

## التنبؤ بأسعار البترول العالمية باستخدام نموذج ARIMA-GARCH الهجين Forecasting on Global Oil Prices Using a Hybrid ARIMA-GARCH Model

محمود سهيل الحاج

شادي إسماعيل التلباني

جامعة الأزهر-غزة

2019/2/17

تاريخ القبول

2018/9/6

تاريخ الاستلام

### ملخص:

تناول هذا البحث استخدام النموذج الهجين من خلال الدمج بين نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية ARIMA ونموذج الانحدار الذاتي العام المشروط بعدم ثبات التباين GARCH، وذلك باستخدام بواقي نموذج ARIMA كمدخلات لنموذج GARCH، بالاعتماد على بيانات السلسلة الزمنية اليومية لأسعار البترول لمنظمة الأوبك العالمية للفترة الزمنية من 2/1/2013 - 2/1/2018، حيث تم اقتراح عدد من النماذج الهجينة، وتمت المفاضلة بينهما باستخدام معايير التقييم (AIC)، (AICc)، (BIC) لإيجاد أنسب نموذج لتحليل البيانات محل البحث. وقد توصل البحث إلى أن نموذج GARCH (1,1) - ARIMA (0,1,1) الحاصل على أقل القيم لمعايير التقييم السابقة، في حالة كان الخطأ العشوائي للبواقي يتبع التوزيع t-Student هو النموذج الأنسب والملائم لتحليل بيانات البحث، وأظهرت النتائج أن النموذج الهجين هو الأكفأ في القدرة على التنبؤ المستقبلي بأسعار البترول، لامتلاكه أقل قيم لمعايير دقة التنبؤ (MAPE)، (MAE)، (RMSE) مقارنة بنموذج ARIMA.

### Abstract:

The research talk over the use of hybrid sample through the combination between Auto Regressive Integrated Moving Average (ARIMA) and Generalize Autoregressive Conditional Heteroscedastic sample, by using the outcomes of (ARIMA) as on input of GARCH based on the daily time series for petroleum prices for the organization of petroleum Exporting countries (OPEC) from the period between 2<sup>nd</sup> of Jan , 2013 until the 2<sup>nd</sup> of Jan , 2018, As agroup of hybrid samples had been suggested Comparison

had been done by evaluation standards (BIC) , (AIC) , (AICc) to find out the best samples to analyze the concerned data.

The research found out that the ARIMA(0,1,1) – GARCH(1,1) sample that scored the lowest values for the previous evaluation standard, in case the random error follows the classification of ( t student ) , then it is the most appropriate sample to analyze study data .

The results shows that the hybrid sample is the most efficiency one due to its ability to predict the future of petroleum prices , because it has the lowest value of accuracy predication (RMSE),(MAE),(MAPE) in comparison with ARIMA sample .

#### مقدمة:

يعتبر البترول من أهم الاكتشافات التي توصل إليها الإنسان منذ سنة 1859م، فهو المصدر الرئيسي للطاقة على اختلاف أنواعها وأشكالها الذي تعتمد عليه معظم اقتصاديات دول العالم المتقدم، كما أنه يُعتبر سلعة استراتيجية عالمية ومادة أولية في الصناعات الكيماوية والبترولية باعتباره مصدراً هاماً للاستثمار من أجل سد متطلبات العالم من الطاقة، وتتزايد أهمية البترول يوماً بعد يوم رغم المحاولات العديدة للدول الصناعية في إحلاله بطاقات أخرى كالغاز والفحم والطاقة النووية أو بالطاقات المتجددة كالطاقة الشمسية والطاقة الهوائية والطاقة المائية وغيرها من الطاقات، أضف إلى ذلك أنه من الناحية الاقتصادية أثبت البترول أنه أقل مصادر الطاقة تكلفة، وبالتالي أصبح دوره مركزياً في التنمية الاقتصادية للدول المصدرة (حسين وأسماء، 2017).

إن أهمية سعر البترول مالياً واقتصادياً، تجعل الدقة في دراسة سوقه واجبة من أجل الوضوح التام لتتقنه الحوار وفهم مضامين القرارات المرتبطة بمستقبل المورد البترولي في ضوء وقائع الفترة القريبة الماضية، فبالإضافة إلى القوانين الاقتصادية التي تتحكم في أسعاره كقانون العرض والطلب نجد متغيرات أخرى أكثر تحكماً في أسعارها وهي الظروف السياسية، زد إلى ذلك الظروف المناخية وكل هذه الأمور تجعل من دراسة أسعار البترول وإمكانية التنبؤ بها من الدراسات الصعبة جداً (ساهد ومكيدش، 2014)، لذلك طور الإحصائيون مجموعة من نماذج جديدة، مثل نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة غير الخطية، مما أعطى نفساً جديداً لعالم نمذجة السلاسل الزمنية، كذلك اقترح (Engle, 1982) نماذج أخرى غير خطية، تقدم انحدار ذاتي مشروط بعدم تجانس التباين باستعمال معلومات سابقة سُميت نماذج ARCH، ثم طور (Bollerslev, 1986) نماذج ARCH باقتراح نموذج GARCH (الانحدار الذاتي المشروط بعدم التجانس) ويعتبر هذا النموذج وتطويراته المختلفة احدى الوسائل المهمة لتوصيف التغير عبر الزمن الذي يتميز به عدم اليقين في الأرباح للأسواق المالية والمقاس بالتقلبات Volatility أو (Risk) المخاطرة ، وبذلك تستخدم هذا النوع من النماذج لقياس العلاقة بين الربح والمخاطرة (الشركسي والقبائلي، 2014).

مع الحاجة المستمرة لتنبؤات أكثر دقة للظواهر المختلفة فإن الباحثين يحاولون إيجاد نماذج تجمع بين نموذجين بدلاً من استخدام نموذج واحد للتنبؤ، حيث أن أحدهما يعوض النقص الموجود بالآخر، ويعتبر الدمج بين نموذجي GARCH , ARIMA من النماذج التي تعطي نتائج أدق مما لو استخدم كل نموذج على حده، وعلنه جاءت هذه البحث إلى تقليل الفشل من استخدام نموذج غير مناسب حيث أن أحدهما يعوض النقص الموجود في النموذج الآخر، كما أن نموذج واحد قد يكون غير كاف لفهم السلوك عن السلسلة الزمنية لظاهرة معينة (Kashei and Bijari, 2010)، ولذلك لا بد من اجراء دراسة لمحاولة الوصول إلى أساس كمي مناسب للتنبؤ بأسعار البترول الخام، وعلنه جاءت هذه البحث إلى تقليل الفشل من استخدام نموذج إحصائي غير مناسب للتنبؤ بظاهرة التغير في سعر البترول الخام ينعكس بدوره على رسم السياسات المالية والاقتصادية.

#### مشكلة البحث :

إن فكرة الدمج بين النماذج الخطية والنماذج غير الخطية للتنبؤ بالسلاسل الزمنية تقوم على حقيقة أنه لا يوجد نموذج جيد بمفرده في معظم الحالات، فإذا تم استخدام خصائص النماذج معاً فإنه يكون هناك نموذج دمج ملائم جداً للبيانات، حيث يعتبر أسلوب الدمج بين عدة نماذج طريقة فعالة لتحسين أداء كل نموذج حيث إن تقنيات الدمج المختلفة تعوض النقص الموجود في كل نموذج على حده، لذا يُفضل الدمج بين النماذج المختلفة ( Tseng. et al, 2002 ; الوصيفي، 2012)، من خلال ما تم ذكره آنفاً، ونظراً لأهمية هذا الموضوع، لذلك يتمحور التساؤل الرئيس في: ما هو النموذج الأمثل من نماذج ARIMA - GARCH الهجين للتنبؤ بأسعار البترول ؟

#### 1. الجانب النظري:

عملية الدمج بين النماذج المختلفة تعطي نتائج أدق مما لو استخدم كل نموذج على حده، وعلى ذلك فإن هذه البحث تقوم على الدمج بين نماذج GARCH ونماذج ARIMA لتحليل السلاسل الزمنية، وبذلك يتم الجمع بين مرونة نماذج ARIMA وقوة نماذج GARCH، وتهدف عملية الدمج إلى تقليل الفشل من استخدام نموذج غير مناسب حيث يعوض نموذج النقص الموجود في نموذج آخر، كما أن نموذج واحد قد يكون غير كاف لفهم السلوك الكامل عن السلسلة الزمنية لظاهرة معينة (Kashei & Bijari, 2011).

لذلك يعتبر استخدام النماذج الهجينة Hybrid Models بمثابة تحدياً قام به المختصون ويمثل هذا التحدي في القدرة على زيادة دقة التنبؤ وعرف التهجين على أنه الدمج بين الطرق التقليدية في التنبؤ وعلى رأسها نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية ARIMA مع طرق حديثة مثل نماذج GARCH، وذلك باستخدام البواقي الناتجة من نموذج ARIMA.

