

المجلة العلمية التجارة والتمويل

<https://caf.journals.ekb.eg>



التنبؤ بالسلاسل الزمنية باستخدام النموذج الهجين للإنحدار الذاتي المتكامل للمتوسطات المتحركة مع الشبكات العصبية الاصطناعية وآلية المتجه الداعم للإنحدار

وليد عاطف عبد العزيز عبد الجواد^a، نصر إبراهيم رشوان أبوزيد^b و مي محمد كامل^c

^a باحث دكتوراه بقسم الإحصاء كلية التجارة – جامعة طنطا

^b أستاذ ورئيس قسم الإحصاء كلية التجارة – جامعة طنطا

^c أستاذ الإحصاء التطبيقي كلية التجارة – جامعة طنطا

تاريخ النشر الإلكتروني: ديسمبر 2024

للتأصيل المرجعي: عبد الجواد ، وليد عاطف عبد العزيز ، أبوزيد، نصر إبراهيم رشوان و كامل ، مي محمد.

التنبؤ بالسلاسل الزمنية باستخدام النموذج الهجين للإنحدار الذاتي المتكامل للمتوسطات المتحركة مع الشبكات العصبية الاصطناعية وآلية المتجه الداعم للإنحدار ، *المجلة العلمية التجارة والتمويل*، المجلد 44 (4) 784-813.

المعرف الرقمي: 10.21608/caf.2024.399277

للتواصل مع المؤلف: walidabelgwad2@gmail.com

التنبؤ بالسلاسل الزمنية باستخدام النموذج الهجين للانحدار الذاتي المتكامل للمتوسطات المتحركة مع الشبكات العصبية الاصطناعية وآلية المتجه الداعم للانحدار

وليد عاطف عبد العزيز عبد الجواد

باحث دكتوراه بقسم الإحصاء كلية التجارة - جامعة طنطا

نصر إبراهيم رشوان أبوزيد

أستاذ ورئيس قسم الإحصاء كلية التجارة - جامعة طنطا

مي محمد كامل

أستاذ الإحصاء التطبيقي كلية التجارة - جامعة طنطا

تاريخ المقالة

تم استلامه في 3 نوفمبر 2024 ، وتم قبوله في 30 نوفمبر 2024، وهو متاح على الإنترنت ديسمبر 2024

المستخلص

يهدف هذه البحث إلى استخدام كلا من النماذج الهجينة (ARIMA-ANN , ARIMA-SVR , ARIMA-ANN-SVR) والنماذج المفردة (ARIMA , ANN , SVR) للتنبؤ بأسعار النفط الخام العالمية الشهرية. تم استخدام بيانات السلسلة الزمنية لأسعار النفط الخام الشهرية العالمية خلال الفترة 1 مارس 1993 حتي 1 ديسمبر 2022 والتي تمثل 358 مشاهدة. وقد توصل البحث الى أن النموذج الهجين المقترح -ARIMA-ANN-SVR كان أفضل وأدق في التنبؤ بأسعار النفط الخام الشهرية العالمية من النماذج الهجينة -ARIMA (ARIMA-SVR , ANN , ARIMA-SVR) والنماذج المفردة (ARIMA , ANN , SVR) وذلك لحصوله على اقل قيم لمعايير دقة التنبؤ ، (متوسط مربعات الأخطاء (MSE) والمتوسط المطلق للخطأ (MAE) ونسبة المتوسط المطلق للخطأ (MAPE) الكلمات المفتاحية : Box and Jenkins ؛ شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي ؛ آلية المتجه الداعم للانحدار ؛ النماذج الهجينة ؛ مقاييس دقة التنبؤ ؛ أسعار النفط الخام العالمية الشهرية .

Abstract

This paper aims to use both hybrid models (ARIMA-ANN, ARIMA-SVR, ARIMA-ANN-SVR) and individual models (ARIMA, ANN, SVR) to forecast global monthly crude oil prices. The time series data of global monthly crude oil prices were used during the period from March 1, 1993 to December 1, 2022, which represents 358 observations. The research found that the proposed hybrid model ARIMA-ANN-SVR was better and more accurate in predicting global monthly crude oil prices than the hybrid models (ARIMA-ANN , ARIMA-SVR) and single models (ARIMA, ANN, SVR) due to obtaining the lowest values of the prediction accuracy criteria (Mean Square Error (MSE), Mean Absolute Error (MAE), Mean Absolute Percent Error (MAPE)).

Key Words : Box and Jenkins approach ؛ NAR ؛ SVR ؛ Hybrid Models؛ Forecast accuracy measures ؛ Global monthly crude oil prices .

1- مقدمة Introduction

تعد نماذج ARIMA أحد الأساليب التي تستخدم لنمذجة الجزء الخطي إلا أن تلك النماذج لا نستطيع استخدامها لنمذجة السلاسل الزمنية غير الخطية لأنها تعطي تنبؤات أقل دقة للظواهر المختلفة لذا اتجه الباحثون إلى استحداث طرق أكثر دقة وفعالية وهي ما تعرف بالنماذج الهجينة وأول من قام بتقديم هذه الفكرة هو Zhang (2003) وسار علي نهجه العديد من الباحثين حيث تم الاتجاه لاستخدام تقنيات الدمج المختلفة بمعنى أنه يتم الجمع بين نماذج السلاسل الزمنية المعتمدة علي منهجية Box and Jenkins باعتبارها تمثل الجزء الخطي وبين آلية المتجه الداعم للانحدار أو الجمع بينها والشبكات العصبية الاصطناعية أو الدمج بين الثلاث نماذج وذلك لكي تعوض النقص إذا ما تم استخدام كل نموذج بمفرده وذلك بغرض تحسين التنبؤات المستقبلية ويوجد العديد من الدراسات النظرية والتطبيقية التي تناولت التنبؤ بالسلاسل الزمنية باستخدام النماذج الهجينة والتي تم تطبيقها في العديد من المجالات (الاحصاء ، الاقتصاد ، الأعمال وغيرها) وفي هذا البحث سيتم إقتراح النموذج الهجين ARIMA-ANN-SVR . وقد تناول العديد من الباحثين دراسات متعلقة بالنماذج الهجينة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية في العديد من المجالات وسيتم عرض بعض من تلك الدراسات . **Ordenez** (**et al., 2019**) استخدموا النموذج الهجين ARIMA-SVR للتنبؤ بالعمر المتبقي Remaining Useful Life (RUL) لمحركات الطائرات من مجموعة متغيرات تنبؤية والتي تم قياسها بواسطة العديد من أجهزة الاستشعار موجودة في المحرك . وتوصلت النتائج إلي ان النموذج الهجين له قدرة تنبؤية عالية أفضل من تلك التي يوفرها نموذج ARIMA . (**Jong et al., 2020**) تناولوا النموذج الهجين ARIMA - SVR بدلا من استخدام كل نموذج بمفرده للتنبؤ ببيانات السلاسل الزمنية لأسعار المطاط الطبيعي بماليزيا. وتوصلت النتائج إلي أن استخدام النموذج الهجين ARIMA - SVR يعطي دقة تنبؤية أفضل من النماذج ARIMA ، SVR المفردة. (**التلباني وصادق، 2020**) ناقشا بناء نموذج يجمع بين نموذج ARIMA مع نموذج ANN وذلك باستخدام بواقي ARIMA كمدخلات لنموذج ANN وبالعكس وذلك بالاعتماد علي بيانات السلسلة الزمنية لأسعار الذهب العالمية الشهرية بغرض المقارنة بين النماذج الهجينة ARIMA - ANN ، ANN-ARIMA مع النماذج المفردة ARIMA ، ANN وقد توصلت الدراسة إلي أن نموذج ARIMA-ANN أفضل من النماذج الأخرى لانه يمتلك أقل القيم لمقاييس دقة التنبؤ (**Fawzy et al., 2021**) قدموا نموذجا هجيناً جديداً ARIMA-ANN للتنبؤ بالسلسلة الزمنية من خلال الدمج بين نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية ARIMA وشبكة الانحدار الذاتي غير الخطية NAR تم استخدام بيانات السلاسل الزمنية لأسعار الذهب العالمية الشهرية خلال الفترة من نوفمبر 1989 إلى ديسمبر 2019 والتي تمثل 362 مشاهدة. وتوصلت النتائج إلى أن هناك تحسن كبير في قيم (MAD ، MSE ، RMSE) لنموذج ARIMA-ANN الهجين

