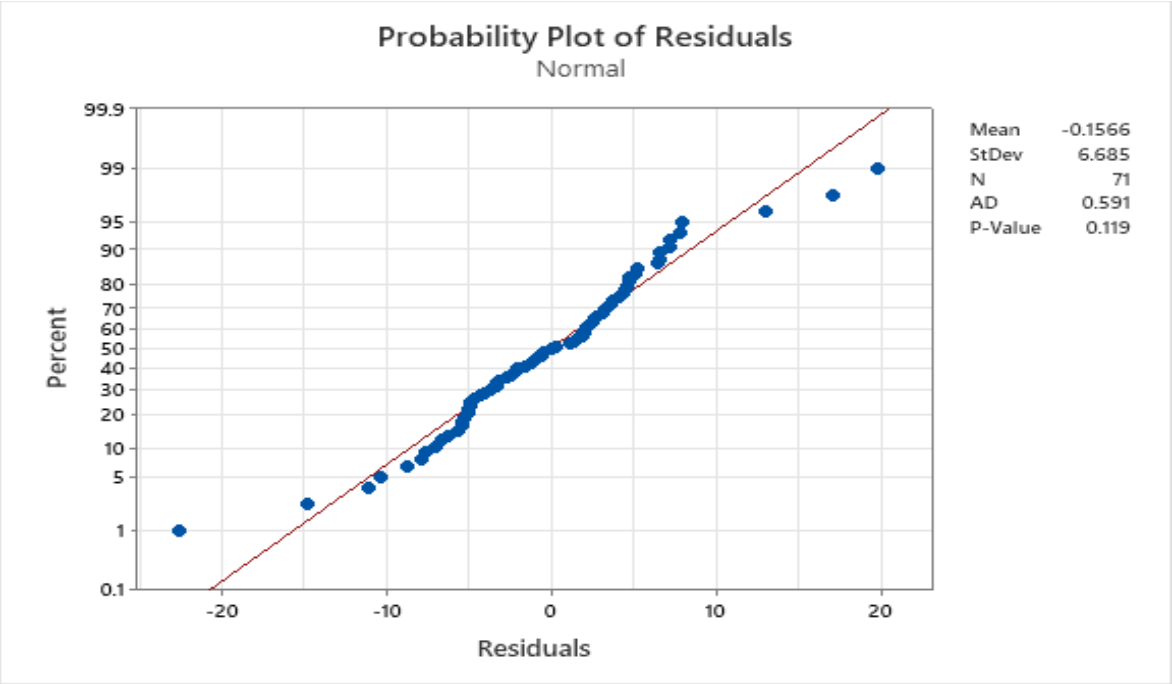
Modified Box–Pierce (Ljung–Box) Chi–Square Statistic.

Lag	12	24	36	48
Chi–Square	8.24	17.88	30.38	38.61
DF	8	20	32	44
P–Value	0.410	0.595	0.549	0.701

المصدر: من إعداد الباحثين بالاعتماد على برنامج Minitab20

اختبار التوزيع الطبيعي للبواقي:

ضمن خطوات تشخيص النموذج، تم تطبيق اختبار Anderson–Darling للتحقق من مدى توافق البواقي مع التوزيع الطبيعي، وهو أحد الفروض الأساسية لنماذج ARIMA من أجل ضمان موثوقية الاستدلال الإحصائي. وكانت النتائج كما في الشكل الآتي:



الشكل (9): اختبار التوزيع الطبيعي لبواقي التقدير.

وقد أظهرت نتائج الاختبار من الشكل (9) أن قيمة P–value بلغت 0.119، وهي أكبر من مستوى الدلالة (0.05)، مما يشير إلى عدم رفض فرضية التوزيع الطبيعي. وبذلك يمكن القول إن بواقي النموذج تتبع التوزيع الطبيعي.

إن اجتياز النموذج المقترح ARIMA(1,1,2) لاختبارات التشخيص بنجاح، بما في ذلك اختبارات الاستقلالية والتوزيع الطبيعي للبواقي، يؤكد ملاءمته لتقدير سلوك سلسلة أسعار النفط خلال الفترة (2019–2024). وبناءً على ذلك، **تم قبول فرضية البحث التي تنص على أن: "نماذج ARIMA توفر إطارًا مناسبًا لنمذجة سلسلة أسعار النفط خلال الفترة (2019–2024)"**.

التنبؤ:

استنادًا إلى النموذج المعتمد ARIMA(1,1,2) الذي أثبت كفاءته في تمثيل سلوك سلسلة أسعار خام برنت خلال الفترة (2019–2024)، تم إجراء تنبؤ خارج العينة لأسعار النفط لستة أشهر تالية لنهاية الفترة المدروسة. يوضح الجدول التالي القيم التنبؤية المتوقعة لأسعار خام برنت خلال هذه الفترة:

الجدول (5): القيم التنبؤية لأسعار خام برنت للفترة (يناير–يونيو 2025).