حيث يهدف هذا البحث إلى تعريف النماذج الهجينة Hybrid Models والدوافع التي دعت الباحثين لابتكار طريقة التهجين بين النماذج، بالإضافة إلى مزايا وعيوب تلك النماذج الهجينة، لذلك أصبح من المعروف لدى الإحصائيين والمتخصصين بمجال دراسة السلاسل الزمنية الحديثة أنه عند بناء أي نموذج يجب أن يمر بعدة مراحل معينة، وفي هذا القسم من البحث نعرض هذه المراحل (الخطوات) وهي التي سوف يتم استخدامها بالجزء العملي للبحث.

### 3.1 النماذج الهجينة Hybrid Models

ويقصد بعملية التهجين : الخلط أو الدمج بين طريقتين أو أكثر في التنبؤ ، واستغلال خصائص كل من هذه الطرق للحصول على نموذج جامع بينهم ، يعالج الضعف والفجوة الموجودة في كل نموذج على حده، وهذا بدوره يؤدي إلى توليد نموذج أكثر موثوقية ودقة في التنبؤ .

ويعد الخلط بين طريقتين فقط من أشهر طرق التهجين السائدة ، كما هو الحال في نموذج ARIMA-GARCH الهجين، وهناك عدة دوافع دعت الباحثين لابتكار طريقة التهجين بين النماذج، نذكر منها ( Kashei & Bijary , 2011; Babu & Reddy, 2014 ) :

1- غالبية السلاسل الزمنية تحتوي على أنماط خطية وغير خطية معاً دون احتوائها على صفة واحدة بصورة منفردة، لذلك فإن النماذج التقليدية المنفردة تقوم بالتعامل مع نمط معين إما خطي كما هو الحال في نموذج ARIMA أو غير خطي كنماذج GARCH، وبالتالي فإن استخدام نماذج ARIMA ونماذج GARCH بصورة منفردة لن يكون كافياً لنمذجة السلسلة بالشكل الصحيح، ومن هنا كانت فكرة التهجين لا بد منها لتشكيل نموذج يجمع بين صفتين أو أكثر ، ويستطيع التعامل مع الخصائص المختلفة للسلسلة الزمنية.

2- يصعب عملياً تحديد فيما إذا كانت العملية الكامنة وراء تكوين السلسلة الزمنية خطية أم غير خطية ، لذلك يلجأ الباحث للجمع والخلط بين عدة نماذج، لتفادي أي مشاكل ومعوقات قد تواجهه في المستقبل .

3- معظم النماذج المستقلة تم توليدها لمعالجة قصور واحد في السلسلة الزمنية، لذلك تم تشكيل عدة أنماط من النماذج لمعالجة المشاكل المختلفة، وحيث أن السلسلة الزمنية غالباً ما تجمع بين عدة مشاكل فهذا بدوره دفع الباحثين للخلط بين النماذج معاً من أجل القضاء على جميع المشاكل في وقت واحد وبواسطة نموذج جامع واحد .

4- النموذج الهجين يحافظ على دقة التنبؤ بالإضافة إلى الحفاظ على اتجاه البيانات ، أما النماذج التقليدية تحافظ على اتجاه البيانات دون الحفاظ على دقة التنبؤ .

5- النموذج الهجين مناسب تماماً للتنبؤ على المدى الطويل.

### 3.2 خطوات بناء النموذج الهجين Hybrid ARIMA-GARCH

يتم بناء النموذج الهجين استناداً على أن السلسلة الزمنية تتكون من مجموع مركبتين إحداها خطية  $L_t$ ، والأخرى غير خطية  $N_t$  في الزمن  $t$  حيث أن:  $y_t = L_t + N_t$  وبذلك فإن مراحل بناء نموذج الهجين Hybrid ARIMA-GARCH يكون على النحو التالي (Saad, 2016):

1- بناء وتحديد أفضل نموذج ARIMA من أجل إزالة أي اعتماد خطي في بيانات السلاسل الزمنية، وصولاً إلى التنبؤ بالقيم المستقبلية والحصول على القيم المقدرة ومن ثم الحصول على البواقي  $e_t$  التي تمثل الفرق بين القيم الحقيقية والقيم المقدرة من خلال العلاقة الآتية:  $e_t = y_t - \hat{L}_t$ ، حيث  $\hat{L}_t$  تمثل القيم المقدرة التي تم الحصول عليها من توفيق أفضل نموذج من نماذج ARIMA.

ومن المهم معرفته عند بناء نموذج ARIMA اكتشاف ومعالجة القيم المتطرفة في السلسلة الزمنية، حيث تتم معالجتها بعدة طرق منها استبدالها بقيمتها التقديرية.

2- يتم عرض البواقي التي تم الحصول عليها من نموذج ARIMA الذي تم تحديده في الخطوة الأولى، وهنا نميز بين نوعين من البواقي كما يلي:

#### - البواقي ذات العلاقة الخطية :

وفي هذه الحالة لا نستطيع استخدامها لبناء نموذج الهجين ARIMA-GARCH ونكتفي فقط بنموذج ARIMA الذي بدوره يعطي تنبؤات أكثر دقة في حالة البواقي الخطية حيث أنه من صفات نموذج ARIMA أنه يعتبر النموذج الأكفأ في حالة كون مشاهدات وبواقي السلسلة خطية. لذلك سنعمل على تحديد نموذج كاف مشروط يحتوي على أخطاء وبواقي غير خطية نستطيع من خلاله توظيفه كمدخلات في بناء نموذج GARCH وبالتالي حصولنا على النموذج الهجين. (Saad, 2016).

#### - البواقي ذات العلاقة غير الخطية:

هي البواقي التي تحتوي على العلاقات غير الخطية التي لم يستطيع نموذج ARIMA نمذجتها، يمكن فحص خطية البواقي بأكثر من وسيلة، وهناك العديد من الأشكال البيانية والاختبارات الاحصائية التي تستخدم للتحقق من خطية البواقي، نعرض في هذا القسم ما يلي:

أولاً: التحقق من خطية البواقي باستخدام الأشكال البيانية.

نقدم بعض من هذه الأشكال البيانية والتي من خلالها يمكننا من معرفة مدى وجود العلاقة الخطية أو عدم وجودها، ومن أشهر هذه الأشكال:

• المنحنى التكراري والرسم البياني QQ-Plot للبواقي

يتميز هذا الشكل بوجود خط قطري يعتبر محدداً من خلاله يتم الحكم على طبيعة البواقي، حيث أنه إذا وجد أن البواقي تبتعد عن الخط فهذا دليل على عدم خطية البواقي.

• دالتي الارتباط الذاتي للبواقي (ACF Residuals Plot) والارتباط الذاتي الجزئي

للبواقي (PACF Residuals Plot)

يتم من خلال الدالتين فحص ثبوتية السلسلة ومدى خطية بواقيها، وذلك من خلال تتبع مسار البيانات وفحص مدى تلاشيها، فإذا وجد أن قيم معاملات الارتباط الذاتي للبواقي تتلاشى بشكل سريع وتقترب من الصفر، وتقع جميعها داخل حدي فترة الثقة فهذا يدل على خطية البواقي. أما إذا كانت تتلاشى ببطء ولا تقع ضمن حدي فترة الثقة فهذا يدل على عدم وجود ارتباط ذاتي وهذا بدوره يؤكد على عدم خطية البواقي.

ثانياً: التحقق من خطية البواقي باستخدام الاختبارات الإحصائية

وللتحقق من خاصية خطية البواقي باستخدام الاختبارات الإحصائية من خلال عدد آخر من الاختبارات الإحصائية مثل اختبار الارتباط التسلسلي (Ljung-Box) واختبار ARCH Test واختبار Jarque- Bera test الذي تم تناولهم بشيء من التفصيل والإسهاب في البحث الثالث، والتي بدورها تحسم أمر وجود العلاقة غير الخطية. حيث أنها تعتبر مؤشراً على صدق الرسومات البيانية.