(Pan et al ., 2021) تناولوا النموذج الهجين (ARIMA- SVR) للتنبؤ بحجم الكتب المستعارة شهرياً، تم جمع البيانات من السجلات الشهرية للكتب من مكتبة جامعة Xiamen بالصين في الفترة من 2007 إلى 2017 وتوصلت النتائج إلى أن النموذج الهجين ARIMA- SVR ذات دقة عالية للتنبؤ بحجم الكتب

المستعارة وكذلك يمكنه وصف إتجاه السلسلة الزمنية لعدد المستعيرين بدقة. (Rubio and Alba , 2022) تناولوا ثلاث نماذج مختلفة للتنبؤ (النموذج الهجين ARIMA-SVR ونموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية ARIMA ونموذج آلية المتجه الداعم للانحدار SVR) وتم استخدام تلك النماذج للتنبؤ بأهم أربعة أسهم كولومبية (Bancolombia ، Grupo AVAL ، Tegnoglass ، Ecopetrol) مدرجة في بورصة نيويورك وتوصلت النتائج إلى أن النموذج الهجين ARIMA-SVR يعطي أقل قيمة للأخطاء في معظم الحالات باستثناء أسهم Bancolombia كما يعطي أفضل قيمة تنبؤية . (رشوان وآخرون ، 2023) قدموا نموذج ARIMA-SVR للتنبؤ بأسعار الذهب الشهرية العالمية وذلك في الفترة الزمنية من يناير 1991 إلى ديسمبر 2021 وتوصلت الدراسة إلى أن نموذج ARIMA أقل تلك النماذج كفاءة بينما كان النموذج الهجين ARIMA-SVR هو أفضل نموذج للتنبؤ بأسعار الذهب العالمية الشهرية يليه آلية المتجه الداعم للانحدار SVR وفي هذه الدراسة سوف نقترح بناء نموذج هجين مكون من ثلاث نماذج مفردة من ARIMA ، ANN ، SVR وذلك بهدف الحصول علي تنبؤات ذات دقة عالية .

2- مشكلة البحث

تتمثل مشكلة البحث في ان النماذج المفردة الحديثة (الآلية المتجه الداعم والشبكات العصبية الاصطناعية) والنماذج المفردة التقليدية (ARIMA) لايعطى كلاهما تنبؤات دقيقة للسلسلة الزمنية نظرا لاحتوائهما على جزء غير خطي وجزء خطي لذا تم الاتجاه الى استخدام اساليب حديثة (النماذج الهجينة) لكي تعوض النقص الموجود في كل نموذج بمفرده .

3- هدف البحث

يتلخص هدف البحث فيما يلي :

التنبؤ بأسعار النفط الخام العالمية الشهرية باستخدام النموذج الهجين وتقييم أداء النموذج المقترح ARIMA- ANN-SVR باستخدام معايير دقة التنبؤ والتي تشمل متوسط مربعات الأخطاء (MSE) والمتوسط المطلق للخطأ (MAE) ونسبة المتوسط المطلق للخطأ (MAPE) وذلك بالمقارنة مع النماذج المفردة والنماذج الهجينة . ARIMA-ANN-SVR

4- أهمية البحث

يمكن تحديد أهمية البحث في النقاط التالية :

- الأهمية التطبيقية : تنبع من تطبيق النموذج الهجين علي بيانات لسلسلة زمنية خاصة بالتنبؤ بأسعار النفط الخام العالمية حيث التنبؤ بأسعار النفط يعمل علي إمداد أصحاب القرار بمعلومات مستقبلية تمكنهم من رسم السياسة المالية والاقتصادية المستقبلية مما يساعدهم علي عملية التخطيط الصحيح بشكل عام .

- الأهمية العلمية : توجد العديد من الدراسات قد تناولت الدمج بين نماذج ARIMA والشبكات العصبية وكذلك دراسات أخرى قد تناولت الدمج بين نماذج ARIMA والية المتجة الداعم للانحدار إلا أن هذه الدراسة سوف تعمل علي بناء نموذج هجين من ARIMA والشبكات العصبية الاصطناعية والية المتجة الداعم للانحدار أي نموذج مكون من ثلاث نماذج مفردة وذلك بهدف استخدامه في التنبؤ بالسلاسل الزمنية .

5- حدود البحث : تم تقسيم حدود البحث إلي حدود مكانية وحدود زمنية وأخرى موضوعية

- الحدود المكانية : كافة دول العالم المختلفة .
- الحدود الزمنية : تم الاعتماد علي أسعار النفط الخام العالمية الشهرية من 1 مارس 1993 إلي 1 ديسمبر 2022.
- الحدود الموضوعية : تتمثل في تركيز الدراسة علي أسعار النفط الخام العالمية الشهرية دون غيرها من السلاسل الزمنية .

6- المنهجيات المستخدمة Methodology

سنتناول في هذا البحث عدة نماذج للتنبؤ بالسلسلة الزمنية لاسعار النفط الخام العالمية الشهرية :

6-1 نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية ARIMA

يعد الأسلوب الذي اقترحه العالمان Box and Jenkins في مطلع السبعينات من القرن 20 أحد أهم الأساليب الاحصائية التي يمكن الاعتماد عليها في تحليل السلاسل الزمنية ويتكون نموذج ARIMA من مزيج من نماذج الانحدار الذاتي ونماذج المتوسطات المتحركة بعد اخذالفروق بدرجات مختلفة حتى يتم الوصول الى سلسلة مستقرة ويرمز له بالرمز $ARIMA(p, d, q)$ عندئذ تصبح السلسلة تكاملية ويأخذ النموذج الصيغة الآتية:

(Box and Jenkins , 1970)

$$Y_t = \sum_{i=1}^p \varphi_i Y_{t-i} + \varepsilon_t - \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} \quad (1)$$

حيث: Y_t : قيمة المشاهدات الحالية للسلسلة الزمنية

d : عدد الفروق اللازمة لاستقرار السلسلة

φ_i : معاملات الانحدار الذاتي حيث $i = 1, 2, \dots, p$

p : درجة نموذج الانحدار الذاتي

θ_j : معاملات نموذج المتوسطات المتحركة حيث $j = 1, 2, \dots, q$

q : درجة نموذج المتوسطات المتحركة

ε_t : المتغير العشوائي والذي يتبع التوزيع الطبيعي بقيمة متوقعة تساوى صفر وتباينه σ^2 أي

$$\varepsilon_t \sim i.i.d. N(0, \sigma^2)$$

اختبارات جذر الوحدة Unit Root Test

توجد العديد من الاختبارات الاحصائية لفحص استقرار السلسلة الزمنية والتي تم استخدامهم في الجانب التطبيقي وقبل عرض تلك الاختبارات والتي من خلالها يتم فحص استقرار السلسلة لابد من ذكر الفروض الاحصائية:

وجود جذر وحدة (عدم استقرار السلسلة الزمنية) $H_0 : \rho_1 = 1$

عدم وجود جذر وحدة (استقرار السلسلة الزمنية) $H_1 : \rho_1 \neq 1$

إختبار ديكي فولار الموسع (ADF) Augmented Dickey Fuller

قدمه (Dickey and Fuller , 1981) حيث يستخدم هذا الاختبار عندما يكون حد الخطأ العشوائي (ε_t) في نموذج ديكي فولار البسيط يعاني من الارتباط الذاتي Auto Correlation ويمكن معالجته بإضافة عدد مناسب من حدود الفروق كالاتي :

$$\Delta y_t = \beta T + (\rho - 1)y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (2)$$

ويوجد ثلاثة نماذج يعتمد عليهم هذا الإختبار :

النموذج الأول : عدم وجود حد ثابت وإتجاه زمني

$$\Delta y_t = (\rho - 1)y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \rho_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (3)$$

النموذج الثاني : عدم وجود إتجاه زمني مع وجود حد ثابت

$$\Delta y_t = \alpha + (\rho - 1)y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \rho_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (4)$$

النموذج الثالث : وجود حد ثابت وإتجاه زمني

$$\Delta y_t = \alpha + \beta T + (\rho - 1)y_{t-1} + \sum_{i=1}^m \rho_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (5)$$

حيث أن α : الحد الثابت m : فترة التأخير أو الإبطاء.

T : الإتجاه الزمني Δ : تشير إلي الفرق الأول للسلسلة الزمنية

ويتم إختيار النموذج المناسب من النماذج الثلاثة السابقة ثم إجراء الإختبار تحت ظل الفروض الإحصائية السابقة . إذا كانت قيمة الإحصاءة τ المقدره أقل من القيمة الجدولية لديكي فولار فإننا نقبل الفرض العدمي ونرفض الفرض البديل أي يوجد جذر وحدة وبالتالي تكون السلسلة غير مستقرة والعكس صحيح.

إختبار (PP) Phillip and Perron

إقترح هذا الإختبار (Phillip and Perron, 1988) لتجاوز مشكلة عدم ثبات التباين للخطأ العشوائي ومشكلة الارتباط الذاتي للبقاقي الذي يعاني منها إختبار ديكي فولار ويتم اجراء هذا الإختبار علي أربع مراحل هي :

- تقدير نماذج إختبار ديكي فولار وحساب الإحصاءات المرافقة بإستخدام المربعات الصغري.
- تقدير التباين قصير الأجل $\delta^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2$ حيث e_t الباقي المقدر .
- تقدير التباين طويل الأجل .

$$S_t^2 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2 + 2 \sum_{i=1}^l \left(1 - \frac{i}{l+1}\right) \frac{1}{n} \sum_{t=i+1}^n e_t e_{t-1} \quad (6)$$

عند تقدير التباين طويل الأجل يجب معرفة عدد التأخيرات l المقدره بدلالة عدد المشاهدات n .

- حساب إحصائية PP

$$t_{\varphi_1}^* = \sqrt{K} \cdot \frac{(\hat{\varphi}_1 - 1)}{\hat{\delta}_{\varphi_1}} + \frac{n(k-1)\hat{\delta}_{\varphi_1}}{\sqrt{k}} \quad (7)$$

$$k = \frac{\hat{\delta}^2}{S_t^2} \quad \text{حيث}$$

ويتم مقارنة هذه الإحصائية مع القيم الحرجة لجدول (Mackinnon, 1991) وذلك لرفض أو قبول الفرض العدمي ويرى Hallam and Zanoli عام 1993 أن إختبار (PP) أدق من إختبار (ADF test) وذات قدرة إختبارية أفضل ويفضل الاعتماد عليه في حالة عدم الانسجام وتضارب النتائج بين الإختبارين.

إختبار KPSS

إقترح كلا من (Kwiatkowski et al., 1992) إختبار لاستقرارية السلسلة حيث إستخدم مضاعف لاجرانج

ولاختبار الفروض ويتم صياغة الفروض كالآتي :

$H_0 : \rho_1 < 1$ (إستقرار السلسلة الزمنية) عدم وجود جذر وحدة

$H_1 : \rho_1 > 1$ (عدم إستقرار السلسلة الزمنية) وجود جذر وحدة

وتلك الفروض علي عكس إختبار ديكي فولار الموسع وتأخذ إحصائية مضاعف لاجرانج الصيغة الآتية :

$$LM = \frac{\sum_{t=1}^T S_t^2}{\hat{\delta}_\varepsilon^2} \quad (8)$$

حيث أن : S_t^2 : المجموع الجزئي للبواقي e_t

$$S_t = \sum_{i=1}^T e_t \quad i = 1, 2, 3, \dots, T$$

$\hat{\delta}_\varepsilon^2$: مقدر لتباين الخطأ e_t

ويتم رفض الفرض العدمي وقبول الفرض البديل إذا كانت LM المحسوبة أكبر من القيمة الجدولية (السلسلة الزمنية مستقرة) والعكس صحيح .

- المراحل الأساسية لبناء نموذج Box and Jenkins

يمر أسلوب Box and Jenkins بأربع مراحل يتم من خلالها الوصول إلي أفضل نموذج يمكن من خلاله التنبؤ بالسلسلة الزمنية وتتخصص المراحل الأربعة في الآتي : (Box and Jenkins , 1976)

1- مرحلة تعريف النموذج Model definition

يتم في تلك المرحلة تحديد معالم النموذج (p, d, q) حيث يتم تحديد (p, q) باستخدام دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي وكذلك يتم تحديد عدد الفروق اللازمة لاستقرار السلسلة d من خلال فحص استقرار السلسلة ويستخدم في هذه المرحلة عدة معايير تستخدم للمفاضلة بين نماذج ARIMA المرشحة للتنبؤ والنموذج الذي يعطي أقل قيمة لهذه المعايير هو النموذج الأفضل ومن تلك المعايير .

معيار المعلومات لأكايكي (AIC) Akaike information criterion

قدمه Akaike عام 1974 ويأخذ الصيغة: (Akhter et al. , 2020)

$$AIC = -2 \ln (\theta / x) + 2m \quad (9)$$

حيث m عدد المعلمات ، $l (\theta / x)$ لوغاريتم الإمكان الأعظم .

معيار المعلومات حنان كوين (HQC) Hannan-Quinn criterion

اقترحه الباحثان (Hannan , Quinn) عام 1979 ويأخذ الصيغة: (Mainassara and Kokonendji , 2016)

$$HQC = -2 \log \hat{ln} (\hat{\theta}_n) + 2cm \log \log (n) \quad (10)$$

حيث m : عدد معلمات النموذج ، n : عدد المشاهدات ، c : قيمة ثابتة ، $c > 1$

2- مرحلة تقدير النموذج Model estimation stage

يتم تقدير معالم النموذج (θ, φ) من البيانات المشاهدة باستخدام إحدى طرق التقدير (طريقة الإمكان الأعظم) Maximum Likelihood Method (MLM) أو طريقة المربعات الصغرى (OLS).

3 - مرحلة تشخيص واختبار النموذج Model diagnosis and testing

تعد هذه المرحلة من أهم مراحل بناء النموذج حيث يتم تحديد مدى قبول النموذج الذي تم توصيفه ومعامله المقدره ومدى صحة فروض النموذج ويوجد العديد من الاختبارات والفحوصات لمعرفة مدى ملائمة النموذج ومن أهمها تحليل البواقي Residuals Analysis .

