



النمذجة والتنبؤ بأسعار النفط الخام لمنظمة أوبك باستخدام نموذج ARIMA-GARCH الهجين¹

د. سهيلة الفرهود² د. سمية بن ناصر³ د. منال العيسى⁴

كلية الدراسات التجارية – الهيئة العامة للتعليم التطبيقي والتدريب
الكويت – دولة الكويت

ملخص البحث

تناول هذا البحث تطبيق نموذجاً هجيناً من خلال الدمج بين نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية ARIMA ونموذج الانحدار الذاتي المعمم المشروط بعدم ثبات التباين GARCH وذلك باستخدام بواقي نموذج ARIMA كمدخلات لنموذج GARCH على بيانات السلسلة الزمنية الشهرية لمعدلات أسعار برميل النفط الخام لمنظمة الدول المصدرة للنفط (أوبك) خلال الفترة الزمنية (يناير 2003 - مايو 2018). تم اقتراح عدداً من النماذج ومن ثم المفاضلة بينها باستخدام معايير التقييم حيث تبين أن نموذج $GARCH(1,1) - ARIMA(2,2,1)$ الهجين هو النموذج الأنسب لتحليل البيانات قيد الدراسة والأكفأ في دقة التنبؤ المستقبلي مقارنةً بنموذج ARIMA نظراً لامتلاكه أقل قيم لمعايير دقة التنبؤ (MAPE)، (MAE)، (RMSE). وعليه تم استخدامه في التنبؤ باثنتي عشرة قيمة شهرية، استخدمت السنة الأولى منها للمقارنة مع القيم الفعلية والأخرى للتنبؤ بالقيم خلال الأشهر الست القادمة.

الكلمات المفتاحية: النموذج الهجين – ARIMA – GARCH – منظمة أوبك

1- مقدمة

يعد النفط سلعة استراتيجية عالمية ومادة أولية في الصناعات الكيماوية والنفطية ومصدراً هاماً للاستثمار فهو أحد أهم أركان اقتصادات الدول كونه مورداً مالياً استراتيجياً وعنصراً أساسياً في العلاقات السياسية

¹ تم تقديم البحث في 2019/3/4، وتم قبوله للنشر في 2019/3/30.

² سهيلة حمود الفرهود: محاضر بقسم الإحصاء – كلية الدراسات التجارية، الهيئة العامة للتعليم التطبيقي والتدريب، دولة الكويت (sh.alfarhoud@paaet.edu.kw)

³ سمية أحمد بن ناصر: مدرس بقسم الإحصاء – كلية الدراسات التجارية، الهيئة العامة للتعليم التطبيقي والتدريب، دولة الكويت (sa.bennaser@paaet.edu.kw)

⁴ منال عبد الله العيسى: مدرس بقسم الإحصاء – كلية الدراسات التجارية، الهيئة العامة للتعليم التطبيقي والتدريب، دولة الكويت (ma.alessa@paaet.edu.kw)

والاقتصادية (أوزان وكرفاج، 2017)، لذا كان لتذبذب أسعاره آثاراً اقتصادية وخيمة إذ يشكل انخفاضها خطراً حقيقياً على النمو الاقتصادي لكثير من الدول نتيجة لتأثر قيمة العائدات النفطية وانعكاس ذلك مباشرةً على الإيرادات المالية والموازنة العامة، ناهيك عن أن الاعتماد عليه كمصدر وحيد للدخل ينطوي على مخاطرة اقتصادية جمة مما استدعى الحاجة للحفاظ على ثبات أسعاره في السوق العالمية ضماناً لمصلحة المستهلكين والمنتجين والمستثمرين.

وعليه فقد أنشأت خمس دول منتجة للنفط - أحدها دولة الكويت - عام 1960 منظمة حكومية دولية سميت منظمة الدول المصدرة للنفط (أوبك) حيث انضمت إليها دول أخرى لاحقاً ليبلغ عددها حالياً خمس عشرة دولة، وكان الهدف من إنشائها تنسيق وتوحيد السياسات النفطية لدولها الأعضاء وضمان استقرار أسواق النفط وذلك من أجل ضمان توفير إمدادات اقتصادية وكافية من النفط للمستهلكين ودخل ثابت للمنتجين وعائد عادل على رأس المال بالنسبة للمستثمرين في صناعة النفط. وتستحوذ منظمة أوبك حالياً على ما يقدر بـ 44% من إنتاج النفط العالمي و81.5% من احتياطي النفط المثبت في العالم، وهو ما أعطى أوبك نفوذاً كبيراً على أسعار النفط العالمية والتي كان تحدد سابقاً من قبل تجمع شركات النفط متعددة الجنسيات (OPEC, 2018).

ونظراً لكون دولة الكويت إحدى الدول المؤسسة لمنظمة أوبك والتي تعتمد على النفط كمصدر رئيس للدخل، وحيث أن التنبؤ بأسعار النفط يكتسب درجة عالية من الأهمية نظراً لكونه أداة فاعلة في استشراق المستقبل وذلك بما يمهّد لإدارة المخاطر المحتملة التي قد تترتب على انخفاضه، لذا فقد قام الباحثون بتوظيف الأساليب العلمية والطرائق الإحصائية المختلفة بهدف التوصل إلى المنهجية المثلى في توقع أسعاره المستقبلية.

ويعتبر نموذج الانحدار الذاتي والمتوسّطات المتحركة التكاملية (ARIMA) أحد أهم نماذج السلاسل الزمنية وأكثرها استخداماً في التنبؤ على المدى القصير وذلك بسبب خواصه الإحصائية وكذلك لمنهجية بوكس-جينكنز في عملية بناء النموذج (Box & Jenkins, 1970)، كما أظهرت الدراسات السابقة استخدام نموذج الانحدار الذاتي المعمم المشروط بعدم ثبات التباين (GARCH) في التنبؤ بالسلاسل الزمنية ذات التقلبات في بيانات السلع بما في ذلك أسعار النفط (Engle, 1982, 2001)، ونظراً لاحتواء السلسلة المالية الشهرية لسعر برمبل النفط الخام لمنظمة أوبك على مركبين أساسيين أحدهما خطي والآخر غير خطي، لذا تأتي هذه الدراسة لتحليل هذه السلسلة باستخدام النموذج الهجين ARIMA-GARCH Hybrid Model كما ستعتمد أيضاً إلى توقع أسعاره في الأشهر التي تلي الدراسة .

2- مشكلة الدراسة

أصبحت النماذج الهجينة ومنها نماذج ARIMA-GARCH أدوات مهمة في تحليل بيانات السلاسل الزمنية لا سيما في التطبيقات المالية وبشكل خاص عندما يكون الهدف هو تحليل وتوقع التقلبات. ونظراً لاحتواء السلاسل الزمنية لأسعار النفط على مركبين أساسيين أحدهما خطي سيتم التعامل معه من خلال نموذج

ARIMA والآخر غير خطي سيتم التعامل معه عن طريق نموذج GARCH، لذا جاءت هذه الدراسة لتحاول الإجابة عن التساؤل الرئيس التالي:

ما هو النموذج الأمثل من نماذج ARIMA-GARCH الهجينة للتنبؤ بسعر برميل النفط الخام لمنظمة الدول المصدرة للنفط (أوبك)?

3- أهداف الدراسة

يعتبر النفط لدولة الكويت- إحدى الدول المؤسسة لمنظمة أوبك- سلعة استراتيجية يتحدد على أساسها اتجاه التنمية الاقتصادية فيها، فهو أهم المصادر التي تستخدمها الدولة لتنفيذ سياستها وبرامجها الاقتصادية . وعليه فإن هذا البحث يهدف لتحديد النموذج الأمثل من نماذج ARIMA-GARCH الهجينة للتنبؤ بالأسعار المستقبلية لبرميل النفط الخام لمنظمة أوبك وذلك بما يسهم في تمكين دولة الكويت من وضع الخطط الملائمة لتجنب أي أزمات اقتصادية محتملة جراء تذبذب أسعار النفط.