Forecasts from period 72.

		95% Limits	
Period	Forecast	Lower	Upper
73	75.1708	61.7707	88.571
74	76.6679	55.6357	97.700
75	78.0318	52.8392	103.224
76	79.2774	51.4637	107.091
77	80.4180	50.8818	109.954
78	81.4654	50.7856	112.145

المصدر: من إعداد الباحث بالاعتماد على برنامج Minitab20

تُظهر نتائج التنبؤ لأسعار خام برنت للفترة من يناير إلى يونيو 2025 اتجاهًا تصاعديًا تدريجيًا، حيث تبدأ القيمة المتوقعة عند 75.17 دولارًا في يناير وترتفع لتصل إلى 81.46 دولارًا في يونيو. ويُلاحظ أن هذا الاتجاه الصاعد يأتي بعد انخفاض ملحوظ في الأسعار خلال الأشهر الأخيرة من عام 2024، تشير فترات الثقة عند مستوى 95% إلى اتساع نطاق التذبذب المحتمل للأسعار، حيث يتراوح الحد الأدنى بين 61.77 و50.78 دولارًا، بينما يتراوح الحد الأعلى بين 88.57 و112.14 دولارًا، مما يعكس قدرًا من عدم اليقين في الأسواق النفطية خلال فترة التنبؤ. ومع ذلك، تظل التقديرات ضمن نطاق مقبول يتسق مع القيم السابقة، مما يعزز من موثوقية نموذج ARIMA(1,1,2) في التنبؤ بأسعار النفط على المدى القصير.

النتائج والتوصيات:

النتائج:

1- أظهرت النتائج أن نموذج ARIMA(1,1,2) هو الأنسب لنمذجة سلوك أسعار خام برنت خلال الفترة المدروسة (2019–2024) حيث تبين أن النموذج يوفر تمثيلًا دقيقًا للسلسلة الزمنية.

2- تم استخدام النموذج للتنبؤ بأسعار خام برنت خلال الفترة المستقبلية (يناير – يونيو 2025). أظهرت التنبؤات أن أسعار النفط ستتراوح بين 75.17 دولارًا و81.46 دولارًا للبرميل، مما يعكس اتجاهًا صاعدًا في الأسعار خلال الأشهر القادمة.

3- ظهرت النتائج عند مستوى ثقة 95% وجود نطاقات واسعة من التوقعات المحتملة، حيث تراوحت القيم الدنيا من 50.78 دولارًا إلى 61.77 دولارًا، بينما تراوحت القيم العليا من 88.57 دولارًا إلى 112.14 دولارًا. يشير هذا إلى الطبيعة المتقلبة للسوق النفطية.

4- تم تحليل تقلبات أسعار النفط باستخدام نموذج ARIMA، حيث تبين أن النموذج قادر على توقع التقلبات بشكل معقول رغم وجود بعض التذبذبات في الأسعار.

التوصيات:

1- توصي الدراسة باستخدام نموذج ARIMA في التنبؤ بأسعار النفط، خصوصًا في التحليل قصير الأجل. حيث أظهر النموذج دقة عالية في التنبؤ بأسعار النفط على المدى القريب، ما يجعله أداة فعالة في استشراف الاتجاهات المستقبلية للأسعار.

2- بالنظر إلى التذبذبات الكبيرة في أسعار النفط، يُوصى بالاستفادة من النماذج المركبة مثل ARIMA-GARCH لتحليل التقلبات بشكل أكثر دقة. سيساعد هذا في تقديم رؤى أعمق حول تأثير العوامل الاقتصادية العالمية على سوق النفط.

3- توصي الدراسة باستخدام التنبؤات الناتجة من النموذج في تطوير استراتيجيات الاستثمار واتخاذ القرارات الاقتصادية المرتبطة بصناعة النفط.

4- تقترح الدراسة إجراء المزيد من الدراسات باستخدام بيانات تمتد لفترات أطول من أجل تعزيز دقة التنبؤات على المدى الطويل، وكذلك دراسة تأثير العوامل السياسية والاقتصادية العالمية على نماذج التنبؤ بأسعار النفط.