4 - مرحلة التنبؤ Forecasting

يعد التنبؤ بالقيم المستقبلية للسلسلة الزمنية المرحلة الأخيرة من مراحل بناء النموذج وفي تلك المرحلة يمكن الحصول على القيم المتوقعة للسلسلة محل الدراسة .

2-6 الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Networks

لقد تطورت الشبكات العصبية الاصطناعية منذ العقدين الاخيرين ، أصبحت تستخدم في العديد من المجالات المتنوعة (الطب Medicine، الاقتصاد Economy، الأعمال المصرفية Banking، الاحصاء Statistics، علوم الكمبيوتر Computer science) وذلك لقدرتها علي التنبؤ .

ويمكن تعريف الشبكات العصبية الاصطناعية بأنها أحد أهم فروع علم الذكاء الاصطناعي Artificial Intelligence والتي تهدف إلي محاكاة العقل البشري وتعرف علي أنها نظام حسابي متوازي مكون من عدد من وحدات المعالجة Processing Elements المترابطة مع بعضها وتتصف بطبيعتها الديناميكية في معالجة البيانات الداخلة إليها. وتعد الشبكات العصبية أحد النماذج اللاخطية فهي بمثابة نموذج انحدار لامعلمي يمثل العلاقة بين المخرجات (المتغيرات التابعة) ، المدخلات (المتغيرات المستقلة).

1-2-6 مكونات الشبكة العصبية الاصطناعية Artificial Neural Network Components

تتكون الشبكة العصبية الاصطناعية من مجموعة مركبة من وحدات المعالجة متصلة معا تسمى النيرونات Neurons وهذه العناصر لديها القدرة علي إجراء العمليات الحسابية من خلال الخطوات الآتية :
(طاقيه ، الوصيفي 2012 ؛ Fausett, 1994)

- 1- تتم معالجة المعلومات في وحدات معالجة بسيطة تسمى Neurons .
- 2- تمر الإشارات Signals بين النيرونات من خلال روابط اتصال Connection links .
- 3- كل رابطة اتصال لها وزن معين (w_i) يضرب مع الاشارات الداخلة إلي النيرون Neuron .

4- يطبق كل نيرون دالة تنشيط معينة وتكون عادة (غير خطية) Non-Linear علي إجمالي مدخلاته (مجموع الإشارات الداخلة بعد ترجيحها بوزن معين) ليحدد إشارة المخرجات الناتجة .

2-2-6 أنواع الشبكات العصبية الاصطناعية *Types of Neural Networks*

يوجد العديد من أنواع الشبكات العصبية المختلفة حيث يمكن تصنيف الشبكات العصبية وفقا لاحتوائها على تاخيرات زمنية إلى شبكات عصبية حركية (Dynamic Neural Network (DNN) وشبكات عصبية إستاتيكية (ثابتة) Static Neural Network (لكننا في هذا البحث سنتناول شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي كاحد أنواع الشبكات العصبية الحركية .

- شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي (Nonlinear Autoregressive Network (NAR)

هي شبكة عصبية حركية تعتمد مخرجات تلك الشبكة علي القيم الحالية والسابقة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية مستقبليا ويتم تدريب الشبكة العصبية NAR من خلال خوارزمية (Levenberg-Marquardt (LM والتي غالبا ما تكون الأسرع والأكثر إستخداما لتدريب الشبكات العصبية حيث تعمل علي تقليل قيمة خطأ التنبؤ من خلال تعديل وتحديث الوزن وتأخذ شبكة NAR الصيغة الآتية : (Ruiz et al. , 2016)

$$y(t) = h(y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-d)) + e_t \quad (11)$$

حيث :

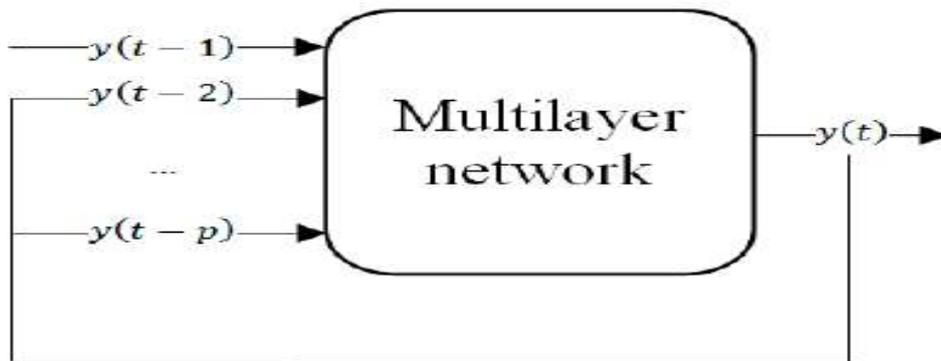
$y(t)$: قيمة السلسلة الأصلية (المخرجات) .

e_t : حد الخطأ .

$h(.)$: دالة غير خطية .

d : زمن التأخير Delay Time .

وتكون شبكة NAR كما بالشكل (1) :



شكل 1: شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي

المصدر (Ruiz et al. , 2016)

3-6 آليّة المتجه الداعم Support Vector Machine

تعتبر آليّة المتجه الداعم Support Vector Machine أحد تقنيات تعلم الآلة وقد تم إقتراح هذه التقنية عام 1992 من قبل الباحث Vapnik لمعالجة البيانات غير الخطية ولقد كان أصل إكتشاف وابتكار تلك الآليّة هو إيجاد حل أمثل لمسائل تمييز الأنماط (Pattern recognition) وذلك من خلال تحديد المستوي الفاصل للبيانات يوجد بعض مشاكل التصنيف التي لا يمكن فصلها خطيا نظرا لأنها لا يكون لديها مستوي فاصل واضح لذلك تقوم آليّة المتجه الداعم غير الخطي باستخدام أحد أهم المكونات والتي تقوم بالتحويل من مجال لآخر تدعي دالة (Kernel) فهي مفيدة عندما تكون البيانات لا يمكن فصلها خطيا حيث تعمل علي تحويل البيانات الأصلية من فضاءها الحالي إلي فضاء عالي الأبعاد High-dimensional ، من أكثر دوال Kernal إستخداما :

(Samsudin et al. , 2010)

$$K (X_i , X_j) = X_i^T X_j \quad \text{1- الدالة الخطية Linear :}$$

$$K (X_i , X_j) = (\gamma X_i^T X_j + c)^d , c , \gamma > 0 \quad \text{2- الدالة متعددة الحدود Polynomial :}$$

3- دالة الأساس الإشعاعي Gaussian Radial Basis Function (RBF)

$$K (X_i , X_j) = \exp (-\gamma \|X_i - X_j\|^2) , \gamma > 0$$

$$K (X_i , X_j) = \tanh(\gamma X_i^T X_j + c) \quad \text{4- دالة (Sigmoid)}$$

حيث d, c, γ هي معاملات kernel وهي معاملات تتحكم في وظيفة النواه ويجب إختيار معلمة Kernal بدقة.

بفرض أن لدينا مجموعة من البيانات مكونة من L من النقاط (Smola and Scholkopf, 2003)

$$\{(X_1, Y_1), \dots, (X_L, Y_L)\} \subset (X)(R)$$

حيث X : متجه المدخلات ($X = R^d$) Y : المتغير التابع (قيمة المخرجات) .

R^d : فضاء المدخلات . d : العدد الاجمالي لانماط البيانات (عدد الابعاد أو عدد المتغيرات) .