4- أهمية الدراسة

تتضح أهمية هذا البحث من جانبين:

- الأهمية العلمية: حيث أن السلاسل الزمنية المالية تكون عادةً ذات تقلبات، لذا فإن استخدام الطرق الثنائية الهجينة يمكننا من معالجة النقص الموجود في كل نموذج منفرد على حدة، وبالتالي يتم الحصول على نمذجة أكثر دقة وكفاءةً للأسعار المتقلبة لبرميل النفط الخام لمنظمة أوبك والتنبؤ بقيمها المستقبلية.
- الأهمية التطبيقية: يتزايد الاهتمام العالمي بالتنبؤ بأسعار النفط سواءً من قبل الدول المنتجة أو المستهلكة إلا أنه يكتسب أهمية خاصة لدى الدول المصدرة التي يعتمد اقتصادها على النفط كمصدر رئيس للدخل وتأتي في مقدمتها الدول الأعضاء في منظمة الدول المصدرة للنفط (أوبك)، ويرجع السبب في ذلك نظراً لأنه يقدم للمخططين وأصحاب القرار توقعات مستقبلية مبنيةً على دراسات علمية، الأمر الذي يتيح لتلك الدول- ومن ضمنها دولة الكويت- رسم خططها الاستراتيجية وتقدير ميزانياتها بما يحمي اقتصاداتها من المخاطر المحتملة جراء تقلبات الأسعار.

5- حدود الدراسة

تنقسم حدود البحث إلى

- حدود موضوعية: المعدلات الشهرية لأسعار برميل النفط الخام لمنظمة أوبك
- حدود زمنية: من يناير 2003 إلى مايو 2018

6- منهجية التحليل الإحصائي

تم استقاء بيانات البحث من تقرير سوق النفط الشهري لمنظمة أوبك ومن ثم تحليلها باستخدام البرنامج الإحصائي R. وقد ارتكز البحث على استخدام المنهج التحليلي باستخدام نموذج هجين من أسلوبي ARIMA وGARCH معاً وذلك بواسطة التعامل مع بواقى نموذج ARIMA ومن ثم دمجها معه للحصول على النموذج الأمثل للتنبؤ بالقيم الشهرية المستقبلية لسعر برميل النفط الخام لمنظمة أوبك.

7- الدراسات السابقة

اهتمت العديد من الدراسات بعملية استقراء بيانات السلاسل الزمنية المالية السابقة والحالية للتنبؤ باتجاهاتها في المستقبل وذلك باستخدام مختلف الأساليب الإحصائية، إلا أن اهتمام الباحثين قد ازداد في الآونة الأخيرة بتطبيق النماذج المركبة لنمذجة السلاسل الزمنية ذات التقلبات وأحدها هو نموذج-ARIMA GARCH الهجين وجاءت تطبيقاته في مجالات بحثية متنوعة، سنقتصر في السياق التالي على بعض مما تم تناوله في المجال المالي حيث أنه محور دراستنا الحالية .

فقد اختارت (Roe, 2018) مؤشرات أسواق واعدة لاستثمارات طويلة الأجل ومختلفة الأحجام في محاولة لقياس العلاقة بين التقلبات والقدرة على التنبؤ، وتم لهذا الغرض دراسة السلسلة الزمنية لمؤشرات من اقتصادات عالمية مستقلة مختلفة وذلك من أجل القضاء على أي تحيز محتمل تجاه أي جزء معين من السوق وهي: داو جونز الصناعي، ستاندرد آند بورز، ناسداك، هانغ سينغ في هونغ كونغ وأخيراً بورصة بومباي بالهند حيث استندت الدراسة على أكثر من تسعة أشهر من الأسعار اليومية المفتوحة، وبعد تقييم نماذج ARIMA تم إنشاء نموذج هجين ARIMA-GARCH وذلك للتنبؤات المتوسطة إلى طويلة المدى، واستخدم كل من خطأ جذر المتوسط المربع RMSE ومتوسط الخطأ المطلق MAE لقياس دقة التنبؤات، وأخيراً تم تحسين النموذج المركب المستنتج.

وهدف (Sun, 2017) في بحثه إلى نمذجة وتوقع عائدات الأسهم اليومية لثلاثة مؤشرات قياسية في الولايات المتحدة عن طريق تحديد النموذج الملائم من نماذج ARIMA-GARCH الهجينة، وأظهرت النتائج أن النموذج الهجين المقترح هو نموذج مناسب للتنبؤ بعوائد الأسهم، وعليه تم استخدامه في التنبؤ المستقبلي.

وقام (Uwilinglyimana et al., 2015) بتطوير نماذج ARIMA-GARCH تجريبياً للتنبؤ بمعدلات التضخم في كينيا وذلك باستخدام البيانات الشهرية التاريخية من عام 2000 إلى عام 2014، حيث أشارت النتائج التجريبية إلى أن نموذج GARCH (1,2) - ARIMA (1,1,12) يوفر أفضل النتائج ويحسن بشكل فعال دقة التقدير والتنبؤ مقارنة بالطرق الأخرى.

واقترح (Babu & Reddy, 2014) تطبيق النموذج الهجين ARIMA-GARCH على بيانات سوق الأسهم في الهند. كما تم تقديم تحليل منطقي كمي يبرر دقة النموذج المقترح، وعند مقارنة الأداء أظهرت النتائج

تفوق النموذج الهجين المقترح على النماذج الأخرى من حيث دقة التنبؤ والحفاظ على اتجاه البيانات وذلك بالنسبة للتنبؤ المتعدد الخطوات.

كما تناول (Maizah et al., 2014) في دراستهم التنبؤ بأسعار زيت النخيل الماليزي الخام حيث تم استخدام نموذج ARIMA أولاً لملاءمة السلاسل ومن ثم تم التعامل مع التقلبات باستخدام نموذج GARCH، وقد تبين أن نموذج GARCH (3,1) - ARIMA (2,1,0) هو الأنسب للتنبؤ بأسعار الزيت.

وبحثت دراسة (Yaziza et al., 2013) استخدام التهجين مع صيغة تحويل Box-Cox في تحليل وتوقع سعر الذهب. وقد تم هذا الإجراء على مرحلتين، في المرحلة الأولى تم استخدام أفضل نماذج ARIMA لنمذجة البيانات الخطية للسلسلة الزمنية بحيث تضمن المتبقي من هذا النموذج الخطي فقط البيانات غير الخطية، وفي المرحلة الثانية تم استخدام نموذج GARCH لتشكيل الأنماط غير الخطية للبواقي. وقد اتضح أن أفضل نموذج هجين لتحليل السلسلة والتنبؤ بالقيم المستقبلية هو GARCH (0,2) - ARIMA (1,1,1)، حيث أدى إلى تحسين دقة التقدير والتنبؤ بمقدار خمسة أضعاف مقارنة بطريقة التنبؤ المحددة سابقاً.

واتساقاً مع هذه الدراسات، سنقوم في هذا البحث بالدمج بين إحدى الطرق التقليدية في التنبؤ وهي نماذج ARIMA مع إحدى الطرق الحديثة وهي نماذج GARCH وذلك لتحليل بيانات السلسلة الزمنية الشهرية لمعدلات أسعار برميل النفط الخام لمنظمة أوبك باستخدام النموذج الهجين ARIMA-GARCH.

8- الإطار النظري

إن عملية الدمج بين النماذج المختلفة تعطي نتائج أدق من استخدام النماذج المنفردة كل على حدة، وعلى ذلك فإن هذه الدراسة تقوم على الدمج بين نماذج ARIMA ونماذج GARCH لتحليل السلاسل الزمنية، وبذلك يتم الجمع بين مرونة نماذج ARIMA وقوة نماذج GARCH.

وسنتطرق في هذا الجزء إلى النماذج الهجينة وخاصة نموذج ARIMA-GARCH الهجين مع توضيح الخطوات الأساسية لبنائه، حيث سنتناول في البداية نموذج ARIMA ومن ثم نماذج ARCH وGARCH. تمهيداً للوصول للنموذج الهجين المطلوب ARIMA-GARCH.

1-8 النماذج الهجينة Hybrid Models

يقصد بعملية التهجين الخلط أو الدمج بين طريقتين أو أكثر في التنبؤ واستغلال خصائص كل من هذه الطرق للحصول على نموذج جامع يعالج الضعف والفجوة الموجودة في كل نموذج على حدة، وهذا بدوره يؤدي إلى توليد نموذج أكثر موثوقية ودقة في التنبؤ حيث يعد الخلط بين طريقتين فقط من أشهر طرق التهجين السائدة وذلك كما هو الحال في نموذج ARIMA-GARCH الهجين.