أ- استخدام البواقي غير الخطية الناتجة عن نموذج أريما كمدخلات بناء في نموذج GARCH، ويتم الحصول على البواقي عند الزمن  $t$  من خلال الدالة غير الخطية  $f$ :

$$e_t = f(e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_n) + \varepsilon_t$$

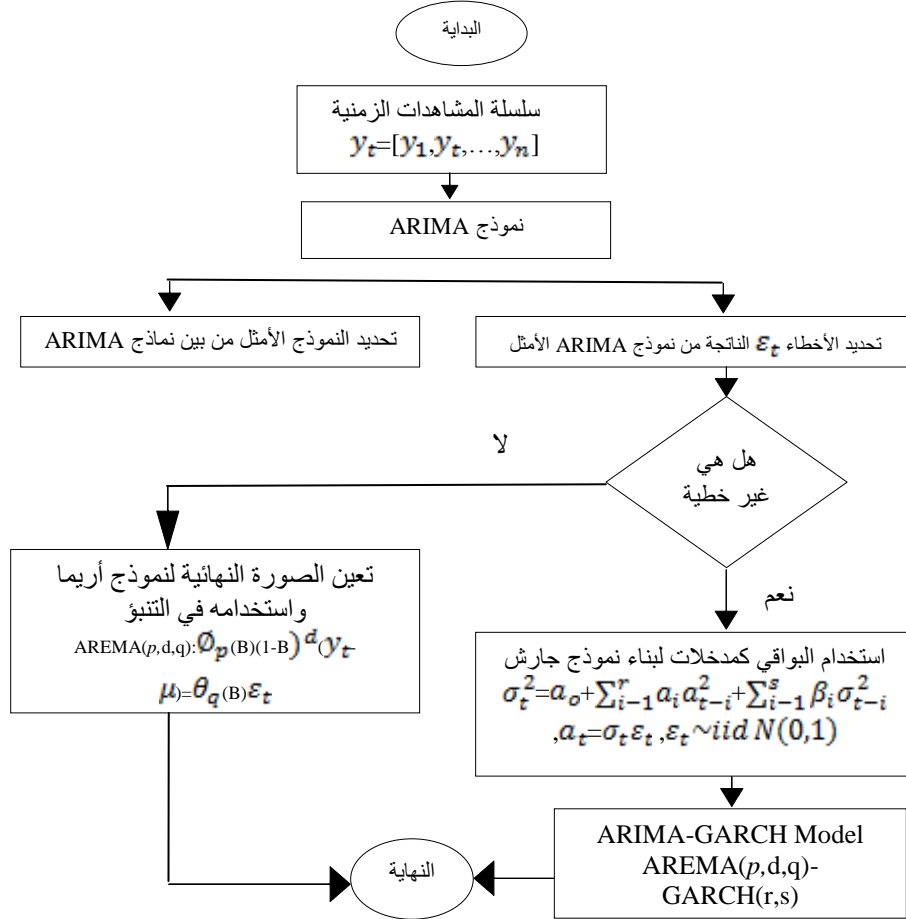
وبإهمال الأخطاء العشوائية  $\varepsilon_t$  نحصل على التنبؤات  $\hat{N}_t$ :

$$\hat{N}_t = f(e_{t-1}, e_{t-2}, \dots, e_n)$$

ب- الحصول على القيمة المتنبأ بها  $\hat{y}_t$  من نموذج ARIMA- GARCH وذلك من خلال جمع التنبؤات من نموذج ARIMA مع التنبؤات من نموذج GARCH على النحو التالي:

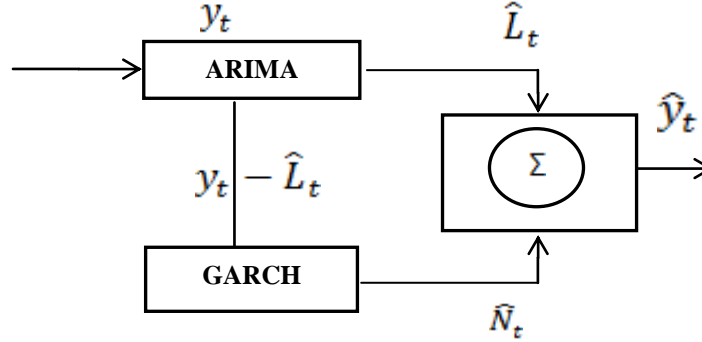
$$\hat{y}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t$$

وفيما يلي رسم مخطط يوضح خوارزمية بناء النموذج ARIMA-GARCH الهجين وفق الخطوات السابقة (Yaziz et al, 2013).



شكل (1) المخطط العام لبناء نموذج ARIMA-GARCH الهجين

والشكل (2) التالي يُعطي صورة توضيحية مختصرة عن عملية التهجين بين نموذج ARIMA ونموذج GARCH (Babu & Reddy , 2014) :



شكل (2): آلية نموذج ARIMA-GARCH الهجين

#### مزايا وعيوب نموذج ARIMA-GARCH الهجين :

يمتلك النموذج الهجين ميزة فريدة وهي الجمع بين قوة نماذج ARIMA في تعاملها مع السلاسل الزمنية ذات المشاهدات الخطية، ونماذج GARCH التي تحسن التعامل مع السلاسل الزمنية غير الخطية، وفي كثير من الأحيان تكون نتائج النموذج الهجين مرضية خاصة في المدى الطويل أكثر مما لو استخدم كل من نموذج ARIMA و نموذج GARCH بصورة منفردة، وعلى الرغم من هذه المزايا إلا أنه لا يمكن أن يجزم أحد بأن هذا النموذج سيكون أفضل من نموذج ARIMA وخاصة في التنبؤ على المدى القصير.

كما أن هذا النموذج تحكمه افتراضات سابقة ولن تكون نتائج التنبؤ جيدة إذا لم تتحقق تلك الافتراضات، وهي كالتالي (Kashei & Bijari , 2010) :

1. يفرض هذا النموذج أن السلسلة الزمنية تتكون من أنماط خطية وأنماط غير خطية يمكن نمذجة كل نمط بنموذجين مختلفين بصورة منفصلة وبعد ذلك يتم جمع التنبؤات وإذا كان صعب فصل هذه الأنماط فإن هذا يؤدي إلى الحد من أداء النموذج .
2. يفرض هذا النموذج أن العلاقة التي تجمع الأنماط الخطية بالأنماط غير الخطية هي علاقة جمعية additive وهذا يؤدي إلى انخفاض أداء النموذج في حالة كون العلاقة ليست جمعية .
3. يفترض هذا النموذج أن البواقي تحتوي فقط على الأنماط غير الخطية



#### الجانب التطبيقي:

بعد التعرض للجانب النظري في الجزء السابق، سوف يحتوى هذا البحث على كافة المجريات العملية لتوضيح كيفية تطبيق نموذج ARIMA ونموذج ARIMA-GARCH الهجين على السلسلة الزمنية محل البحث.

سيتم في هذا البحث تحليل السلسلة الزمنية اليومية خلال الفترة من 2 يناير لعام 2013 حتى 2 يناير 2018 الخاصة بأسعار البترول اليومية الخام لمنظمة الأوبك العالمية، ومن ثم تطبيق هذه النماذج والمقارنة بينها للوصول إلى أكثر النماذج دقة للتنبؤ بالقيم المستقبلية للسلسلة، وسيتم المقارنة بين دقة التنبؤ لهذه النماذج بناءً على المعايير الإحصائية للتقييم (RMSE, MAE, MAPE).

وسيتم أولاً بناء نموذج ARIMA مروراً بجميع مراحل بناءها، ثم بعد ذلك يتم بناء النموذج الهجين ARIMA-GARCH اعتماداً على أفضل نموذج ARIMA تم توقيفه، وأخيراً تأتي مرحلة المقارنة بين النموذجين التي تم بناؤهم للوصول إلى النموذج المناسب و الأكثر دقة وفق معايير دقة التنبؤ، وذلك بالاعتماد في تحليل بيانات البحث محل الاهتمام على البرنامج الإحصائي R & MATLAB.

#### وصف السلسلة

السلسلة المتاحة لدينا تم الحصول عليها من الموقع [quandl.com](http://quandl.com) الخاص بأسعار البترول اليومية الخام لمنظمة الأوبك العالمية، حيث تمثل السعر اليومي لبرميل البترول الخام بالدولار الأمريكي للفترة الممتدة من 2013/1/2 - 2018/1/15 بمجموع مشاهدات 1321 مشاهدة، وتم تناول أول 1307 مشاهدة في التحليل من 2013/1/2 - 2018/1/2.

ولأخذ فكرة عامة عن البيانات سيتم عرض بعض المؤشرات الإحصائية البسيطة التي تدلنا على طبيعة البيانات كما يوضح الجدول (1) التالي:-

جدول رقم (1): المؤشرات الإحصائية

الإحصاءات	القيمة
عدد القيم	1300
أقل قيمة	22.48
أكبر قيمة	114.94
الوسط الحسابي	68.68
الوسيط	56.69
الانحراف المعياري	27.36

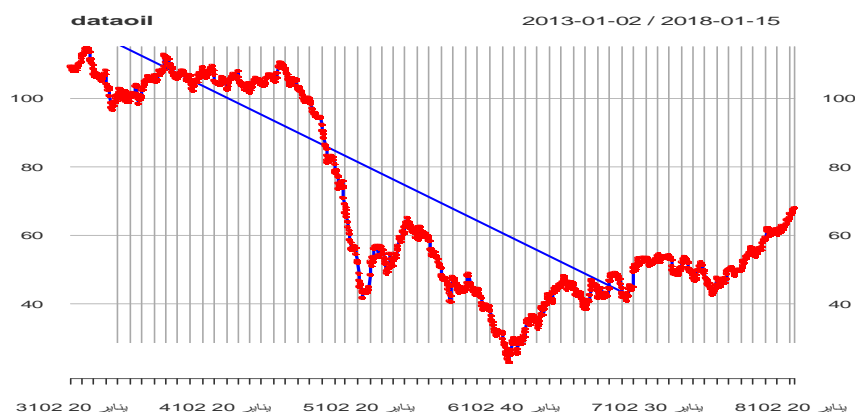
الجدول رقم (1) يُمكننا من أخذ فكرة سريعة وأولية عن السلسلة الزمنية موضع البحث، حيث نلاحظ أن سلسلة أسعار البترول تتكون من 1300 مشاهدة، بمستوى متوسط 68.68، وقيمة عظمى سُجلت في بداية الفترة 114.94، وقيمة صغرى سُجلت في نهاية الفترة 22.48، وتعكس لنا هاتين القيمتين على الترتيب أكبر نسبي نمو وانخفاض عرفتها أسعار البترول خلال فترة البحث، بينما يُنصف هذه السلسلة، مستوى وسيطي 56.69، وتشتت قيم السلسلة عن متوسطها بانحراف معياري قدره 27.36، وهو ما يعطينا فكرة حول درجة عدم تجانس مستويات السلسلة نتيجة التقلبات الحادة لأسعار البترول كونها تتأثر بعدة عوامل.