بافتراض أن الدالة غير الخطية $f(x)$ تأخذ الصيغة الآتية: (Okasha, 2014 ; Abu ALhussein , 2019)

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b \quad \text{with } w \in X, b \in R \quad (12)$$

حيث: w : متجه القيم المرجحة ويمثل قيمة الوزن b : قيمة ثابتة تعبر عن قيمة التحيز (Bias value)

$\varphi(x)$: متجه بيانات الادخال أو المساحة التي قد تم تعيينها بشكل غير خطي من مساحة الادخال.

ونظرا لان الهدف من آليّة المتجه الداعم هو تقدير المعلمتين w, b عن طريق تقليل الدالة

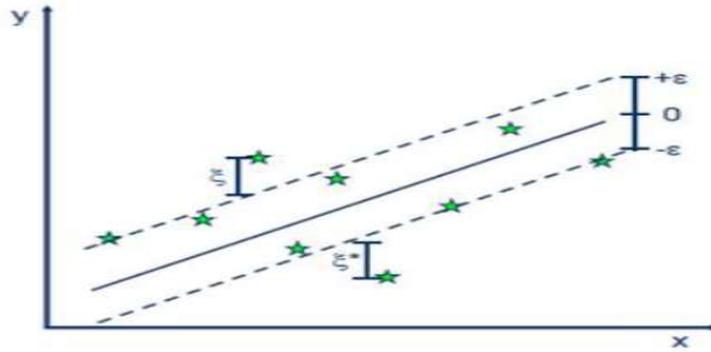
$$\text{Minimize} \left(\frac{1}{2} w^T w \right)$$

$$S. t. \quad y_i - w^T \varphi(x_i) - b \leq \varepsilon$$

$$w^T \varphi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon$$

$$y_i (w^T x_i + b) - 1 \geq 0 \quad \text{for } i = 1, 2, \dots, n \quad \text{وهذا يعطي :}$$

حيث ε عنصر الخطأ العشوائي ونلاحظ أنه يصعب تحقيق التصغير السابق ذكره في ظل هذه القيود وبالتالي يتم تعديل دالة الهدف والقيود بإضافة المتغيرات الراكدة الموجبة Slack variables وهي ξ_1 ، ξ_1^* إلى دالة الهدف والقيود والتي تستخدم لقياس المسافة بين القيم الفعلية إلى قيم الحدود المقابلة (Wang et al. , 2009) كما هو موضح بالشكل (2) :



شكل 2 : المتغيرات الراكدة

المصدر (Okasha , 2014)

ويتم التعبير عن هذا التعديل في دالة الهدف والقيود كالاتي: (Pan et al., 2021; Rubio and Alba,2022)

$$\text{Minimize} \left(\frac{1}{2} w^T w \right) + c \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \quad (13)$$

$$S. t. \quad y_i - w^T \varphi(x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i$$

$$w^T \varphi(x) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^*$$

$$\xi_i, \xi_i^* \geq 0$$

حيث: y_i : هي القيمة المطلوبة

c : ثابت تنظيم (Regularization constant) وهو دائما $<$ الصفر وهي التي تقاضل بين تعظيم تباعد الهوامش وبين تخفيض الخطأ الناتج عند تكوين النموذج

ξ_i, ξ_i^* : متغيرات تمثل المسافة بين القيم الفعلية وقيمة الحدود المقابلة . $\frac{1}{2} w^T w$: يمثل متجه الأوزان .

(loss function Emirical Error التجريبي ويقاس دالة الفقد $c \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*)$ يمثل الخطأ التجريبي Samsudin et al., 2010 ; Alamili , 2011) حيث يتم قياس جودة التقدير في آلية المتجه الداعم للانحدار باستخدام دالة الفقد غير الحساسة لـ ε insensitive loss function (Vapnik , 1995) والتي يتم تعريفها وفقاً للعلاقة الآتية :

$$|\xi|_\varepsilon = \begin{cases} 0 & \text{if } |\xi| \leq \varepsilon \\ |\xi| - \varepsilon, & \text{otherwise} \end{cases}$$

ويمكن الحصول علي الحل الأمثل باستخدام دالة لاجرانج ويمكن صياغة تلك الدالة كالاتي :

$$L_p = \left(\frac{1}{2} w^T w \right) + c \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^n \alpha_i (\varepsilon + \xi_i - y_i + w^T x_i + b) - \sum_{i=1}^n \alpha_i^* (\varepsilon + \xi_i^* - y_i + w^T (x_i) + b) - \sum_{i=1}^n (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*) \quad (14)$$

$$s. t. \quad \alpha_i, \alpha_i^*, \eta_i, \eta_i^* > 0$$

حيث: L_p : دالة لاجرانج $\alpha_i, \alpha_i^*, \eta_i, \eta_i^*$: مضروب لاجرانج (LM) Lagrange Multiplier

وبأخذ التفاضل الجزئي لكل معلمة وبمساواتها بالصفر وذلك حتي يتم إيجاد النهايات الصغرى لكل معلمة

$$\partial_b L = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \quad (15)$$

$$\partial_w L = w - \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i = 0 \quad (16)$$

$$\partial_{\xi_i^{(*)}} L = c - \alpha_i^{(*)} - \eta_i^{(*)} = 0 \quad (17)$$

بالتعويض بالمعادلات (17)، (18)، (19) في المعادلة رقم (16) نحصل علي المشكلة الثنائية وتكون دالة الهدف:

$$\text{Maximize } \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i - \varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) \cdot K(x_i, x_j) \quad (18)$$

$$S. t. \quad \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0$$

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i = \sum_{i=1}^n \alpha_i^*,$$

$$0 \leq \alpha_i^* \leq c, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$0 \leq \alpha_i \leq c, \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$w = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) \varphi(x_i) \quad (19)$$

ويمكن صياغة معادلة المتجه الداعم للانحدار باستخدام المعادلات السابقة كما يلي :

$$y(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) \cdot K(x_i, x) + b$$

حيث $K(x_i, x_j)$: دالة النواة (Kernel Function) ، $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$ ،

4-6 النموذج الهجين Hybrid Model

هو ذلك النموذج الذي يدمج نموذج خطي مع نموذج غير خطي وذلك لعلاج القصور إذا ما تم استخدام كل نموذج بمفرده وتقليل الأخطاء الناتجة من استخدام نموذج غير مناسب بالإضافة الى انه وسيله فعاله فى تحسين التنبؤات المستقبلية . (Zhang, 2003)

1-4-6 بناء النموذج الهجين ARIMA – ANN – SVR

وتتمثل خطوات هذا النموذج فيما يلي :

- 1- بناء نموذج ARIMA لبيانات السلسلة الزمنية y_t بدءاً من مرحلة تعريف النموذج إلى مرحلة التنبؤ .
- 2- الحصول على القيم المتنبأ بها \hat{L}_t من نموذج ARIMA الذي تم استخدامه ليمثل الجزء الخطي للسلسلة الزمنية محل الدراسة .
- 3- استخدام أحد نماذج الشبكات العصبية ANN لنمذجة البواقي ، حيث يتم الاعتماد على البواقي المستخرجه من ARIMA ثم يتم حساب التنبؤات المستقبلية لها \hat{N}_t ثم نقوم بجمع التنبؤات من نموذج ARIMA مع التنبؤات المتنبأ بها من نموذج ANN على النحو الآتي : $\hat{y}_t = \hat{L}_t + \hat{N}_t$
- 4- بناء الية المتجه الداعم للانحدار SVR لنمذجة البواقي ، وذلك بالاعتماد على البواقي المستخرجه من نموذج ARIMA ثم حساب التنبؤات المستقبلية لها \hat{S}_t ونقوم بجمع التنبؤات من نموذج ARIMA مع التنبؤات المتنبأ بها من نموذج SVR على النحو الآتي : $\hat{y}_t = \hat{L}_t + \hat{S}_t$ (النموذج الهجين ARIMA-SVR) .
- 5- نأخذ المتوسط للناتج المستخرجه من النموذج الهجين ARIMA- ANN والنموذج الهجين ARIMA-SVR .