الخطوات الأساسية لبناء نموذج ARIMA-GARCH الهجين

يتم بناء النموذج الهجين استناداً على أن السلسلة الزمنية تتكون من مجموع مركبين أحدهما خطي L_t والآخر غير خطي N_t في الزمن t حيث أن: $y_t = L_t + N_t$ وبذلك فإن مراحل بناء نموذج ARIMA-GARCH الهجين يكون على النحو التالي: (Saad, 2016)

- بناء وتحديد أفضل نموذج ARIMA من أجل إزالة أي اعتماد خطي في بيانات السلاسل الزمنية، والحصول على \hat{L}_t التي تمثل القيم المقدرة التي تم الحصول عليها من توفيق أفضل نموذج من نماذج ARIMA.
- تشخيص البواقي التي تم الحصول عليها من نموذج ARIMA والذي تم تحديده في الخطوة الأولى ($e_t = y_t - \hat{L}_t$) وهي البواقي التي تحتوي على العلاقات غير الخطية التي لم يستطع نموذج ARIMA نمذجتها، وهناك العديد من الأشكال البيانية والاختبارات الإحصائية التي تستخدم للتحقق من خطية البواقي.
- تحديد نموذج GARCH الأمثل عند استخدام البواقي غير الخطية الناتجة عن نموذج ARIMA كمدخلات، ومن ثم استخدام هذا النموذج للحصول على البواقي المقدرة \hat{N}_t .
- 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 ($\hat{y}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t$).

وسيتم توضيح الخطوات السابقة تفصيلاً من خلال مراحل بناء نموذج ARIMA-GARCH الهجين.

مراحل بناء النموذج الهجين ARIMA-GARCH

تقوم الفكرة الأساسية لهذا النموذج من خلال المرور أولاً بمنهجية بوكس-جينكنز (نموذج ARIMA) ومن ثم نموذج GARCH للوصول للنموذج الهجين ARIMA-GARCH وذلك على النحو التالي:

1. التحقق من استقرار (سكون) السلسلة

يتم التحقق من سكون السلسلة الزمنية في المتوسط والتباين بيانياً عن طريق الرسم البياني للسلسلة الأصلية أو الرسم البياني لدالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي، أو بطرق إحصائية وذلك باستخدام اختبارات تمكنا من معرفة ماهية سكون السلسلة منها:

- اختبارات جذر الوحدة (ديكي- فولر الموسع ADF وفيلبس- بيرون PP): حيث فرضية العدم فيهما أن السلسلة غير مستقرة، والفرق بينهما أن اختبار ADF يبنى على افتراض أن السلسلة الزمنية ناتجة من عملية الانحدار الذاتي (AR) Autoregressive، بينما يقوم اختبار PP على افتراض أعم وهو أن السلسلة الزمنية ناتجة بواسطة عملية (ARIMA) Autoregressive Integrated Moving Average (العبدلي، 2007). وعليه فإن القدرة الاختبارية لاختبار PP أفضل وأدق من اختبار ADF خصوصاً عندما يكون حجم العينة صغيراً (Hallam & Zanoli, 1993) وفي حالة عدم توافق نتائج الاختبارين فإنه يفضل الاعتماد على نتائج اختبار PP (Obben, 1998).

- اختبار KPSS: وهو اختبار مكمل لاختبار ديكي- فولر لاختبار الاستقرار، حيث فرضية العدم فيه أن السلسلة الزمنية مستقرة عكس اختبار ديكي- فولر الذي تكون فيه فرضية العدم غير مستقرة (شوقار، 2019). وفي حالة عدم سكون السلسلة يتم أخذ التحويلات المناسبة (مثل اللوغاريتم) لتسكينها في التباين أولاً ومن ثم أخذ الفروق لتسكينها في المتوسط حتى تصل لمرحلة الاستقرار (السكون) وتكون (d) هي عدد الفروق التي أجريت على السلسلة للوصول لحالة الاستقرار (الوصيفي، 2012).

2. مرحلة التعرف والتقدير Identification and Estimation

تعتبر مرحلة التعرف من أهم مراحل بوكس- جينكنز، حيث يتم خلالها تحديد معاملات النموذج ARIMA (p,d,q) ي تحديد رتبة الانحدار الذاتي وعدد الفروق اللازمة لتسكين السلسلة ورتبة المتوسطات المتحركة (سيدي محمد، 2012)، ويتم تحديد المعلمة (q) بناءً على عدد معاملات الارتباط الذاتي التي تختلف عن الصفر بينما تحدد المعلمة (p) بناءً على عدد معاملات الارتباط الذاتي الجزئي التي تختلف عن الصفر (الوصيفي، 2012). ويمكن التعبير رياضياً عن هذا النموذج باستخدام عامل الإزاحة للخلف B وعامل الفرق للخلف ∇ على الصورة التالية (جبارة، 2012):

$$\varphi(B)w_t = \theta(B)\varepsilon_t \quad \dots \dots \dots (1)$$

حيث:

$$\varphi(B) = 1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2 - \dots \dots \dots - \varphi_p B^p$$

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots \dots \dots - \theta_q B^q$$

كما تعرف w_t كما يلي:

$$w_t = \begin{cases} \nabla^d Y_t = (1 - B)^d Y_t & , d > 0 \\ Y_t & , d = 0 \end{cases}$$

ويمكننا التعرف على النموذج الملائم ورتبته من خلال المقارنة بين مجموعة من نماذج ARIMA (p,d,q)، لاختيار النموذج الأفضل والذي يعطي أقل قيمة للمعايير الإحصائية AIC, AICc, BIC.

وبعد الانتهاء من مرحلة التعرف على النموذج المبدئي للبيانات يتم الانتقال إلى مرحلة تقدير المعالم لهذا النموذج حيث يتم تحديدها باستخدام إحدى طرق التقدير الإحصائية الآتية: (Abraham & Ledotor, 2005; Pirece, 1971)

- طريقة المربعات الصغرى الخطية Linear Least Squares Method
 - طريقة المربعات الصغرى غير الخطية Non - Linear Least Squares Method
 - طريقة الإمكان الأكبر Maximum Likelihood Method وهي الطريقة الأكثر شيوعاً في التطبيق
- ولكي يحقق النموذج الهدف الأساسي من بنائه وهو التنبؤ فإنه يجب ضمان جودة تقديره وملاءمته للسلسلة وهو ما يتم في مرحلة التشخيص.

3. مرحلة التشخيص Diagnostic Checking

بعد تحديد النموذج المبدئي الأفضل وتقدير معلماته يتم في هذه المرحلة التحقق من ملاءمته وسيتم ذلك بتطبيق ما يلي على بواقي النموذج:

الفحوصات البيانية

- رسم البواقي، Normal Q-Q Plot وHistogram للبواقي وذلك للحكم على مدى طبيعية البواقي.
- رسم دالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي لمربع البواقي، دالتا الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي للقيمة المطلقة للبواقي للتأكد من وجود صفة الارتباط الذاتي بين البواقي.

الاختبارات الإحصائية

- اختبار بوكس- بيرس (Box-Pierce) المعدل أو ما يسمى اختبار Ljung-Box: لمعرفة مدى ارتباطية البواقي.
- اختبار ARCH LM-test: ويستخدم لفحص ثبات التباين.
- اختبار Jarque-Bera: ويبين ما إذا كانت بواقي الانحدار تتبع التوزيع الطبيعي.

وبناء على مرحلة التشخيص يتبين هل يتم الإبقاء على نموذج ARIMA المقترح لتمثيل السلسلة الزمنية محل الدراسة أو سيتم إدخال تعديلات عليه لتطويره وزيادة كفاءته، وسنختار لهذا الغرض نماذج ARCH وGARCH وذلك للتعامل مع البواقي ودمجها مع نموذج ARIMA المقترح للوصول إلى النموذج الهجين الأمثل.

4. نماذج ARCH وGARCH

هي نماذج الهدف منها نمذجة التباين (Variance) وأكثر استخداماتها يكون في نماذج البيانات المالية، ذلك لأن الاتجاه الحديث لدى المستثمرين لا ينصب فقط على دراسة والتنبؤ بالعوائد المالية المتوقعة وإنما يتجاوزها إلى الاهتمام بعنصر عدم التأكد (Uncertainty)، وتتطلب دراسة عدم التأكد نماذج خاصة تتعامل مع تقلب (Volatility) القيم المالية عبر سلسلة زمنية أو ما يطلق عليه تباين السلسلة (Variance)، وتنتمي النماذج التي تتعامل مع هذا النوع من التباين إلى أسرة نماذج ARCH.

ولذلك جاءت هذه التقنية لنمذجة سلوك التباين المشروط (Conditional Variance) وبعبارة أخرى (Conditional Heteroscedasticity)، وبعدها جاء مفهوم نمذجة التباين المشروط للانحدار الذاتي (ARCH) ثم نموذج (Generalized ARCH) واختصاراً (GARCH)، وقد أدى هذا النوع من النمذجة إلى تحول كبير في الاقتصاد القياسي التطبيقي.