### تطبيق منهجية Box & Jenkins للتنبؤ بأسعار البترول اليومية

سنطبق منهجية Box & Jenkins للتنبؤ بأسعار البترول اليومية الخام لمنظمة الأوبك العالمية لمعرفة سلوك المتغيرات في المستقبل.

#### أولاً: وصف السلسلة من حيث الاستقرار

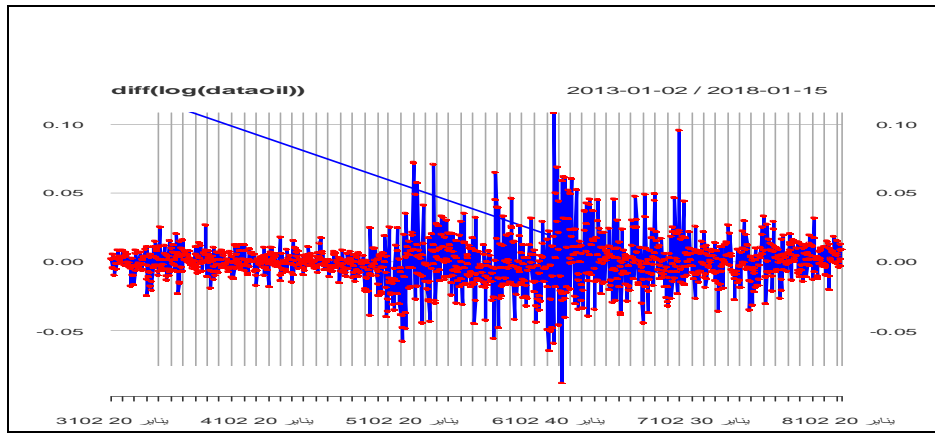
وتتمثل أولى خطوات تلك المرحلة في فحص استقرار السلسلة الزمنية، وتطبيق التحويلات اللازمة لجعلها مستقرة إن لم تكن كذلك، ولمعرفة ذلك يتم فحص التوقع البياني لسلسلة أسعار البترول اليومية وفق منظمة الأوبك العالمية من حيث ثبات التباين والوسط والحسابي. وذلك من خلال رسم المنحنى التاريخي للظاهرة للتعرف على الخصائص المميزة للسلسلة الزمنية من حيث وجود اتجاه عام من عدمه، أو عدم ثبات التباين، أو وجود قيم متطرفة أو قيم شاذة ضمن السلسلة أو غير ذلك من المشاكل العلمية.



شكل (3) السلسلة الأصلية لأسعار البترول اليومية

#### التنبؤ بأسعار البترول العالمية باستخدام نموذج ARIMA-GARCH الهجين

نلاحظ من الشكل (3) أن السلسلة تتذبذب تنذبذباً غير منتظم، حيث هناك تشتت حول التباين، ولها اتجاه عام، مما يشير إلى أن السلسلة لا تتصف بمستوى ثابت أي أنها غير مستقرة في الوسط، مما يؤدي ذلك إلى ضرورة استخدام التحويلات لجعلها مستقرة بالتباين، وأخذ الفرق الأول لجعلها مستقرة بالوسط، والهدف من جعل السلسلة مستقرة هو أحد الشروط المهمة لنمذجة السلسلة الزمنية بطريقة منهجية Box & Jenkins، ومن ثم تم إعادة رسم هذه السلسلة بعد عملية التحويل كما هو موضح في الشكل (4).



شكل (4) السلسلة الزمنية بعد أخذ التحويل اللوغاريتمي والفرق الأول

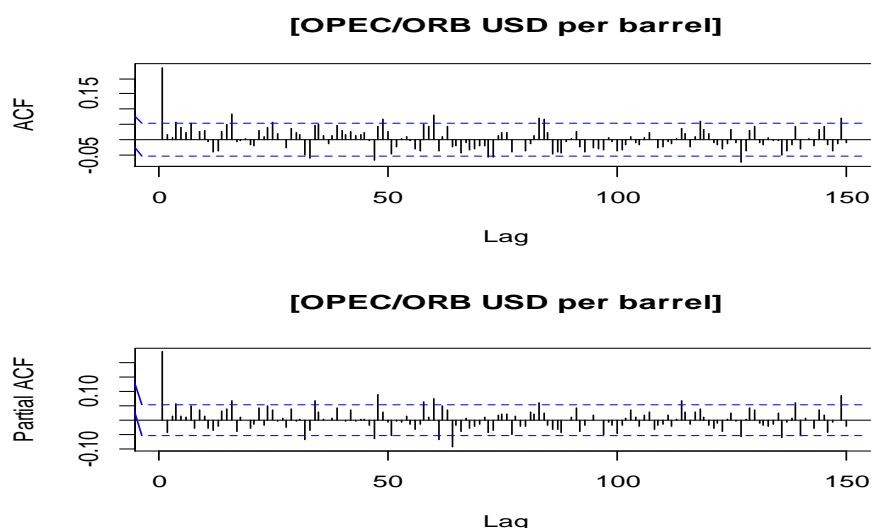
نلاحظ من الشكل (4) أعلاه أن تباين المشاهدات ثابت نسبياً مع الزمن، وأن الاتجاه العام قد تمت إزالته لغرض تثبيت متوسط السلسلة خلال الزمن، وبذلك أصبحت السلسلة الزمنية مستقرة.

وللتأكد من صحة السكون من الناحية البيانية قمنا بإجراء اختبار ADF واختبار PP واختبار KPSS لفحص استقرار السلسلة الزمنية حيث الفرضية العدمية لوجود جذور الوحدة مقابل الفرضية البديلة عدم وجود جذور الوحدة، نلاحظ النتائج من خلال جدول رقم (2) لاختبار PP، ADF، KPSS لمؤشر السلسلة الزمنية أظهرت وجود جذور الوحدة مما يدل على استقرار السلسلة. جدول رقم (2): نتائج اختبار PP، ADF، KPSS لسلسلة البيانات بعد أخذ الفروق الأولى للوغاريتم

الاختبار	القيمة	المعنوية	الحالة
اختبار ديكي - فولار (ADF)	-9.9541	0.01	مستقرة
اختبار فيليبس-بيرون (PP)	-1004.2	0.01	مستقرة
اختبار KPSS	0.332	0.1	مستقرة

## ثانياً: مرحلة التعرف والتقدير Identification and Estimation

تهدف هذه المرحلة إلى التعرف على نموذج ARIMA المناسب لتمثيل البيانات ، وذلك من خلال تحديد رتبة الجزء الخاص بالانحدار الذاتي  $AR$  والمعروفة بالرمز  $(p)$ ، ورتبة الجزء الخاص بالمتوسطات المتحركة  $MA$  والمعروفة بالرمز  $(q)$ ، وتعتمد هاتين الرتبتين في التقدير على أداتين أساسيتين هما دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الجزئي المقدرتين، ويوضح الشكل (5) دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الجزئي المقدرتين للسلسلة بعد أخذ الفروق الأولى للتحويلية اللوغاريتمية للسلسلة الأصلية.