7- البيانات وتقييم أداء النموذج

تم الحصول علي البيانات الخاصة بأسعار النفط الخام العالمية الشهرية بالدولار من خلال الموقع الآتي : www.indexmndi.com وذلك في الفترة من 1 مارس 1993 حتي 1 ديسمبر 2022 بواقع 358 مشاهدة وقد تم تقييم النموذج المقترح ARIMA – ANN – SVR و تم إستخدام البرامج الاتية (13 Eviews ، 19 statgraphics ، Python 3.12 و Matlab 16) للحصول علي النتائج الخاصة بالدراسة التطبيقية ويوجد عدة معايير للحكم على كفاءة النموذج المقترح ويتم اختيار النموذج صاحب أقل قيمة لهذه المعايير ومنها: (Alsuwaylimi , 2023)

- متوسط مربعات الخطأ MSE (Mean Square Error) : $MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2$

- متوسط الخطأ المطلق MAE (Mean Absolute Error) : $MAE = \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{n}$

- متوسط الخطأ النسبي المطلق MAPE (Mean Absolute Percentage Error) :

$$MAPE = \frac{1}{n} * \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| * 100$$

حيث: n : عدد المشاهدات ، Y_t : قيم المشاهدات الفعلية ، \hat{Y}_t : قيم المشاهدات المقدره
8- الجانب التطبيقي تم تقسيم بيانات سلسلة النفط الخام العالمية الشهرية إلي مجموعة تدريب بنسبة 90% بواقع 322 مشاهدة من إجمالي المشاهدات ومجموعة إختبار بنسبة 10 % بواقع 36 مشاهدة من إجمالي المشاهدات .

1- التحليل الاستكشافي لبيانات النفط الخام الشهرية العالمية

جدول 1: المقاييس الإحصائية لمجموعة التدريب للسلسلة الزمنية

الجدول التالي يوضح بعض المؤشرات الاحصائية الوصفية لمجموعة التدريب والمكونة من 322 مشاهدة

| Statistics | Observations | Mean | Median | Max | Min | Standard deviation | Skewness | Kurtosis |
|------------|--------------|-------|--------|--------|-------|--------------------|----------|----------|
| Value | 322 | 51.20 | 46.76 | 132.83 | 10.41 | 31.63 | 0.42 | -0.84 |

من جدول (1) بلغ قيمة الوسط الحسابي لمجموعة التدريب وعددها 322 مشاهدة 51.2 دولار وقيمة الوسيط 46.76 دولار كما أن الحد الأقصى لأسعار النفط هو 132.83 دولار بينما الحد الأدنى يساوي 10.41 دولار ، قيمة الانحراف المعياري = 31.63 دولار وقيمة معامل الالتواء 0.42 وهي قيمة صغيرة وتقترب من الصفر مما يدل علي أن البيانات تقترب من شكل التوزيع الطبيعي وإن كان بها إلتواء بسيط ناحية اليمين وأن قيمة معامل

التفرطح أقل من 3 مما يدل علي أن منحنى توزيع البيانات مفطح كما ان جدول (2) يوضح بعض المقاييس الاحصائية لمجموعة اختبار السلسلة كمايلي .

جدول 2: المقاييس الإحصائية لمجموعة إختبار السلسلة الزمنية

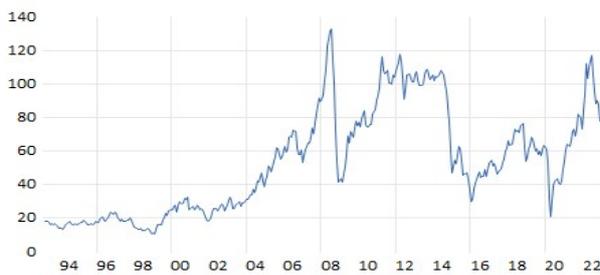
| Statistics | Observations | Mean | Median | Max | Min | Standard deviation | Skewness | Kurtosis |
|------------|--------------|-------|--------|--------|-------|--------------------|----------|----------|
| Value | 36 | 69.14 | 70.33 | 116.80 | 21.04 | 25.26 | -0.14 | -0.829 |

من الجدول (2) بعض المقاييس الاحصائية الوصفية لمجموعة إختبار السلسلة الزمنية (أسعار النفط الخام) والتي تتكون من 36 مشاهدة حيث بلغ قيمة الوسط الحسابي 69.14 دولار وقيمة الوسيط تساوي 70.33 دولار مما يعني أن منحنى التوزيع به التواء بسيط ناحية اليسار كما أن الحد الأقصى لأسعار النفط الخام هو 116.80 دولار بينما الحد الأدنى لأسعار النفط الخام 21.04 دولار ، قيمة الانحراف المعياري = 25.26 وقيمة معامل الالتواء -0.14 وهي قيمة صغيرة وتقترب من الصفر مما يدل علي أن البيانات تقترب من شكل التوزيع الطبيعي وإن كان بها إلتواء بسيط ناحية اليسار ومعامل التفرطح يساوي -0.829 .

8-1 تطبيق استخدام نماذج ARIMA في التنبؤ

8-1-1 المرحلة الأولى : مرحلة التعرف علي النموذج

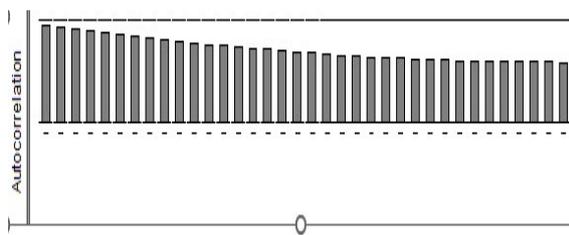
تبدأ مرحلة التعرف علي النموذج بتحديد ما إذا كانت السلسلة الزمنية مستقرة أم لا ولمعرفة ذلك يتم رسم المنحنى الزمني لسلسلة أسعار النفط الخام الشهرية وإجراء إختبارات الاستقرارية الخاصة بها كما في شكل (3) .



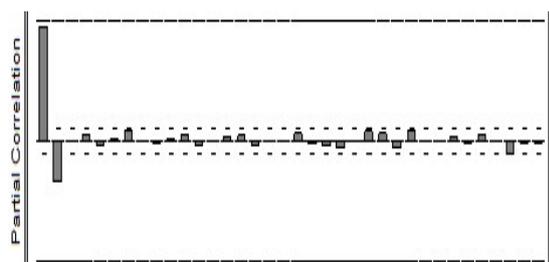
يتضح من الشكل (3) المقابل أن السلسلة الزمنية بها إتجاه عام متزايد بمرور الوقت مما يدل علي أنها غير مستقرة في الوسط الحسابي عبر الزمن كما يلاحظ من الشكل تغير التشنت حول السلسه ممايدل على عدم استقرار السلسلة في التباين عبر الزمن .