نماذج الانحدار الذاتي المشروط بعدم ثبات التباين (ARCH)

هي نماذج ذاتية مشروطة بعدم تجانس تباينات الأخطاء، وتتميز هذه النماذج بأن لها متوسط يساوي صفرًا وغير مرتبطة وتبايناتها غير ثابتة ومشروطة بالماضي، وبهذه الطريقة تم إدراج نموذج الانحدار بأخطاء تتبع

نموذج ARCH، حيث أراد (Engle, 1982, 2001) من خلالها سد النقص الذي كانت تعاني منه نماذج ARMA خاصة في السلاسل الزمنية التي تتميز بسرعة التقلبات لذلك قام باقتراح نموذج ARCH (q) كالآتي:

أولاً: معادلة المتوسط (Mean equation)

$$y_t = \mu + r_t \quad \dots \dots \dots \quad (2)$$

$$r_t = \sigma_t \varepsilon_t \quad ; \quad \varepsilon_t \sim \text{iid } N(0,1)$$

ثانياً: معادلة عدم الثبات (Volatility equation)

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 r_{t-1}^2 + \alpha_2 r_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p r_{t-p}^2 \quad \dots \dots \dots \quad (3)$$

$$\text{or } \sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i r_{t-i}^2$$

حيث:

$\alpha_0 > 0$ و $(\alpha_i > 0, \text{ for } i > 0)$: تمثل معاملات النموذج (Parameters).

r_t : تمثل سلسلة العوددة (Return Series) وهي سلسلة غير مرتبطة (uncorrelated).

μ : متوسط سلسلة العوددة (Mean Return).

ε_t : تمثل سلسلة مستقلة ومتماثلة التوزيع (Identically Independent Distribution)، وتتبع التوزيع الطبيعي القياسي بمتوسط صفر وتباين 1.

ومما يؤخذ على هذا النموذج في الأعمال التطبيقية أن التوسع في قيم (p) قد ينتج عنه قيماً سالبة لمعامل α (Edward, 2011)، وهذا ما يناقض إحدى فرضيات النموذج، ومواجهةً لهذه المشكلة اقترح (Bollerslev, 1986)، ما يُعرف بنموذج الانحدار الذاتي المعمم المشروط بعدم ثبات التباين (GARCH) والذي من خلاله يمكن للمتغير الداخلي في المعادلة (3) أن يكون متأخراً ضمن المتغيرات المفسرة له، وهذا ما ينقلنا من النموذج (ARCH) إلى النموذج (GARCH).

نماذج الانحدار الذاتي المعمم المشروط بعدم ثبات التباين (GARCH)

يعتبر هذا النموذج وتطويراته المختلفة أحد الوسائل الهامة لتوصيف التغير عبر الزمن الذي يتميز به عدم التأكد في الأرباح للأسواق المالية والخاص بالتقلبات Volatility أو المخاطرة Risk، وفي عام 1986 قام كل من Bollerslev و Taylor بشكل مستقل باقتراح تعميم لنموذج GARCH (p,q) ليصبح على الصورة الآتية:

$$y_t = \mu + r_t \quad \dots \dots \dots \quad (4)$$

حيث:

$$r_t = \sigma_t \varepsilon_t \quad ; \quad \varepsilon_t \sim \text{iid } N(0,1)$$

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 r_{t-1}^2 + \alpha_2 r_{t-2}^2 + \dots + \alpha_p r_{t-p}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2 + \dots + \beta_q \sigma_{t-q}^2$$

ويمكن إعادة كتابة المعادلة الأخيرة لتصبح كما يأتي:

$$\sigma_t^2 = \alpha_0 + \sum_{i=1}^p \alpha_i r_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j r_{t-j}^2 \quad \dots \dots \dots \quad (5)$$

بحيث:

$$\begin{aligned} \alpha_0 &> 0 \\ \alpha_i &\geq 0 \quad ; i = 1, 2, 3, \dots, p \\ \beta_j &\geq 0 \quad ; j = 1, 2, 3, \dots, q \end{aligned}$$

r_{t-i}^2 : مربع البواقي المتأخرة لمعادلة المتوسط ويُعرف (ARCH).

σ_{t-j}^2 : تنبؤ التباين للفترة السابقة ويُعرف (GARCH).

ولتكون المعادلة (5) مستقرة (Covariance-stationary) فإنه يشترط ما يلي: (Engel, 1982)

$$\sum_{i=1}^p \alpha_i + \sum_{j=1}^q \beta_j < 1 \quad \dots \dots \dots \quad (6)$$

وتكتب بالصيغة التالية (p, q) GARCH

- إذا كان q=0 تصبح ARCH (p)= GARCH (p, 0)= GARCH (p, q)

- ARCH(∞) تكافئ GARCH (p, q)

نموذج ARIMA-GARCH الهجين

تهدف عملية الدمج بين النماذج إلى تقليل القصور الناشئ من استخدام نموذج غير مناسب حيث يعوض النموذج الثاني النقص الموجود في النموذج الأول، كما أن نموذجاً واحداً قد يكون غير كاف لفهم السلوك الكامل للسلسلة الزمنية لظاهرة معينة (Khashei & Bijari, 2011)، لذلك يعتبر استخدام النماذج الهجينة Hybrid Models بمثابة تحد قام به المختصون لزيادة دقة التنبؤ.

5. التنبؤ Forecasting

التنبؤ هو المرحلة الأخيرة والأهم من مراحل التحليل الحديث للسلاسل الزمنية، ويعد التنبؤ بالنموذج الهجين ARIMA-GARCH هو الهدف الرئيس من الدراسة فلا يمكن الانتقال إلى هذه المرحلة إلا بعد تجاوز جميع المراحل السابقة بدءاً من مرحلة التعرف ووصولاً إلى اعتماد نموذج ملائم يمكن استخدامه للتنبؤ بقيم مستقبلية (Douglas & Contreras, 1976).

معايير المقاضلة بين النماذج

وللمقارنة بين النماذج الإحصائية المستخدمة منفردة كانت أم هجينة يتم عادةً استخدام معايير لقياس جودة ودقة تقدير النموذج الإحصائي حيث يكون الهدف هو إيجاد النموذج الذي يحقق أقل قيمة لهذه المعايير،

وس يتم في هذه الدراسة استخدام المعايير الإحصائية التالية وذلك باعتبار n : حجم العينة، عدد المعلمات المقدره L : دالة الإمكان الأكبر.

(AIC) Akaike Information Criterion (1)

والذي اقترح من قبل (Akaike, 1974) وذلك على النحو التالي:

$$AIC = -2LnL + 2k$$

(BIC) Bayesian Information Criterion (2)

أما معيار BIC والذي اقترح من قبل (Schwarz, 1978) فيتم حسابه كالتالي:

$$BIC = -2Ln L + k \ln(n)$$

(AICc) Corrected Version of Akaike Information Criterion (3)

هو معيار معلومات يتسم بالكفاءة مما يعنى أنه سيختار أفضل نموذج عندما يكون النموذج المولد ذا بعد لانهائي ويحتسب على النحو التالي: (Hurvich & Tsai, 1989)

$$AICc = \left(\frac{2n}{n - k - 1} \right) k - 2 \ln(L_{\max})$$

وبصورة أخرى:

$$AICc = AIC + \frac{2k^2 + 2k}{n - k - 1}$$

(SIC) Schwarz Information Criterion (4)

قام (Schwarz, 1978) باقتراح هذا المعيار باستخدام الصيغة الرياضية التالية:

$$SIC = \ln(n) k - 2\ln(L_{\max})$$

(HQIC) Hannan-Quinn Information Criterion (5)

وتم اقتراحه من كل من Hannan و Quinn عام 1979 ويعني أنه مع زيادة حجم العينة فإن هذا المعيار سيحدد نموذجاً ذا بعد محدود طالما تم تضمينه في مجموعة من النماذج المرشحة (Christensen, 2018) ويحسب كالتالي:

معايير دقة التنبؤ

بعد الانتهاء من تحديد النموذج الهجين الأفضل تتم مقارنته مع نموذج ARIMA الأفضل وذلك للمقارنة بين جودة التقدير ودقة التنبؤ لكل منهما، وهناك عدة مقاييس لهذا الغرض يحسب كل منها كما يلي علماً بأنه كلما كانت قيم المقاييس صغيرة دل ذلك على دقة النتائج حيث γ : القيم الفعلية، $\hat{\gamma}$: لقيم المقدره و n : مدة التنبؤ:

متوسط الأخطاء النسبية المطلقة (MAPE) Mean Absolute Percentage Error

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right| \times 100\%$$

متوسط الخطأ المطلق (MAE) Mean Absolute Error

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_t - \hat{y}_t|$$

خطأ جذر المتوسط المربع (RMSE): Root-Mean-Square Error

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2}$$

9- الجانب التطبيقي

1-9 وصف السلسلة

السلسلة الزمنية محل الدراسة تتضمن 185 مشاهدة تمثل معدل السعر الشهري لبرميل النفط الخام بالدولار الأمريكي وذلك خلال الفترة الزمنية من يناير 2003 حتى مايو 2018، ويوضح جدول 1 بعض المقاييس الاحصائية لبيانات الدراسة حيث يتضح منه ما يلي:

- أن البيانات غير طبيعية التوزيع بدليل أن:
- الوسط الحسابي أكبر من الوسيط لذا فإن معامل الالتواء موجب أي ان المنحنى ملتو إلى اليمين.
- معامل التفرطح أقل من 3 أي ان منحنى البيانات مفرطح.
- القيمة الاحتمالية لاختبار Jarque-Bera أقل من 0.05.
- وجود تقلبات حادة في أسعار النفط: نظراً لأن قيمة الانحراف المعياري مرتفعة.