شكل (5) دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الجزئي للفروق الأولى لسلسلة لوغاريتمات السلسلة الأصلية وبعد الفحص الأولي لدالة الارتباط الذاتي ACF ودالة الارتباط الذاتي الجزئي PACF نلاحظ أن دالة الارتباط الذاتي والارتباط الجزئي تنقطع بعد الفجوة الزمنية الأولى مما يوجه الانتباه إلى وجود معلمة لنموذج المتوسطات المتحركة ومعلمة للانحدار الذاتي وبالتالي يمكن ترشيح النموذج المبدئي  $ARIMA(1,1,1)$ ، وهذا النموذج المرشح يُؤخذ كنموذج أولي قابل للتعديل لاحقاً. ولتوفيق أفضل نموذج للسلسلة تم العمل على تحديد النموذج الملائم ورتبته من خلال قيم المعايير الإحصائية  $BIC, AIC, AICc$ ، حيث تم ملاءمة مجموعة من نماذج  $ARIMA(p,d,q)$  لاختبار النموذج الأفضل والذي يعطي أقل قيمة للمعايير أدناه كما هو مبين في الجدول (3):

التنبؤ بأسعار البترول العالمية باستخدام نموذج **ARIMA-GARCH** الهجين

جدول (3): مقارنة بين النموذج المرشح والنماذج الأعلى والأدنى منه مباشرة

النماذج	AIC	AICc	BIC	Ljung-Box test
ARIMA (0,1,1)	-6978.341	-6978.323	-6962.83	0.2719
ARIMA (1,1,0)	-6976.34	-6976.322	-6960.832	0.16632
ARIMA (1,1,1)	-6976.814	-6976.783	-6956.137	0.2423
ARIMA (0,1,2)	-6976.873	-6976.842	-6956.196	0.246
ARIMA (2,1,0)	-6976.825	-6976.794	-6956.148	0.2438
ARIMA (1,1,2)	-6974.791	-6974.745	-6948.945	0.1844
ARIMA (2,1,1)	-6974.887	-6974.84	-6949.04	0.1889
ARIMA (2,1,2)	-6974.269	-6974.204	-6943.252	0.1941

نلاحظ من الجدول (3) أعلاه أن النموذج الأفضل هو نموذج  $ARIMA(0,1,1)$ ، وذلك لامتلاكه أقل قيمة للمعايير الاحصائية  $AIC, AICc, BIC$ ، وأكبر قيمة لاختبار Ljung-Box . وبعد مطابقة النموذج المناسب لسلسلة البيانات باستخدام حزمة ( "forecast" V1.3-6 ) في برنامج R وكانت النتيجة هو النموذج أعلاه تم تقدير معلمات النموذج كما في الجدول (4) التالي:

جدول (4): تقديرات معلمات النموذج  $ARIMA(0,1,1)$

النماذج	التقدير	الخطأ المعياري	قيمة t	P - value
MA(1)	0.26	0.035	7.44	0.00

وعليه فإن النموذج  $ARIMA(0,1,1)$  النهائي سيكون وفق الشكل الآتي:

$$\ln(1 - B)y_t = \varepsilon_t - 0.267\varepsilon_{t-1}$$

### ثالثاً: مرحلة التشخيص Diagnostic Checking

تُعد هذه المرحلة من أهم مراحل التحليل حيث يتم فيها ملائمة النموذج، وذلك من أجل تحسين النموذج وتطويره أو الإبقاء عليه كما هو، حيث نقوم في هذه المرحلة بإخضاع النموذج محل البحث لعدد من الاختبارات لتقويم النموذج، فإذا اجتاز هذا النموذج الاختبارات فإنه يكون صالح للاستخدام، وهذه الاختبارات تكون في عمليتي تحليل الاستقرار والبواقي التالية:-

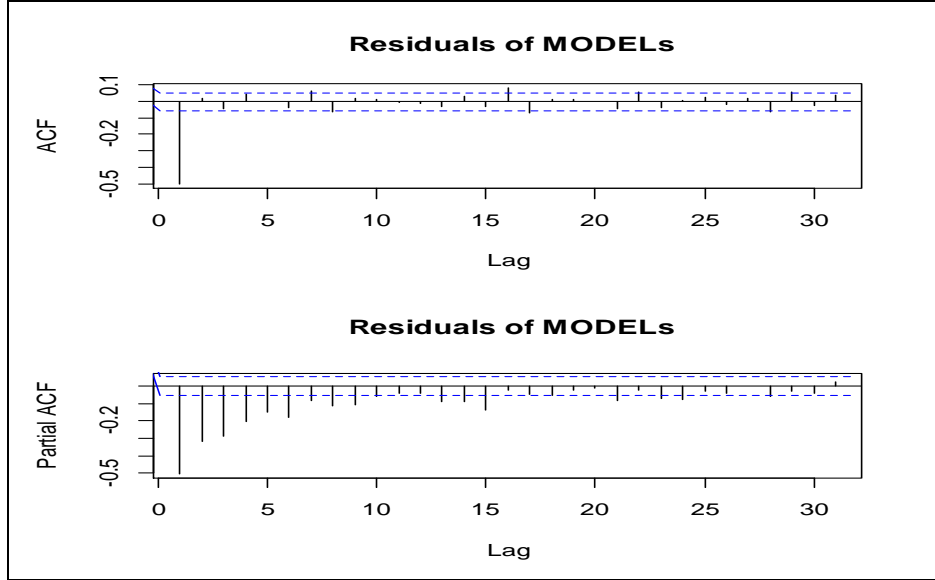
#### - تحليل السكون والانعكاس Stationarity Analysis and Invertibility:-

يُعد تحقق شرطي الاستقرار والانعكاس في مقدرات النموذج دليل على كفاية النموذج للبيانات، حيث أن معاملات المتوسطات المتحركة تحقق شرط الانعكاس، كما أن جميع سلاسل المتوسطات المتحركة دائماً ساكنة بدون وضع أي قيود أو شروط على المعلمة  $\theta$ ، وهذا يعني أن النموذج يحقق شرطي الاستقرار والانعكاس، وشرط الانعكاس لهذا النموذج:  $|\theta_1| < 1$ ، وهذا متحقق بالنسبة لهذا النموذج لأنه ومن جدول (4) نجد أن:  $|\theta_1| = 0.26 < 1$

#### - تحليل البواقي Residuals Analysis:-

يُعتبر تحليل البواقي جزء أساسي ومرحلة مهمة لمعرفة مدى صلاحية النموذج  $ARIMA(0,1,1)$  المستخدم للتنبؤ .

حيث أن شكل (6) لدالتي الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي المقدرتين للفروق الأولى للبواقي، تؤكد أن النموذج الملائم لسلسلة الفروق الأولى هو بالفعل نموذج  $ARIMA(0,1,1)$ ، حيث تبدو دالة الارتباط الذاتي وكأنها تنقطع فجأة بعد الفجوة الزمنية الأولى، بينما تتلاشى دالة الارتباط الذاتي الجزئي تدريجياً إلى الصفر.



شكل (6): دالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي المقدرتين للفروق الأولى للبواقي

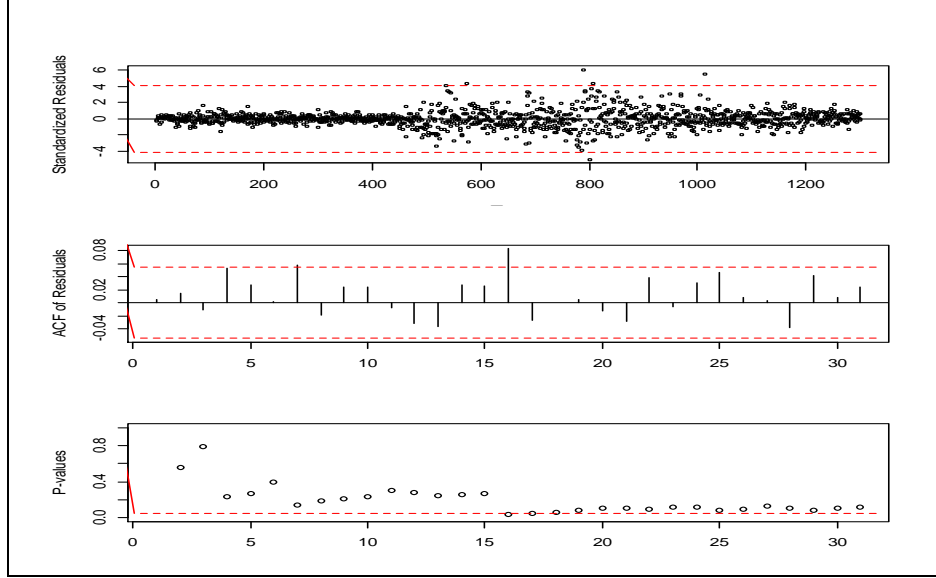
ومن أجل اعتبار أن نموذج  $ARIMA(0,1,1)$  هو النموذج الأفضل لا بد من توفر الشروط الآتية الخاصة بالخطأ العشوائي  $\mathcal{E}_t$  للنموذج:-

- 1- متوسط الأخطاء يساوي الصفر  $E(\mathcal{E}_t) = 0$
- 2- تباين الأخطاء متجانسة (التباين ثابت مع اختلاف الزمن)  $E(\mathcal{E}_t^2) = \sigma^2$
- 3- لا يوجد ارتباط ذاتي بين الأخطاء  $E(\mathcal{E}_t \mathcal{E}_s) = 0$  for  $s \neq t$

من خلال الرسمة الأولى في الشكل (7) التالي التي توضح عشوائية البواقي يتضح من خلاله أن البيانات تتأرجح بشكل عشوائي حول الصفر، وهذا يدل على ثبات البواقي في المتوسط، وبذلك تم تحقيق الشرط الأول المذكور آنفاً .

ومن الشكل ذاته يتبين لنا من خلال رسمة ACF أن قيم معاملات الارتباط الذاتي للبواقي  $r_e(k)$  عند الفجوة الزمنية  $k$  من 1 - 30 تقع معظمها داخل فترة الثقة باستثناء بعض الفجوات الزمنية ( $k=8$  ،  $k=17$  ،  $k=18$ )، ويدلل هذا على عدم وجود ارتباط ذاتي للبواقي حتى الفجوة 30 باستثناء الفجوات الزمنية "18" و"17" و"7" التي وجد عندها ارتباط ضعيف للبواقي ، وتؤكد رسمة اختبار Ljung-Box ما توصلت إليه رسمة ACF السابقة حيث أن قيمة

P-value أكبر من 0.05 عند الفجوات الزمنية جميعها عدا الفجوات الزمنية "18" و"17" و"7" وتشير هذه النتائج إلى أن الشرطين الثاني والثالث السابقين تم تحقيقهما ولكن ليس بصورة كاملة.