شكل 3: الرسم البياني للسلسلة الزمنية لأسعار النفط الخام الشهرية

وللتحقق من عدم إستقرار السلسلة نقوم برسم دالة الارتباط الذاتي كما في شكل (4) ودالة الارتباط الذاتي الجزئي كما في شكل (5)



يتضح من الشكل (4) المقابل أن دالة الارتباط الذاتي تقل تدريجياً مما يدل علي عدم إستقرار السلسلة
شكل 4: دالة الارتباط الذاتي



وبالنظر في شكل (5) المقابل نلاحظ أن السلسلة غير مستقرة وتوجد العديد من الاختبارات للتأكد من عدم استقرار السلسلة ومن تلك الاختبارات (إختبار Augmented Dickey-Fuller (ADF) ، إختبار KPSS ، إختبار Phillips-Perron (PP) ، دالة الارتباط الذاتي الجزئي

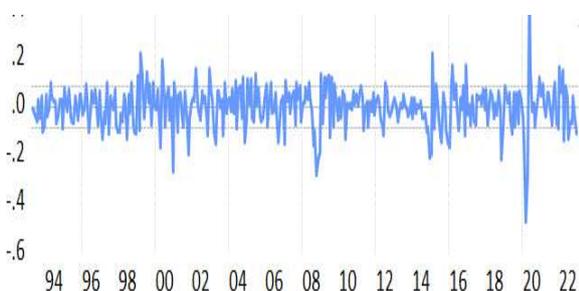
ويوضح جدول (3) قيم P- Value لتلك الاختبارات.

جدول 3: قيم P- value لكلا من إختبار KPSS ، ADF ، PP

| الإختبار | P-Value | الحالة |
|----------|---------|------------|
| ADF | 0.15 | غير مستقرة |
| KPSS | 0.00 | غير مستقرة |
| PP | 0.29 | غير مستقرة |

من خلال النتائج المدرجة في الجدول (3) المقابل نلاحظ أن قيمة p - value لإختبار ADF ، إختبار PP أكبر من 0.05 مما يدل علي قبول الفرض العدمي ورفض الفرض البديل مما يدل علي أن السلسلة الزمنية لأسعار النفط الخام

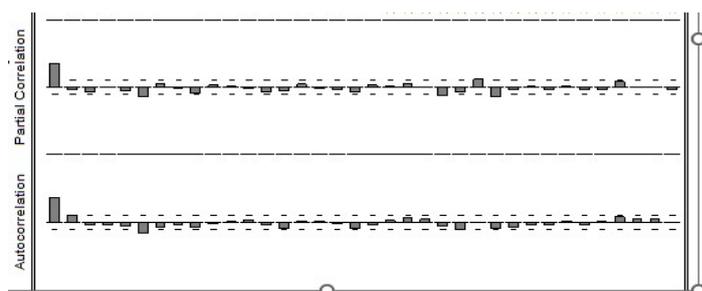
الشهرية العالمية غير مستقرة كما أن نتائج إختبار KPSS تؤكد عدم إستقرار السلسلة حيث كانت قيمة P-value أقل من 0.05 وعليه فإن نتائج الإختبارات السابقة تؤكد أن السلسلة الزمنية لأسعار النفط الخام الشهرية العالمية غير مستقرة ولجعل السلسلة مستقرة تم أخذ الفروق من الدرجة الأولى للوغارتم السلسلة الاصلية ثم إعادة رسم السلسلة الزمنية مرة أخرى للتأكد من إستقرار السلسلة .



يتضح من الشكل (6) المقابل إستقرار السلسلة الزمنية وذلك بعد أخذ الفروق الأولى للوغارتم السلسلة الاصلية ويتم التأكد من ذلك من خلال رسم دالة الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي كما في الشكل (7) .

شكل 6: السلسلة الزمنية بعد أخذ الفرق من

الدرجة الأولى للوغارتم السلسلة الاصلية



يتضح من الشكل (7) المقابل أن معظم القيم تقع داخل حدود الثقة وبعد التحقق من خلال الرسم البياني يتضح أن السلسلة مستقرة

شكل 7: دالة الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي بعد استقرار السلسلة

تم إعادة إجراء إختبار ADF وإختبار KPSS وإختبار PP كما هو موضح بالجدول (4)

جدول 4: قيم P-value لكل من إختبار KPSS ، ADF ، PP بعد أخذ الفروق الأولي

| الإختبار | P-Value | الحالة |
|----------|---------|--------|
| ADF | 0.00 | مستقرة |
| KPSS | 0.40 | مستقرة |
| PP | 0.00 | مستقرة |

يتضح من الجدول (4) المقابل أن قيمة P- Value لإختبار ADF ، PP ، تساوي 0.00 وهي أقل من 5% مما يدل علي وجود إستقرار في السلسلة بينما كانت قيمة P - Value لإختبار KPSS تساوي 0.40 وهي أكبر من 5% وعليه فإن

نتائج الاختبارات تؤكد إستقرار السلسلة الزمنية لأسعار النفط الخام وهذا يعني أن الفرق الأول يزيل الاتجاه العام التصاعدي .

ولتحديد درجة النموذج (p , d , q) يتم ذلك من خلال فحص دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي بعد إستقرار السلسلة حيث يتضح من الشكل رقم (7) أن دالة الارتباط الذاتي الجزئي تنقطع بعد الفجوة الزمنية الأولى مما يدل علي وجود معلمه لنموذج الانحدار الذاتي أي أن $p = 1$ وأن دالة الارتباط الذاتي تقل تدريجيا حتي تصل إلي الصفر مما يدل علي أن $q = 0$ وبالتالي يمكن ترشيح النموذج $ARIMA (1, 1, 0)$ لتمثيل البيانات ولتوفير أفضل نموذج للسلسلة الزمنية كما يمكن إقتراح بعض النماذج الأخرى مثل : $ARIMA (0, 1, 1)$ ، $ARIMA (1, 1, 1)$ ، $ARIMA (2, 1, 0)$ وذلك لتحديد أفضل نموذج للسلسلة الزمنية لأسعار النفط الخام الشهرية وإختيار أفضل نموذج من تلك النماذج تستخدم أحد المعايير الآتية: معيار حنان وكوين (HQC) ، معيار المعلومات لأكاكي (AIC) ويكون أفضل نموذج الذي يعطي أقل قيمة لمعيار AIC ، HQC ، ويوضح الجدول الآتي قيم AIC ، HQC لنماذج ARIMA المختلفة :

جدول 5: قيم AIC ، HQC لنماذج ARIMA المرشحة

| Model | AIC | HQC |
|-----------------|-------|-------|
| ARIMA (0, 1, 1) | 3.118 | 3.122 |
| ARIMA (1, 1, 0) | 3.110 | 3.114 |
| ARIMA (1, 1, 1) | 3.119 | 3.128 |
| ARIMA (2, 1, 0) | 3.122 | 3.131 |

وفقا للنتائج الواردة في الجدول (5) المقابل يتضح أن نموذج $ARIMA (1, 1, 0)$ يحتوي علي أقل قيم لمعيار HQC ، AIC لذا يمكن إستنتاج أن نموذج $ARIMA (1, 1, 0)$ هو أنسب نموذج يمكن استخدامه في التنبؤ .