النموذج الهجين ARIMA-GARCH

تم تطبيق مراحل بناء النموذج الهجين ARIMA-GARCH للتنبؤ بأسعار النفط الخام الشهرية لمنظمة أوبك لمعرفة سلوكها المستقبلي كما يلي:

وصف السلسلة من حيث الاستقرار

تتمثل أولى خطوات تلك المرحلة في فحص استقرار السلسلة الزمنية ومن ثم تطبيق التحويلات اللازمة لجعلها مستقرة إن لم تكن كذلك. ولمعرفة ذلك تم رسم المنحنى التاريخي للظاهرة وذلك كما هو موضح في شكل 1 حيث تبين أن البيانات غير مستقرة في الوسط والتباين مما تطلب استخدام التحويلات لجعلها مستقرة، لذا تم أخذ الفروق الاولى للواريتم الطبيعي للبيانات فلم تستقر السلسلة، لكنها استقرت عند الفروق الثانية (d=2) للواريتم الطبيعي للبيانات وذلك كما يظهر في شكل 2. ولتأكيد ما سبق من الناحية

الإحصائية تم إجراء اختبار ADF واختبار PP واختبار KPSS لفحص استقرار السلسلة الزمنية كما هو مبين في جدول 2.

مرحلة التعرف والتقدير

تهدف هذه المرحلة إلى التعرف على نموذج ARIMA المناسب لتمثيل البيانات وذلك من خلال تحديد رتبة الجزء الخاص بالانحدار الذاتي AR والمعروفة بالرمز (p)، وتحديد رتبة الجزء الخاص بالمتوسطات المتحركة MA والمعروفة بالرمز (q). ولتحديد النموذج الملائم ورتبته تمت المقارنة بين مجموعة من نماذج ARIMA (p,d,q)، لاختيار النموذج الأفضل والذي يعطي أقل قيمة للمعايير الإحصائية AIC, AICc, BIC حيث تبين من خلال جدول 3 أن النموذج الأفضل هو نموذج ARIMA (2,2,1)، وذلك لامتلاكه أقل قيمة للمعايير الإحصائية AIC, AICc, BIC وبناءً على ذلك تم تقدير معاملات النموذج الأفضل كما هو موضح في جدول 4.

ويأخذ النموذج المقدر ARIMA (2,2,1) الشكل الرياضي الآتي:

$$\ln(1 - B)^2 y_t = \varepsilon_t - 0.8121y_{t-1} + 0.1162y_{t-2} + 0.2320\varepsilon_{t-1}$$

مرحلة التشخيص

تعد هذه المرحلة من أهم مراحل التحليل حيث يتم خلالها التحقق من ملاءمة النموذج وذلك من أجل تحسينه وتطويره أو الإبقاء عليه كما هو، حيث نقوم في هذه المرحلة بإخضاع بواقي النموذج الذي تم تفضيله فيما سبق ARIMA (2,2,1) عدد من الفحوصات البيانية والاختبارات الاحصائية كما هو مبين في السياق التالي .

التحقق باستخدام الأشكال البيانية

- رسم البواقي

تعتبر البواقي جزءاً أساسياً ومرحلة مهمة لمعرفة مدى صلاحية النموذج المستخدم وهو ARIMA (2,2,1) للتنبؤ ويتضح من شكل 3 أن البواقي ثابتة في المتوسط ولكنها غير ثابتة في التباين وبعبارة أخرى يوجد تقلبات في البواقي.

- Normal Q-Q Plot و Histogram للبواقي

يعتبر الشكلان Normal Q-Q Plot و Histogram محددتين للحكم على مدى طبيعية (اعتدال) توزيع البواقي حيث يتبين من شكل 4 أن البواقي غير طبيعية التوزيع.

- دالتا الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي لمربع البواقي

بالنظر إلى شكل 5 نجد أن بعض قيم معاملات الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي لمربعات لبواقي تجاوزت حدي فترة الثقة، أي أن هذه المعاملات لا تساوي أو تؤول للصفر وهذا يؤشر إلى ارتباط ذاتي بين قيم البواقي.

- دالتا الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي للقيمة المطلقة للبواقى

بالنظر إلى شكل 6 نجد أن بعض قيم معاملات الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي للقيم المطلقة للبواقى تجاوزت حدى فترة الثقة، أى أن هذه المعاملات لا تساوى أو تؤوّل للصفر وهذا مؤشّر على وجود صفة الخطية أى وجود ارتباط ذاتى بين قيم البواقى.

التحقق باستخدام الاختبارات الاحصائية

وللتأكد مما توصلنا إليه بيانياً تم إجراء كل من اختبار Ljung-Box-test لمعرفة مدى ارتباطية البواقى، اختبار ARCH LM-Test لفحص ثبات التباين واختبار Jarque-Bera-Test لفحص طبيعىة البواقى وأوضحت نتائج هذه الاختبارات والمبينة في جدول 5 ما يلي :

- اختبار Ljung-Box test: كانت قيمة P-value أقل من 0.05 مما يدل على وجود سبب كاف لرفض $(H_0: \rho(k) = 0)$ وقبول $(H_a: \rho(k) \neq 0)$ ، وبالتالي فإن معاملات الارتباط الذاتي لمربع البواقى تختلف معنوياً عن الصفر أى أنه يوجد ارتباط ذاتى بين البواقى.

- اختبار ARCH LM- test: كانت قيمة P-value أقل من 0.05 ولذلك نرفض $(H_0: \alpha_i = 0)$ ونقبل $(H_a: \alpha_i \neq 0)$ ، وهذا دليل على وجود مشكلة عدم تجانس تباين الخطأ (heteroscedasticity) وبالتالي يوجد تأثير لـ ARCH.

- اختبار Jarque-Bera: كانت قيمة P-value أقل من 0.05 وفي هذا دلالة على أنه يوجد سبب كاف لرفض الفرضية الصفرية (البواقى تتبع توزيعاً طبيعياً: H_0) مقابل قبول الفرض البديل (البواقى لا تتبع توزيعاً طبيعياً: H_a) أى أن البواقى لا تتبع توزيعاً طبيعياً .

ونستنتج مما سبق أن نموذج ARIMA (2,2,1) لا يفضل اعتماده لتمثيل السلسلة الزمنية محل الدراسة حيث أنه لا يعتبر النموذج الأمثل لكننا نستطيع إدخال تعديلات عليه لتطويره وزيادة كفاءته، وسنختار لهذا الغرض نماذج ARCH و GARCH وذلك للتعامل مع البواقى ودمجها مع نموذج ARIMA (2,2,1) الوصول إلى النموذج الهجين الأمثل.

2-9 اختيار النموذج الهجين

تم اقتراح مجموعة من نماذج ARCH و GARCH اعتماداً على بواقى نموذج ARIMA (2,2,1) لاختيار أول نموذج يصلح لبناء نموذج هجين يستطيع التغلب على مشكلة غير الخطية يجب أن تكون قيمة P-value أكبر من 0.05 لكل من اختبار R^2 Ljung - Box Test واختبار LM Arch Test R.