المراجع:

المراجع العربية:

1. أبو لبده، إياد يونس عبد الحميد. (2018). **استخدام نموذجي ماركوف و Arima في التنبؤ بأسعار صرف الدولار مقابل الشيكل**. رسالة مقدمة لمتطلبات الحصول على درجة الماجستير في الإحصاء، جامعة الأزهر، غزة.
2. أحمد، أبو ذر يوسف علي. (2023). **استخدام نماذج ARIMA للتنبؤ بسلسلة الأرقام القياسية للأسعار في السودان للفترة من 2012-1970 م**. مجلة كلية الاقتصاد والعلوم السياسية. 23، 161-198.
3. أحمد ، أبو ذر و يونس ، عادل (2013). **استخدام السلاسل الزمنية للتنبؤ بإنتاجية الصمغ العربي في سوق محاصيل الأبيض للفترة (1960-2012)**، مجلة البحث العلمي للعلوم والآداب العدد (15)، ص211-238.
4. بشيشي، وليد؛ مجلخ، سليم؛ بعلي، حمزة. (2018). **استخدام نماذج ARIMA للتنبؤ بسعر صرف الدولار مقابل الدينار الجزائري**. المجلة الجزائرية للتنمية الاقتصادية، 5(2)، 112-127.
5. الجبوري، عبير حسن علي. (2010).**التنبؤ بأسعار النفط العراقي للعام 2010 باستخدام السلاسل الزمنية**. مجلة جامعة بابل للعلوم الإنسانية،18(1).
6. حيدر، اسراء عوني؛ حمه رسول، فاطمة عثمان. (2019). **التنبؤ بأسعار الذهب العالمية باستخدام نماذج Arima**. مجلة جامعة جوفاري للعلوم الإنسانية، 23(2)، 215-238.
7. شعراوي، مصطفى. (2005). **مقدمة في التحليل الحديث للسلاسل الزمنية**. جدة: جامعة الملك عبد العزيز.
8. شيخي، محمد. (2011). **طرق الاقتصاد القياسي محاضرات وتطبيقات**. الجزائر: الحامد للنشر.
9. صغير، قليل محمد. (2018). محاضرات في تحليل السلاسل الزمنية. الجزائر: جامعة مصطفى غسطمبولي معسكر.
10. صليوا، رهاد عماد؛ مطر، ظافر رمضان. (2019). **مقارنة أداء التنبؤ بين بعض الشبكات العصبية الاصطناعية ومنهجية (بوكس – جنكنز) مع التطبيق**. المجلة العراقية للعلوم الإحصائية، 28، ص51-76.
11. الطاهر، جليط. (2016). **محاضرات في الاقتصاد القياسي 1**. جامعة جيجل: كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير.
12. عبد الله، امطير مفتاح عثمان. (2017). **مبادئ الإحصاء**. الأردن: مركز الكتاب الأكاديمي.

13. عبد الله ، كفاية؛ الفواعير، مؤيد. (2025).**إدارة العمليات ممارسات تكنولوجية وتطبيقات عملية لانتاج السلع والخدمات**. الأردن: دار اليازوردي.

14. عطية، عبد القادر محمد عبد القادر. (2005). **الحديث في االقتصاد القياسي بين النظرية والتطبيق**. مكة المكرمة: الدار الجامعية للطباعة والنشر.

15. فليفل، كامل؛ حمدان، فتحي. (2013). **الإحصاء**. الأردن: المنهل.

16. مارون، زهرة. (2010). **استخدام نموذج تصحيح الخطأ في تقدير دالة الواردات – حالة الجزائر** ، مذكرة تخرج لنيل شهادة ماجستير في العلوم الاقتصادية تخصص اقتصاد تطبيقي، غير منشورة، جامعة الشلف، الجزائر.

المراجع الأجنبية:

1- Brockwell, PJ & Davis R.A. (2002). **Introduction to time series and forecasting**. Springer and Verlag New York. INC

2- Deboef, S. (2000). **Modeling equilibrium relationships: Error correction model with strongly autoregressive data**. The Pennsylvania State University, Department of Political Science.

3- Gasper, L; Mbwambo, H. (2023). **Forecasting Crude Oil Prices by Using ARIMA Model**. Tanzania Journal of Accounting Finance and Auditing Studies. 9(2). PP 158-175.

4- Kleiber, C., & Zeileis, A. (2008). **Applied Econometrics with R**. New York: Springer.

5- Lai, T. L., & Xing, H. (2008). **Statistical models and methods for financial markets**. New York: Springer.

6- Lie, J., Deng, H., Wang, F. L., & Wang, L. (2009). **Artificial Intellegence and omputational ntelligence**. Berlin: Springer.

7- Mukhopadhyay, S. (2015). **Production planning and control: Text and cases** (3rd ed.). Delhi: PHI Learning.

8- Nyoni, T. (2019). **Forecasting Australian CPI using Arima Models**. Zimbabwe: University of Zimbabwe.

9- Pankratz, A. (2009). **Forecasting with univariate Box-Jenkins models: Concepts and cases**. Weinheim, Germany: Wiley.

10- Watson, P. K., & Teelucksingh, S. S. (2002). A Practical Introduction to Econometric Methods. Barbados: University of the West Indies Press.

11- Wei, W. W. (2006). Time Series Analysis Univariate and Multivariate Methods (Second ed.). California: Pearson Addison Wesley.