شكل (7): رسم البواقي ودالة الارتباط الذاتي واختبار Ljung-Box لنموذج  $ARIMA(0,1,1)$

وبذلك نستنتج أن نموذج  $ARIMA(0,1,1)$  يمكن اعتماده لتمثيل السلسلة الزمنية محل البحث ، ولكنه لا يعتبر النموذج الأمثل في ذلك إذ أننا نستطيع إدخال تعديلات عليه تطوره وتزيد من كفاءته.

ونجد أن عدم ثبات التباين لبواقي نموذج  $ARIMA(0,1,1)$  والارتباط الذاتي للبواقي في بعض الفجوات الزمنية هي التي قللت من كفاءته، لذلك تم اقتراح إدخال نموذج ARCH/GARCH المختص في معالجة هذه الصفات، على نموذج  $ARIMA(0,1,1)$  . وسيتم عرض خطوات بناء النموذج الهجين ARIMA-GARCH المقترح ، بعد إجراء عملية التنبؤ على نموذج ARIMA الذي تم اعتماده.

#### رابعاً: التنبؤ باستخدام نموذج $ARIMA(0,1,1)$

وعلى الرغم من أن نموذج  $ARIMA(0,1,1)$  لا يمثل السلسلة على النحو الكافي لعدم تحقيقه الشرطين الثاني والثالث السابقين للخطأ العشوائي بالصورة الكاملة، إلا أننا نستطيع استخدامه للتنبؤ، والجدول (5) التالي يعطي تنبؤات نموذج  $ARIMA(0,1,1)$  لسبع قيم مستقبلية.



التاريخ	القيم الفعلية $y_t$	القيم المتنبأ بها $\hat{y}_t$	البواقي $e_t = y_t - \hat{y}_t$
27/12/2017	67.54	61.36	6.18
28/12/2017	67.07	61.38	5.69
29/12/2017	67.20	61.40	5.80
30/12/2017	66.48	61.43	5.05
31/12/2017	66.89	61.45	5.44
1/1/2018	67.32	61.47	5.85
2/1/2018	67.61	61.49	6.12

وتعتبر معايير دقة التنبؤ RMSE, MAE,MAPE مؤشراً لتحديد مدى نجاعة النموذج في التنبؤ ويتضح ذلك من الجدول (6) التالي:

جدول(6): معايير دقة التنبؤ لنموذج ARIMA(0,1,1)

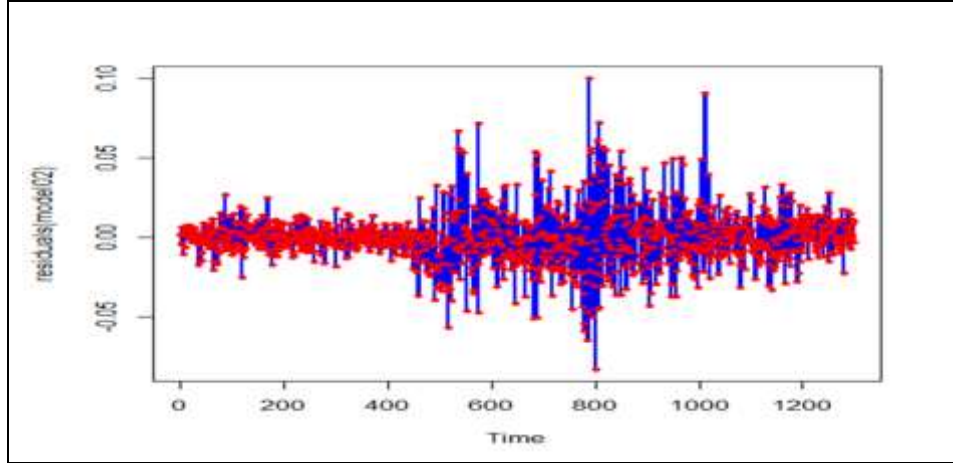
ARIMA(0,1,1)	RMSE	MAE	MAPE
	0.01644	0.01125	0.2879

#### 4.1 مراحل بناء النماذج الهجينة

تتم مراحل بناء نماذج ARCH & GARCH بالاعتماد على بواقي نموذج ARIMA (0,1,1) على النحو التالي:

##### أولاً: مرحلة التشخيص

يتم عرض البواقي التي تم الحصول عليها من نموذج ARIMA (0,1,1) في الشكل التالي(8):



شكل(8): رسم سلسلة بواقي نموذج  $ARIMA(0,1,1)$

يتضح لنا من الشكل (8) السابق أن البواقي ثابتة في المتوسط ، ولكنها غير ثابتة في التباين وبعبارة أخرى يوجد تقلبات في البواقي.

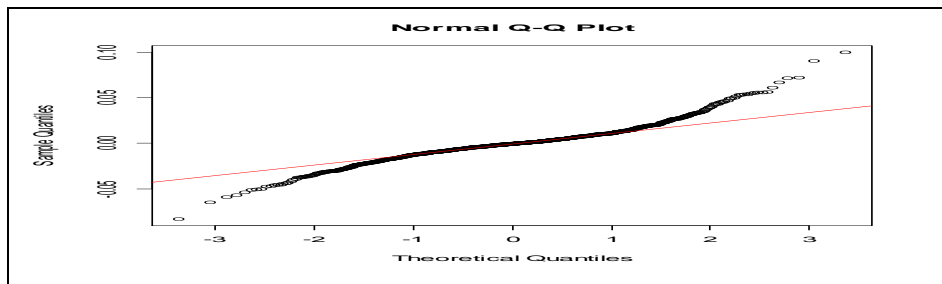
ثانياً: اختبار وجود تأثير نماذج (ARCH & GARCH-ARIMA) الهجينة

لاختبار وجود تأثير نماذج (ARCH & GARCH) أي عدم تجانس تباين الأخطاء heteroscedasticity في البيانات محل البحث، يتم فحص مربع البواقي لنموذج  $ARIMA(0,1,1)$ ، وذلك لإثبات أن الخطأ العشوائي للنموذج يتصف بعدم ثبات التباين (Volatility) ونستطيع فحص ثبات تباين الأخطاء أو عدمه من خلال:

1- التحقق من وجود الصفة غير الخطية باستخدام الأشكال البيانية:

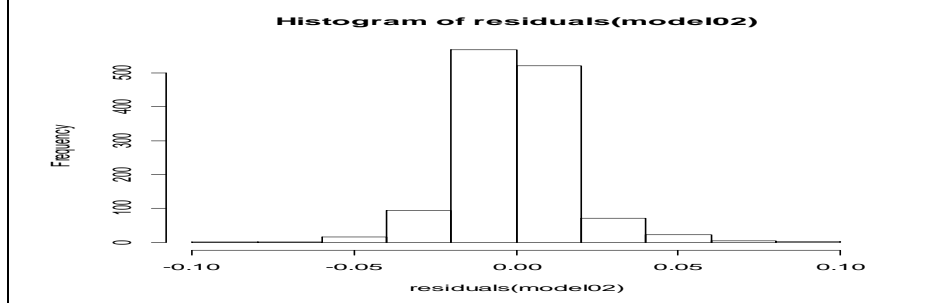
• الرسم Normal Q-Q Plot و المنحنى التكراري

يعتبر الشكلان Normal Q-Q Plot والمنحنى التكراري محددان للحكم على مدى طبيعية البواقي.



شكل (9) Normal Q-Q Plot لبواقي نموذج  $ARIMA(0,1,1)$

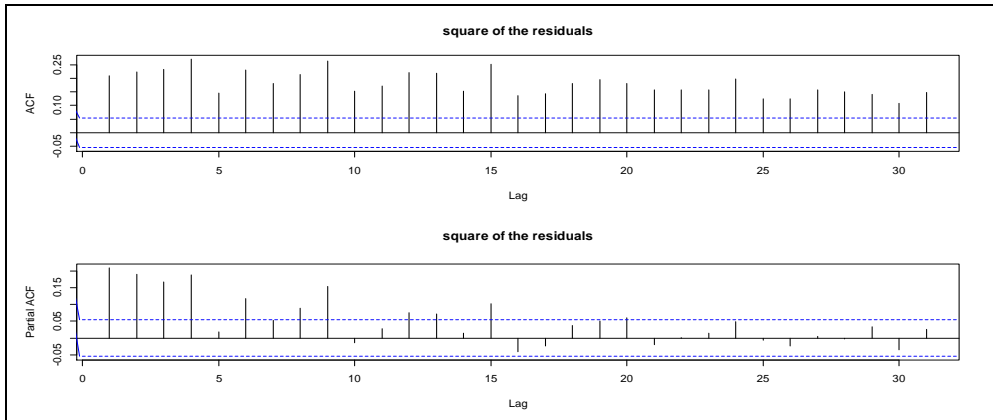
يوضح الشكل (9) أن البواقي تبتعد عن الخط المستقيم، وهذا دليل على عدم طبيعية التوزيع للبواقي.