ولاختيار النموذج الأفضل من بين النماذج المقترحة يجب أن تكون قيمة معايير التقييم SIC، BIC، AIC، HQIC أصغر ما يمكن وذلك كما هو مبين في جدول 6 والذي أوضح أن النموذج (5) ARCH هو نقطة الانطلاق لاقتراح نماذج هجينة وذلك حسب اختبائي R^2 Ljung - Box Test واختبار LM Arch Test حيث

أن قيمة P-Value لكل منهما أكبر من 0.05، كما أن نموذج GARCH (1,1) هو النموذج المناسب ليكون الهجين مع نموذج ARIMA (2,2,1) لأنه يمتلك أقل قيمة لمعايير التقييم AIC، BIC، SIC، HQIC بأقل عدد معالم ممكنة، وعليه تم تقدير معاملات النموذج الهجين كما هو مبين في جدول 7، وبذلك يكون النموذج الهجين GARCH (1,1) - ARIMA (2,2,1) المقدر وفق الشكل الرياضي الآتي:

$$y_t + \sigma_t^2$$

حيث:

$$\ln(1 - B)^2 y_t = \varepsilon_t - 0.0704y_{t-1} - 0.0769y_{t-2} + 0.9819\varepsilon_{t-1}$$

$$\sigma_t^2 = 3.2953 + 0.3413r_{t-1}^2 + 0.5928\sigma_{t-1}^2$$

وذلك نظراً لنجاح المعالم في تحقيق شروطها كالتالي:

$$AR(1) + AR(2) = -0.0704 - 0.0769 = -0.1473 < 1$$

$$AR(2) - AR(1) = -0.0769 - 0.0704 = -0.0065 < 1$$

$$|AR(2)| = |-0.0769| < 1$$

$$MA(1) = 0.9819 < 1$$

$$\text{Alpha}(0) = 3.2953 > 0$$

$$\text{Alpha}(1) = 0.3413 > 0$$

$$\text{Beta}(1) = 0.5928 > 0$$

$$\text{Alpha}(1) + \text{Beta}(1) = 0.9341 < 1$$

المقارنة بين نموذج ARIMA (2,2,1) ونموذج GARCH (1,1)

بعد الانتهاء من بناء نموذج ARIMA (2,2,1) الانتهاء أيضاً من إجراء التعديلات عليه ومن ثم الوصول إلى نموذج GARCH (1,1) - ARIMA (2,2,1) الهجين، سنقوم بعرض مقاييس دقة التنبؤ للنموذجين من أجل المقارنة بينهما وذلك من خلال جدول 8، حيث يتضح بالنظر إلى نتائج إجراء مقارنة بين أفضلية نموذج ARIMA (2,2,1) ونموذج GARCH (1,1) - ARIMA (2,2,1) الهجين أن النموذج الهجين كانت له الأفضلية بصورة واضحة ويعزى ذلك لأنه قد عالج مشكلة غير الخطية التي ظهرت من بواقي نموذج لذلك سيتم الاعتماد على النموذج الهجين في التنبؤ.

التنبؤ باستخدام النموذج الهجين GARCH (1,1) - ARIMA (2,2,1)

التنبؤ هو المرحلة الأخيرة من مراحل التحليل الحديث للسلاسل الزمنية ولا يمكن الانتقال إلى هذه المرحلة إلا بعد التأكد من إجراء جميع الفحوص والاختبارات الإحصائية الضرورية لتشخيص النموذج الذي اختير في المراحل السابقة، وحيث أنه قد تم التوصل إلى أن النموذج الهجين الأمثل للتنبؤ بالسعر الشهري لبرميل النفط الخام لمنظمة أوبك بالدولار الأمريكي خلال الفترة الممتدة من يونيو 2018 وحتى مايو 2019 هو ARIMA (2,2,1) - GARCH (1,1)، لذا ستتم أولاً مقارنة القيم المتنبأ بها مع القيم الستة الفعلية والمتوفر

معلومات مسبقة عنها وذلك من يونيو 2018 إلى نوفمبر 2018، حيث أظهرت هذه القيم توافقاً مع القيم الأصلية ثم سيتم التنبؤ بالقيم المستقبلية من ديسمبر 2018 إلى مايو 2019 كما يتضح من خلال جدول 9.

10- النتائج والتوصيات

توصلت الدراسة إلى العديد من النتائج والتوصيات نستعرضها في السياق التالي.

10-1 النتائج

- تطابقت نتائج البحث مع الأهداف المرجوة منه.
- نظراً لأن الظاهرة محل الدراسة تمثل سلسلة زمنية غير مستقرة بالنسبة للبيانات الأصلية المتاحة، فقد تبين ملائمة التحويلة اللوغاريتمية والفروق الثانية عن غيرها في جعل السلسلة الزمنية مستقرة.
- بعد معاينة عدة نماذج ومن خلال معايير التقييم للمقارنة بين نماذج ARIMA المقترحة تبين أن نموذج ARIMA (2,2,1) هو الأنسب للتطبيق على بيانات الدراسة لسلسلة أسعار برميل النفط الخام الشهرية لمنظمة أوبك وذلك لتفوقه على غيره من النماذج المقترحة .
- تم بناء نماذج ARCH و GARCH بالاعتماد على بواقي نموذج ARIMA (2,2,1) (النماذج الهجينة)، واتضح أن سلسلة البواقي غير مستقرة في التباين ومن ثم تم استخدام طرق بيانية ومجموعة من الاختبارات الإحصائية للتعرف على خطية البواقي ووجد أن بواقي نموذج ARIMA (2,2,1) تتمتع بالصفة غير الخطية.
- رشح نموذج ARCH(5) كأول نموذج يصلح لعملية الدمج مع نموذج ARIMA (2,2,1) ومن ثم اختير نموذج GARCH (1,1) كأفضل نموذج لعملية الدمج مع نموذج ARIMA (2,2,1) وذلك بعد إجراء المقارنة بين النماذج المقترحة .
- اعتمد نموذج GARCH (1,1) - ARIMA (2,2,1) والذي يتبع خطوه العشوائى التوزيع الطبيعي كأفضل نموذج هجين للتنبؤ بالقيم المستقبلية لسعر نفط منظمة أوبك.
- أجريت المقارنة وفق معايير دقة التنبؤ بين نموذج ARIMA (2,2,1) والنموذج الهجين ARIMA (1,1) - GARCH (2,2,1) وأظهرت النتائج تفوق النموذج الهجين.
- استخدم النموذج الهجين GARCH (1,1) - ARIMA (2,2,1) في التنبؤ بالقيم المستقبلية للسلسلة الشهرية محل الدراسة لاثنتي عشرة قيمة، ستاً منها للمقارنة مع القيم الفعلية (يونيو- نوفمبر 2018) والباقي للتنبؤ بسعر برميل النفط الخام لمنظمة أوبك خلال الأشهر الست التالية.

10-2 التوصيات

- في ضوء النتائج التي توصلت إليها هذه الدراسة يتقدم الباحثون بالتوصيات التالية:
- ضرورة الاهتمام بتوفير البيانات ودعم الأبحاث الخاصة بدراسة السلاسل الزمنية المتعلقة بأسعار النفط ومشتقاته .
- متابعةً لنتائج هذا البحث، يوصي الباحثون في الدراسات القادمة بما يلي:

- استخدام النماذج الهجينة في التنبؤ بالسلاسل الزمنية المحتوية على تقلبات في بياناتها وبالأخص السلاسل الزمنية المالية وذلك لتضمنها الصفة الخطية وغير الخطية.
- إجراء عملية التهجين ما بين النماذج الخطية والنماذج غير الخطية ونذكر منها: هجين بين نموذج التمهيد الأسي EXP ونموذج الشبكات العصبية ANN، هجين بين نموذج التمهيد الأسي EXP ونموذج GARCH، هجين بين نموذج ARIMA ونموذج ANN، هجين بين نموذج ARFIMA ونموذج ANN وهجين بين نموذج ARFIMA ونموذج GARCH .
- تطبيق نموذج هجين يجمع بين نماذج خطية معاً في السلاسل ذات البيانات الخطية.
- تطبيق نموذج هجين يجمع نماذج غير خطية معاً في السلاسل ذات التقلبات الشديدة غير الخطية.
- تطوير عملية التهجين من الدمج بين طريقتين إلى الدمج بين ثلاثة طرق ونقترح منها إجراء عملية الهجين بين ANN - ARCH- ARIMA وبين ANN - EXP - ARIMA.

المراجع

أولاً: المراجع العربية

- العبدلي، عابد (2007). محددات الطلب على واردات المملكة العربية السعودية في إطار التكامل المشترك وتصحيح الخطأ. **مجلة مركز صالح كامل للاقتصاد الإسلامي**، جامعة الأزهر، 32(20).
- الوصيفي، الشيماء (2012). التنبؤ باستخدام الدمج بين الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج بوكس وجينكنز: دراسة تطبيقية. **رسالة ماجستير غير منشورة**، جامعة المنصورة، مصر.
- أوزان، حسين وكرفاح، أسماء (2017). آفاق أسعار النفط وانعكاساته على الاقتصاد الجزائري. **رسالة ماجستير غير منشورة**، كلية العلوم الاقتصادية والتجارية وعلوم التسيير، جامعة الجبلاني بونعامة بخميس مليانة، الجزائر.
- جبارة، محمد (2012). التنبؤ بالسلاسل الزمنية لمنسوب النيل الأزرق في محطة دمدني باستخدام نماذج بوكس - جنكنز ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية. **جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا، السودان**.
- سيدي محمد، شكوري (2012). وفرة الموارد الطبيعية والنمو الاقتصادي دراسة حالة الاقتصاد الجزائري. **رسالة دكتوراه غير منشورة**، جامعة أبي بكر بلقايد، تلمسان، الجزائر.
- شوقار، عبد المنعم (2019). العلاقات التوازنية قصيرة وطويلة الأجل لمحددات سعر الصرف في السودان باستخدام نماذج الانحدار الذاتي ذو الفجوات الموزعة (1980-2016). **رسالة ماجستير غير منشورة**، جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا، السودان.

ثانياً: المراجع الأجنبية

- Abraham, B. & Ledoter, J. (2005). *Statistical method for forecasting*. New York: John Wiley.
- Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19, 716-723.
- Babu, N. & Reddy, B. (2014). Selected Indian Stock predictions using a Hybrid ARIMA-GARCH model. *International Conference on Advances in Electronics, Computers and Communications (ICAECC)*, Malaysia.
- Bollerslev, T. (1986). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.
- Box, G. & Jenkins, G. (1970). *Time series analysis, forecasting and control*. San Francisco, CA: Holden-Day.
- Christensen, W. (2018). *Model selection using information criteria (Made Easy in SAS®)*. University of California, Los Angeles.
- Douglas, M. and Contreras, G. (1976). Note on forecasting with adaptive filtering. *O.P.Q.*, 24(4).
- Edward, N. (2011). Modeling and forecasting using time series garch models: an application of tanzania inflation rate data. *Master thesis of Science (Mathematical Modeling)* of the University of Dares Salaam, Morocco.
- Engle, R. (1982). Autoregressive conditional heteroskedasticity with estimates of the variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*, 50(4), 987-1007.
- Engle, R. (2001). GARCH 101: The use of ARCH/GARCH models in applied econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 15(4), 157-168.
- Hallam, D. & Zanolì, R. (1993). Error-correction models and agricultural supply response. *European Review of Agricultural Economics*, 2(20), 151-166.
- Hurvich, C. & Tsai, C. (1989). Regression and time series model selection in small samples. *Biometrika*, 76(2), 297-307.

- Khashei, M. & Bijari, M. (2011). Which methodology is better for combining linear and nonlinear models for time series forecasting? *JISE*, 4(4).
- Maizah, A., Pung, P., & Norizan, M. (2014). Volatility modelling and forecasting of Malaysian crude palm oil prices. *Applied Mathematical Sciences*, 8(124), 6159-6169.
- Obben, J. (1998). The demand for money in Brunei. *Asian Economic Journal*, 2(12), 109-121.
- Organization of Petroleum Exporting Countries (OPEC), (2018). Available at: https://www.opec.org/opec_web/en/about_us/23.htm.
- Pirece, D. (1971). Least squares estimation in the regression model with autoregression: Moving average errors. *Biometrika*, 58, 299- 321.
- Roe, D. (2018). Developing a Hybrid ARIMA-GARCH model for long-term forecasting of financial time series. *Salford Journal of Physics*.
- Saad, M. (2016). A proposed statistical model to forecast the exchange rate of the Egyptian Pound per U.S. Dollar. *Unpublished Master thesis*, Ain Shams University, Egypt.
- Schwarz, S. (1978). Estimating the dimension of a model. *Annals of Statistics*, 6, 461- 464.
- Sun, K. (2017). Equity return modeling and prediction using Hybrid ARIMA-GARCH model. *International Journal of Financial Research*, 8(3), 154-161.
- Uwilinglyimana, C., Munga'tu, J., & Harerimana, J. (2015). Forecasting inflation in kenya using ARIMA- GARCH Models. *International Journal of Management and Commerce Innovations*, 3(2), 15-27.
- Yaziza, S., Azizan N., Zakaria, R., & Ahmad, M. (2013). *20th International Congress on Modelling and Simulation*, Adelaide, Australia, 1-6 December, 1201-1207. Available at: www.mssanz.or-g.au/modsim2013.

الجدول

جدول 1: مقاييس النزعة المركزية والتشتت لبيانات الدراسة

Mean	Median	Max	Min	Std. Dev.	Skewness	Kurtosis	Jarque-Bera
69.45	64.45	136.03	23.72	28.28	0.313	1.883	0.001 < 0.05

جدول 2: نتائج اختبار ADF، PP، KPSS لفحص استقرار السلسلة

الفروق الثانية للوغاريتم السلسلة			السلسلة الأصلية			الاختبار
الحالة	P-value	القيمة	الحالة	P-value	القيمة	
مستقرة	0.01	-8.3269	غير مستقرة	0.5212	-2.1315	ADF-test
مستقرة	0.01	-229.49	غير مستقرة	0.602	-8.9728	PP-test
مستقرة	0.1	0.0162	غير مستقرة	0.01	0.8630	KPSS-test

جدول 3: مقارنة بين نماذج ARIMA (p,d,q)

النماذج	AIC	AICc	BIC
ARIMA (0,2,1)	-330.2	-330.14	-323.78
ARIMA (0,2,2)	-337.92	-337.79	-328.3
ARIMA (1,2,0)	-302.52	-302.45	-296.1
ARIMA (1,2,1)	-341.11	-340.97	-331.48
ARIMA (1,2,2)	-340.24	-340.02	-327.41
ARIMA (2,2,0)	-303.33	-303.2	-293.7
ARIMA (2,2,1)	-341.53	-341.3	-331.69
ARIMA (2,2,2)	-341.52	-341.18	-325.47

جدول 4: تقديرات معاملات النموذج ARIMA (2,2,1)

النماذج	المعلمة	التقدير	الخطأ المعياري	P-value
AR(1)	φ_1	-0.8121	0.0937	0.0000
AR(2)	φ_2	0.1162	0.0745	0.0000
MA(1)	θ_1	0.2320	0.0175	0.0000

جدول 5: نتائج اختبارات فحص البواقي

الاختبار	Chi- Square	d.f	P-value
Ljung-Box- test	31.295	12	0.001776
ARCH LM- test	30.048	12	0.002747
Jarque-Bera- test	30.633	2	0.00000

جدول 6: المفاضلة بين نماذج ARCH و GARCH المقترحة

النماذج	الاختبارات				معايير التقييم			
	Ljung - Box Test R^2			LM Arch Test	AIC	BIC	SIC	HQIC
	Q(10)	Q(15)	Q(20)	R				
ARCH (1)	0.0289	0.0361	0.0426	0.03963	1.984	1.932	1.985	1.963
ARCH (2)	0.1661	0.0234	0.0395	0.0088	2.002	1.933	2.003	1.974
ARCH (3)	0.1308	0.0034	0.0057	0.0113	2.018	1.931	2.020	1.983
ARCH (4)	0.2299	0.0602	0.0753	0.0403	2.051	1.955	2.041	2.017
ARCH (5)	0.1675	0.0720	0.1058	0.05794	2.050	1.928	2.043	2.001
GARCH (1,1)	0.4303	0.3201	0.2727	0.1289	2.058	1.980	2.051	2.022
GARCH (1,2)	0.3748	0.2035	0.1626	0.1028	2.046	1.959	2.047	2.011
GARCH (2,1)	0.3748	0.2035	0.1626	0.1028	2.046	1.959	2.047	2.011
GARCH (2,2)	0.3748	0.2035	0.1626	0.1028	2.035	1.931	2.037	1.993
ARIMA (2,2,1) + GARCH (1,1)					2.062	2.001	2.055	2.033

جدول 7: تقدير معلمات النموذج ARIMA (2,2,1) - GARCH (1,1)

النماذج	التقدير	الخطأ المعياري	قيمة t	P- value
AR(1)	-0.0704	0.0104	-2.4237	0.000000
AR(2)	-0.0769	0.0186	-4.1188	0.000030
MA(1)	0.9819	0.0041	235.5203	0.000000
Alpha(0)	3.2953	2.2686	1.4525	0.014634
Alpha(1)	0.3413	0.1144	2.9832	0.002851
Beta(1)	0.5928	0.1167	5.0793	0.000000