شكل (10): رسم Histogram لبواقي نموذج ARIMA(0,1,1)

يوضح الشكل (10) السابق أن البواقي تميل للطبيعية ولكن ليس بصورة الكاملة أي يوجد تأرجح عن الحياة الطبيعية في بعض الفجوات الزمنية.

#### • دالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي لمربع البواقي



شكل (11): دالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي لمربع بواقي النموذج ARIMA(0,1,1)

بالنظر إلى الشكل (11) الذي يبين قيم معاملات الارتباط الذاتي لمربع لبواقي  $r_e(k)$  عند كل فجوة زمنية  $k$  من 1 - 30، نجد أن عملية تربيع البواقي وضحت وجود صفة الارتباط الذاتي بين البواقي، حيث أنه وجد معظم القيم للبواقي تقع خارج حدي فترة الثقة .

#### 2- التحقق من وجود الصفة غير الخطية باستخدام الاختبارات الاحصائية:

وللتأكد مما توصلنا إليه بيانياً قمنا بإجراء اختبار Ljung-Box test لمعرفة مدى ارتباطية البواقي، واختبار ARCH LM- test لفحص ثبات التباين ، واختبار Jarque Bera لفحص طبيعية البواقي وكانت النتائج لهذه الاختبارات كما في الجدول (7) التالي :

جدول (7): نتائج اختبارات فحص عدم خطية البواقي

الاختبار		$\chi^2$	d.f	P-value
Ljung-Box		716.47	12	0.00
ARCH LM-test		234.39	12	0.00
Jarque-Bera - test		1019.6	2	0.00
Skewness	0.510870			
Kurtosis	4.205230			

## • اختبار Ljung-Box test

حيث كانت قيمة p-value أقل من 0.05 مما يدل على وجود سبب يكفي لرفض  $(H_0 : \rho(k) = 0)$  وقبول  $(H_a : \rho(k) \neq 0)$ ، وهذا دليل على أن معاملات الارتباط الذاتي لمربع البواقي تختلف معنوياً عن الصفر أي أنه (يوجد ارتباط ذاتي بين البواقي).

## • اختبار ARCH LM- test

حيث أن قيمة p-value أقل من 0.05 مما يدل ولذلك نرفض  $(H_0 : \alpha_i = 0)$  ونقبل  $(H_0 : \alpha_i = 0)$ ، وهذا دليل على أنه يوجد مشكلة عدم تجانس تباين الخطأ (heteroscedasticity) وبالتالي يوجد تأثير لـ ARCH.

## • اختبار Jarque-Bera

حيث كانت قيمة p-value وهي أقل من 0.05 وهذا دلالة على أنه يوجد سبب كافي لرفض الفرضية الصفرية (البواقي تتبع توزيع طبيعي :  $H_0$ ) مقابل قبول فرض العدم (البواقي لا تتبع توزيع طبيعي :  $H_0$ )، وتؤكد قيمة التفلطح أكبر من 3 عدم طبيعة التوزيع مع وجود التواء على جهة اليمين حسب قيمة الالتواء الموجبة.

## ثالثاً: اختيار النموذج المناسب من نماذج (ARCH &amp; GARCH) في التهجين

تم ملائمة مجموعة من نماذج (ARCH & GARCH) اعتماداً على بواقي نموذج  $ARIMA(0,1,1)$ ، واختيار أول نموذج يصلح لبناء نموذج هجين استطاع التغلب على المشكلة غير الخطية يجب أن تكون قيمة P- Value أكبر من 0.05 لاختباري Ljung - Box Test و  $R^2$  واختبار LM Arch Test R ، واختيار أفضل نموذج من بين النماذج المقترحة يجب أن تكون قيمة معياري التقييم BIC , AIC أصغر ما يمكن، كما هو مبين في الجدول (8):

جدول (8): المفاضلة بين النماذج المقترحة

النماذج	Ljung – Box Test $R^2$			LM Arch Test R	AIC	BIC
	Q(10)	Q(15)	Q(20)			
ARCH (1)	0.00	0.00	0.00	0.00	-5.512	-5.496
ARCH (2)	0.00	0.00	0.00	0.00	-5.591	-5.571
ARCH (3)	0.00	0.00	0.00	0.00	-5.680	-5.656
ARCH (4)	0.153	0.053	0.041	0.211	-5.727	-5.699
ARCH (5)	0.101	0.019	0.028	0.194	-5.743	-5.711
ARCH (6)	0.091	0.125	0.128	0.136	-5.765	-5.729
GARCH (1,1)	0.823	0.847	0.743	0.678	-5.844	-5.824
GARCH (2,1)	0.823	0.849	0.746	0.682	-5.841	-5.818
GARCH (1,2)	0.831	0.863	0.772	0.695	-5.842	-5.818
GARCH (2,2)	0.865	0.856	0.722	0.694	-5.842	-5.814

يتضح من الجدول (8) أعلاه أن النموذج ARCH (6) هو نقطة الانطلاق لاقتراح نماذج هجينة وذلك حسب اختباري  $R^2$  Ljung – Box Test واختبار LM Arch Test R حيث أن قيمة P-Value أكبر من 0.05، ونجد أن نموذج GARCH (1,1) هو النموذج المناسب لأنه يمتلك أقل قيمة لمعيار التقييم BIC , AIC بأقل عدد معالم ممكنة.

رابعاً: المقارنة بين النماذج الهجينة المقترحة حسب التوزيع الذي يتبعه الخطأ العشوائي  $\epsilon_t$  سيتم المقارنة بين نماذج الهجين المقترحة تحت فرضية أن الخطأ العشوائي يتبع ثلاثة أنماط مختلفة من التوزيعات العشوائية وهي كالتالي: توزيع Normal Distribution وتوزيع Student t-Distribution وتوزيع Generalized Error Distribution.

جدول (9): النماذج الهجينة المقترحة حسب التوزيع الذي يتبعه الخطأ العشوائي  $\epsilon_t$

توزيع الخطأ العشوائي $\epsilon_t$	النماذج الهجينة المقترحة	معايير التقييم	
		AIC	BIC
Normal Distribution	ARIMA(0,1,1)+ARCH(6)	-5.7664	-5.7346
	ARIMA(0,1,1)+GARCH(1,1)	-5.8459	-5.8300
	ARIMA(0,1,1)+GARCH(2,1)	-5.8432	-

			5.8233
	ARIMA(0,1,1)+GARCH(1,2)	-5.8436	- 5.8237
	ARIMA(0,1,1)+GARCH(2,2)	-5.8421	- 5.8182
student-t Distribution	ARIMA(0,1,1)+ Arch(6)	-5.8190	- 5.7832
	ARIMA(0,1,1)+GARCH(1,1)	-5.8718	- 5.8519
	ARIMA(0,1,1)+GARCH(2,1)	-5.8692	- 5.8453
	ARIMA(0,1,1)+GARCH(1,2)	-5.8694	- 5.8455
	ARIMA(0,1,1)+GARCH(2,2)	-5.8687	- 5.8408
Generalized Error Distribution	ARIMA(0,1,1)+ARCH(6)	-5.8166	- 5.7808
	ARIMA(0,1,1)+GARCH(1,1)	-5.8716	- 5.8517
	ARIMA(0,1,1)+GARCH(2,1)	-5.8691	- 5.8452
	ARIMA(0,1,1)+GARCH(1,2)	-5.8693	- 5.8454
	ARIMA(0,1,1)+ ARCH(2,2)	-5.8687	- 5.8408

يتبين من الجدول (9) السابق أن النموذج الهجين الأمثل هو  $ARIMA(0,1,1) - GARCH(1,1)$  المعتمد على الخطأ العشوائي الذي يتبع توزيع student-t وذلك لامتلاكه أقل قيم لمعيارى التقييم BIC,AIC.