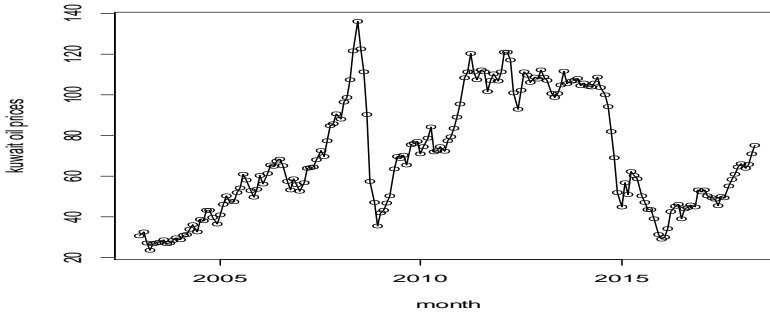
جدول 8: معايير دقة التنبؤ للمقارنة بين النموذجين

النموذج	RMSE	MAE	MAPE
ARIMA (2,2,1)	8.95555	5.44333	6.92851
ARIMA(2,2,1) - GARCH(1,1)	1.161012	1.001667	1.433932

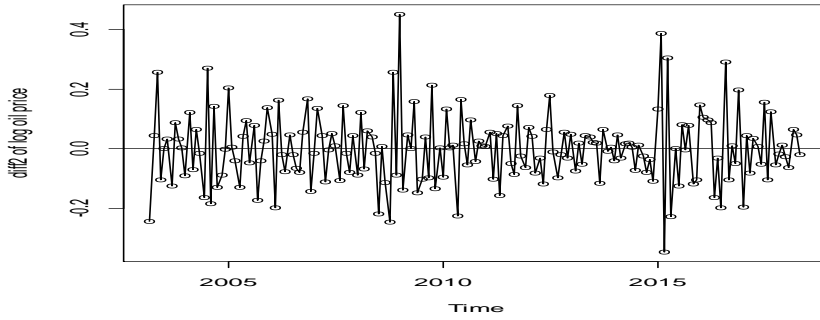
جدول 9: القيم التنبؤية لنموذج ARIMA(2,2,1) - GARCH(1,1)

التاريخ	القيم الفعلية y_t	القيم المتنبأ بها \hat{y}_t	البواقي $e_t = y_t - \hat{y}_t$
يونيو 2018	75.68	75.99	-0.31
يوليو 2018	73.62	75.11	-1.49
أغسطس 2018	75.74	74.85	0.89
سبتمبر 2018	81.48	82.01	-0.53
أكتوبر 2018	75.24	76.00	-0.76
نوفمبر 2018	58.09	60.12	-2.03
ديسمبر 2018	-	58.55	-
يناير 2019	-	56.13	-
فبراير 2019	-	55.36	-
مارس 2019	-	61.14	-
إبريل 2019	-	69.69	-
مايو 2019	-	71.23	-

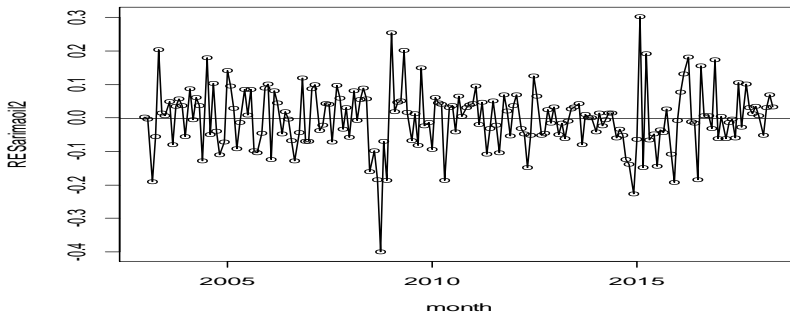
الأشكال البيانية



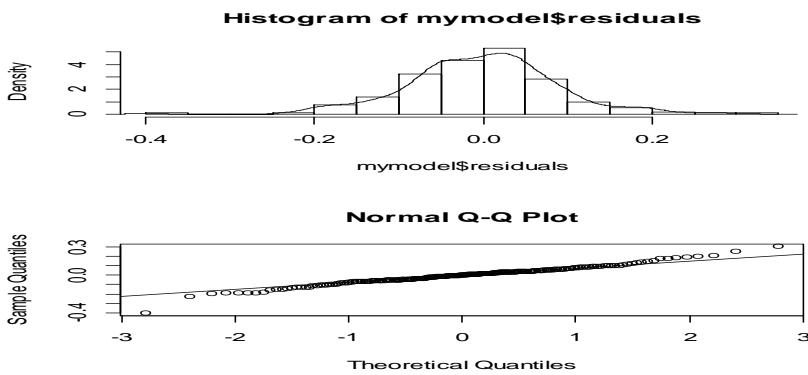
شكل 1: السلسلة الأصلية لأسعار النفط الخام الشهرية



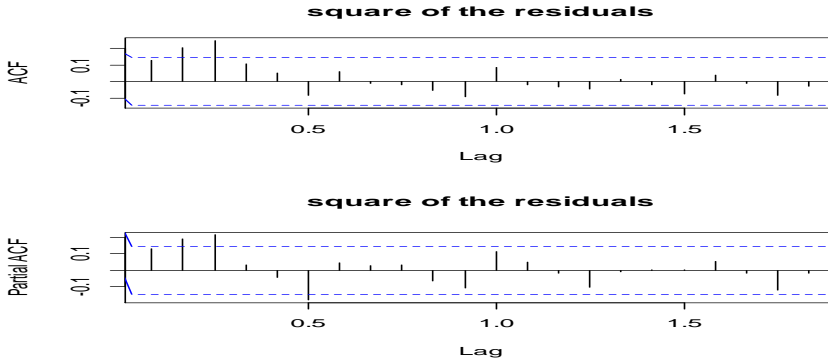
شكل 2: السلسلة الزمنية للفروق الثانية للوغاريتم البيانات الاصلية



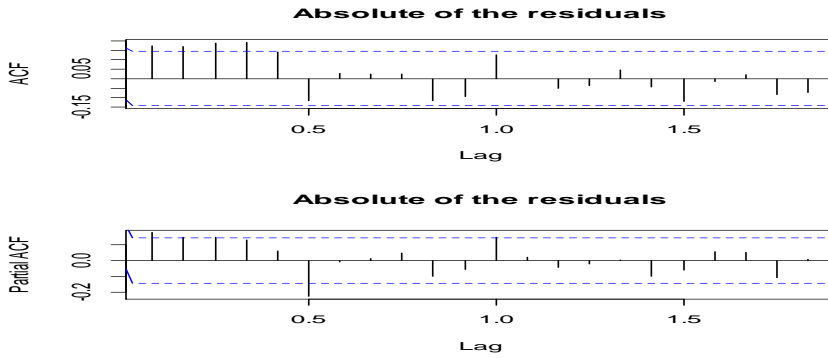
شكل 3: سلسلة بواقي نموذج ARIMA (2,2,1)



شكل 4: Histogram و Normal Q-Q Plot لبواقي نموذج ARIMA(2,2,1)



شكل 5: دالتا الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي لمربع بواقى النموذج ARIMA (2,2,1)



شكل 6: دالتا الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي للقيمة المطلقة لبواقى النموذج ARIMA (2,2,1)

ملخص البحث باللغة الإنجليزية

Abstract

This paper dealt with the application of a hybrid model- by combining the Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model with the Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity (GARCH) by using the ARIMA model residuals as inputs to the GARCH model- on the time series data of the monthly prices of the barrel of crude oil for the Organization of Petroleum Exporting Countries (OPEC) during the period (January 2003 - May 2018). A number of models were proposed and then compared using the evaluation criteria. The ARIMA (2,2,1)-GARCH (1,1) hybrid model was found to be the most appropriate model for analyzing the data under study and more efficient in forecasting compared to the ARIMA model due to owning lower values of forecasting accuracy criteria (MAPE), (MAE) and (RMSE). Therefore, this model was used to predict twelve monthly values, the first six of which were used to compare with actual ones and the rest to predict future values over the next six months.

Keywords: Hybrid Model – ARIMA – GARCH – OPEC

التوثيق المقترح للدراسة وفقا لنظام APA

الفرهود، سهيلة حمود؛ بن ناصر، سمية أحمد؛ العيسى، منال عبد الله (2019). النمذجة والتنبؤ بأسعار النفط الخام لمنظمة أوبك باستخدام نموذج ARIMA-GARCH الهجين. مجلة كلية التجارة للبحوث العلمية، 56(2)، 167 - 191.