#### خامساً: تقدير معالم النموذج $ARIMA(0,1,1) - GARCH(1,1)$ الهجين

بعد مطابقة النموذج المناسب لسلسلة البيانات باستخدام حزمة (V1.3-6 "ruGARCH") في برنامج R وكانت النتيجة هو النموذج  $ARIMA(0,1,1) - GARCH(1,1)$ ، تم تقدير معالم النموذج كما في الجدول (10) التالي:

جدول (10): تقديرات معالم النموذج  $ARIMA(0,1,1) - GARCH(1,1)$

النماذج	التقدير	الخطأ المعياري	قيمة t	P – value
MA(1)	0.240	0.0266	9.02	0.00
Alpha(0)	0.000005	0.00	0.364	0.07
Alpha(1)	0.094	0.041	2.258	0.002
Beta(1)	0.90	0.040	22.24	0.00
Shape	7.78	1.35	5.72	0.00

وعليه فإن النموذج  $ARIMA(0,1,1)-GARCH(1,1)$  سيكون وفق الشكل الآتي:

$$y_t + \sigma_t^2$$

$$\ln(1 - B)y_t = \varepsilon_t - 0.24\varepsilon_{t-1}$$

$$\sigma_t^2 = 0.094a_{t-1}^2 + 0.9\sigma_{t-1}^2$$

حيث أن المعالم نجحت في تحقيق شروطها

$$MA(1) = 0.24 < 1$$

$$Alpha(0) = 0.000005 > 0, Alpha(1) = 0.094 > 0$$

$$Beta(1) = 0.9 > 0$$

$$Alpha(1) + Beta(1) = 0.994 < 1$$

#### سادساً: التنبؤ باستخدام النموذج $ARIMA(0,1,1) - GARCH(1,1)$

التنبؤ هو المرحلة الأخيرة من مراحل التحليل الحديث للسلاسل الزمنية وأنه لا يمكن الانتقال إلى هذه المرحلة إلا بعد الانتهاء والتأكد من إجراء جميع الفحوص والاختبارات الإحصائية الضرورية لتشخيص النموذج الذي اختير في المراحل السابقة،

تم التوصل إلى أنه يمكن استخدام النموذج المرشح للتنبؤ، وذلك لاجتيازه معظم عمليات الفحص والتشخيص بدرجة جيدة إحصائياً عن غيره من النماذج الأخرى، حيث تم التوصل أن النموذج الأفضل للتنبؤ بالسعر اليومي لبرميل البترول الخام بالدولار الأمريكي للفترة الممتدة من 2013/1/2 حتى 2017/12/26 هو  $ARIMA(0,1,1) - GARCH(1,1)$ ، حيث تم استخدام

هذا النموذج لاعطاء تنبؤات لسبع قيم مستقبلية، وسيتم مقارنة القيم المتنبأ بها مع القيم السبعة الفعلية من 2017/12/26 إلى 2018/1/2 والتي لدينا معلومات مسبقة عنها، وذلك للمقارنة بين القيم الأصلية والقيم المتنبئة بها، وقد أظهرت هذه القيم توافقاً مع القيم الأصلية، ويتضح ذلك من خلال الجدول (11) التالي:

جدول (11): القيم التنبؤية لنموذج  $ARIMA(0,1,1) - GARCH(1,1)$ 

التاريخ	القيم الفعلية $y_t$	القيم المتنبأ بها $\hat{y}_t$	البواقي $e_t = y_t - \hat{y}_t$
27/12/2017	67.54	67.35	0.19
28/12/2017	67.07	67.37	-0.3
29/12/2017	67.20	67.40	-0.2
30/12/2017	66.48	67.42	-0.94
31/12/2017	66.89	67.45	-0.56
1/1/2018	67.32	67.47	-0.15
2/1/2018	67.61	67.49	-0.12

#### 4.2 المقارنة بين نموذج $ARIMA$ والنموذج الهجين في دقة التنبؤ

بعد الانتهاء من بناء نموذج  $ARIMA(0,1,1)$  وأيضاً الانتهاء من التعديلات على النموذج بإضافة نموذج  $GARCH$  له أي الانتهاء من النموذج  $ARIMA(0,1,1) - GARCH(1,1)$  الهجين فإننا سنقوم بعرض مقاييس دقة التنبؤ لنموذجين من أجل اجراء مقارنة بينهما ، والجدول (12) التالي يبين مقاييس دقة التنبؤ للنموذجين

جدول(12):معايير دقة التنبؤ للمقارنة بين النموذجين

النموذج	RMSE	MAE	MAPE
$ARIMA(0,1,1)$	0.01644	0.01125	0.2879
$ARIMA(0,1,1)-GARCH(1,1)$	0.007349	0.006758	0.1523

بالنظر الى نتائج الجدول وبإجراء مقارنة بين أفضلية نموذج  $ARIMA(0,1,1)$  والنموذج  $ARIMA(0,1,1) - GARCH(1,1)$  الهجين، نجد أن النموذج الهجين كان له الأفضلية بصورة واضحة، ويعزى ذلك لأن النموذج الهجين عالج المشكلة غير الخطية التي ظهرت في بواقي نموذج  $ARIMA(0,1,1)$ .



## 2. النتائج Conclusions

- 1- بعد معاينة عدة نماذج ومن خلال معايير التقييم للمقارنة بين نماذج ARIMA المقترحة تبين أن نموذج  $ARIMA(0,1,1)$  هو الأفضل والأنسب للتطبيق على بيانات البحث لسلسلة أسعار البترول اليومية لمنظمة الأوبك العالمية
- 2- تم ترشيح نموذج  $ARCH(6)$  كأول نموذج يصلح لعملية الدمج مع نموذج  $ARIMA(0,1,1)$ ، وتم اختيار نموذج  $GARCH(1,1)$  كأفضل نموذج لعملية الدمج مع نموذج  $ARIMA(0,1,1)$ ، تم في هذه المرحلة المقارنة بين النماذج الهجينة المقترحة تحت فرضية أن الخطأ العشوائي يتبع ثلاثة أنماط مختلفة من التوزيعات العشوائية، وأعطت نتائج المقارنة الأفضلية لنموذج  $ARIMA(0,1,1) - GARCH(1,1)$  الذي يتبع خطأه العشوائي لتوزيع student-t Distribution.
- 3- أجريت المقارنة وفق معايير دقة التنبؤ (RMSE, MAE) بين نموذج  $ARIMA(0,1,1)$  والنموذج الهجين  $ARIMA(0,1,1) - GARCH(1,1)$  وأظهرت النتائج تفوق النموذج الهجين على نموذج ARIMA في التنبؤ بالقيم المستقبلية.

## 3. التوصيات Recommendations

تعد النتائج السابقة ذات أهمية كبيرة، إذ يعتبر وجود البترول في الدولة مؤشراً لتمييز هذه الدولة اقتصادياً ونموها بين الدول، وبهذا فإن الارتفاع والانخفاض في أسعار البترول يزيد وينقص من شأن الدول سواء المصدرة أو المستوردة، وفي ضوء النتائج السابقة التي توصل إليها هذا البحث نوصي باستخدام النماذج الهجينة في التنبؤ بالسلاسل الزمنية التي تحتوي على التقلبات في بياناتها، خاصة السلاسل الزمنية المالية، وذلك لاحتوائها على الصفة الخطية وغير الخطية في هذه السلاسل.

**المراجع:**

حسين ، أوزان و أسماء، كرفاح (2017). "آفاق أسعار النفط وانعكاساته على الاقتصاد الجزائري بعد صدمة 2014 دراسة احصائية تنبؤية (1990-2018)", رسالة ماجستير، جامعة الجبالي بونعامة بخميس مليانة، الجزائر.

ساهد، عبد القادر، ومكيدش، محمد، (2014 م). " استخدام نماذج الذاكرة الطويلة ARFIMA للتنبؤ بأسعار البترول"، مجلة البحوث الاقتصادية والمالية، JEFR، العدد 01.

الشركسي، عادل والقبائلي، أحمد (2014). " تفسير سلوك مؤشر سوق الأوراق المالية الليبي باستخدام نماذج GARCH"، جامعة محمد بن علي السنوسي، البيضاء، ليبيا.

الوصيفي ، الشيماء (2012). " التنبؤ باستخدام الدمج بين الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج بوكس وجينكنز : دراسة تطبيقية"، رسالة ماجستير غير منشورة، جامعة المنصورة، مصر.

- Babu, C.N. & Reddy, B.E., (2014).** "Selected Indian Stock Predictions using a Hybrid ARIMA-GARCH Model", International Conference on Advances in Electronics, Computers and Communications (ICAEECC), Malaysia.
- Bollerslev, T., (1986).** "Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity", Journal of Econometrics, Vol 31, pp 307-327.
- Box, G. E. P. and Jenkins, G.M. (1979).** "Time Series Analysis, Forecasting and Control", Sanfransiscow, Holden-Day.
- Engle, R. F. (1982).** "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation", Econometrica, Vol 50 (4), pp 987-1007.
- Khashei, M., Bijari, M. (2010).** " An artificial neural network (p,d,q) model for time series forecasting. Expert Systems with Applications ", Jornal of telecommunications and information technology, India.
- Ljung, G. M., and Box, G. E. P. (1978).** "On a measure of lack of fit in time series models" Biometrika, 66, 67--72.
- Saad, H.M.,(2016).** " A Proposed Statistical Model to Forecast the Exchange Rate of the Egyptian Pound per U.S. Dollar", the Master Degree in Applied Statistics, Statistics, Mathematics & Insurance Department Faculty of Commerce, Ain Shams University, Egypt.
- Tseng F.M., Yu H.C., Tzeng G.H. (2002).** " Combining neural network model with seasonal time series ARIMA model ", Technological Forecasting & Social Change.
- Yaziz, S.R. Azizan, N. A. Zakaria, R. & Ahmad, M.H.,(2013).** "The performance of hybrid ARIMA-GARCH modeling in forecasting gold price", International Congress on Modelling and Simulation, Adelaide, Austral.