8-1-2 المرحلة الثانية : التقدير

تم تقدير معالم النموذج بواسطة دالة الامكان الأعظم (MLE) والجدول التالي يوضح تقدير معالم نموذج ARIMA المقترح :

جدول 6: تقدير معالم نموذج ARIMA المقترح

| Model | Estimate | AIC | HQC |
|-------------------|-----------------|------|-------|
| ARIMA (1, 1, 0) | $\phi_1 = 0.28$ | 3.11 | 3.114 |

وبالتالي فإن معادلة النموذج المقدر يأخذ الصيغة الآتية كما في المعادلة (20)

$$y_t = 0.004 + 0.28y_{t-1} + \varepsilon_t \quad (20)$$

8-1-3 المرحلة الثالثة : مرحلة تشخيص واختبار النموذج

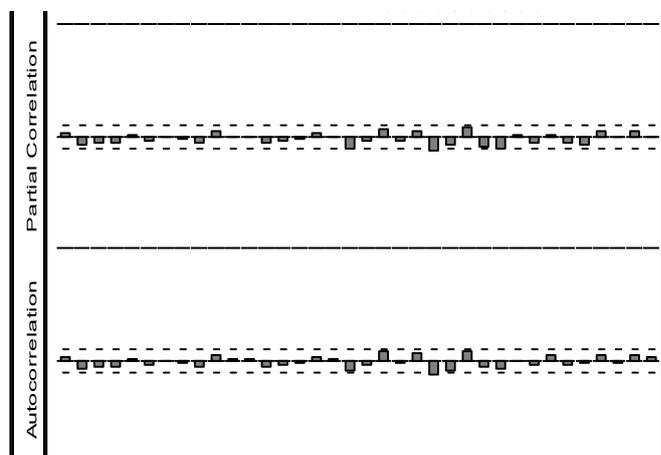
إقترح Box and Jenkins العديد من الاختبارات والفحوصات لتشخيص النموذج أهمها (تحليل البواقي).

8-1-3-1 تحليل البواقي

يوجد بعض الفحوصات والاختبارات التي يمكن من خلالها التأكد من تحليل البواقي :

• دالة الارتباط الذاتي للبواقي

يتم إختبار بواقي النموذج (1, 1, 0) ARIMA من خلال رسم دالة الارتباط الذاتي للبواقي للتأكد من أنها تغيرات عشوائية بحتة أم لا ويعرض الشكل (5 - 8) دالة الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي لبواقي النموذج



يلاحظ من الشكل (8) المقابل أن جميع معاملات الارتباط الذاتي للبواقي تقع داخل حدود فترة الثقة مما يعني أن البواقي عبارة عن تغيرات عشوائية بحتة لذلك فإن نموذج (1, 1, 0) ARIMA (0 , 1 يعد نموذج ملائم ويتم قبوله وإستخدامه في عملية التنبؤ بأسعار النفط الخام الشهرية العالمية .

شكل 8: دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي لبواقي النموذج المقدر

8-1-4 المرحلة الرابعة : مرحلة التنبؤ

بعد أن تم التأكد من صلاحية نموذج (1, 1, 0) ARIMA وأنه ملائم لبيانات أسعار النفط الخام الشهرية لذلك يمكننا استخدام المعادلة (5-1) للتنبؤ ببيانات أسعار النفط الخام .

والجدول التالي يوضح مقارنة القيم الفعلية والمتوقعة لأسعار النفط الخام الشهرية وكانت النتائج كما بالجدول (7)

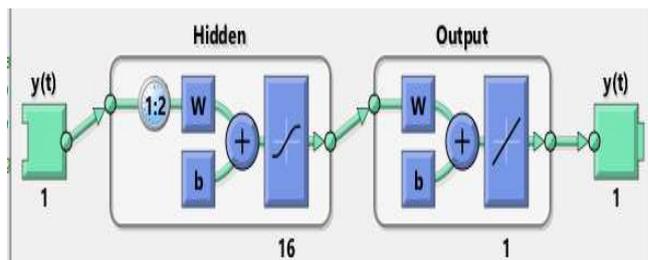
جدول 7: أسعار النفط الخام الفعلية والمنتبأ بها باستخدام نموذج ARIMA

| التاريخ | القيم المتنبأ بها | القيم الفعلية | البواقي | التاريخ | القيم المتنبأ بها | القيم الفعلية | البواقي |
|-------------|-------------------|---------------|---------|-------------|-------------------|---------------|---------|
| يناير - 20 | 64.22 | 61.63 | -2.59 | يوليو - 21 | 73.42 | 73.28 | -0.14 |
| فبراير - 20 | 61.15 | 53.35 | -7.80 | أغسطس - 21 | 73.71 | 68.87 | -4.84 |
| مارس - 20 | 51.20 | 32.2 | -19.00 | سبتمبر - 21 | 67.66 | 72.8 | 5.14 |
| أبريل - 20 | 27.88 | 21.04 | -6.84 | أكتوبر - 21 | 73.96 | 82.06 | 8.10 |
| مايو - 20 | 18.64 | 30.38 | 11.74 | نوفمبر - 21 | 84.91 | 79.92 | -4.99 |
| يونيو - 20 | 33.73 | 39.46 | 5.73 | ديسمبر - 21 | 79.32 | 72.87 | -6.45 |
| يوليو - 20 | 42.51 | 42.07 | -0.44 | يناير - 22 | 70.98 | 83.92 | 12.94 |
| أغسطس - 20 | 42.85 | 43.44 | 0.59 | فبراير - 22 | 87.37 | 93.54 | 6.17 |
| سبتمبر - 20 | 43.84 | 40.6 | -3.24 | مارس - 22 | 96.48 | 112.4 | 15.92 |
| أكتوبر - 20 | 39.83 | 39.9 | 0.07 | أبريل - 22 | 118.44 | 103.41 | -15.03 |
| نوفمبر - 20 | 39.70 | 42.3 | 2.60 | مايو - 22 | 100.98 | 110.1 | 9.12 |
| ديسمبر - 20 | 43.01 | 48.73 | 5.72 | يونيو - 22 | 112.09 | 116.8 | 4.72 |
| يناير - 21 | 50.74 | 53.6 | 2.86 | يوليو - 22 | 118.78 | 105.08 | -13.70 |
| فبراير - 21 | 55.08 | 60.46 | 5.38 | أغسطس - 22 | 101.96 | 95.97 | -5.99 |
| مارس - 21 | 62.57 | 63.83 | 1.26 | سبتمبر - 22 | 93.52 | 88.22 | -5.30 |
| أبريل - 21 | 64.82 | 62.95 | -1.87 | أكتوبر - 22 | 86.13 | 90.33 | 4.20 |
| مايو - 21 | 62.70 | 66.4 | 3.70 | نوفمبر - 22 | 90.94 | 87.38 | -3.56 |
| يونيو - 21 | 67.42 | 71.8 | 4.38 | ديسمبر - 22 | 86.56 | 78.07 | -8.49 |

وبناء على النتائج المذكورة أعلاه في الجدول (7) يتضح أن اتجاهات منحنى القيمة المتنبأ بها قريبة بشكل عام من القيم الفعلية ولها نمط مماثل مع البيانات الفعلية .

8-2 تطبيق استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية ANN

أولاً : تحديد هيكل الشبكة تحتوي طبقة المدخلات على وحدة معالجة واحدة neuron تمثل القيم السابقة y_{t-1} لسلسلة من أسعار النفط الخام الشهرية والطبقة الخفية تحتوي على 16 وتحتوي طبقة المخرجات على عنصر معالجة واحدة تتمثل في القيمة الحالية وترتبط هذه الطبقات بوصلات وتم استخدام شبكة NAR للتنبؤ بأسعار النفط الخام الشهرية ويعرض الشكل (9) بنية شبكة NAR :



يلاحظ من الشكل (9) المقابل عدد الطبقات الخفية يساوي 16 ويتم تحديد تلك القيم من خلال تجربة أرقام مختلفة ومقارنة أدائها وجدنا أن أفضل نموذج ملائم هو (1:16:1) وأن عدد التأخيرات يساوي 2

الشكل 9: بنية شبكة NAR لأسعار النفط الخام

ثانياً : تدريب الشبكة يتم تدريب الشبكة تدريباً إشرافياً من خلال خوارزمية (LM) Levenberg–Marquardt وتعد الأسرع والأكثر استخداماً في الشبكات العصبية لتعليم وتدريب الشبكة ويوضح الجدول (8) مقارنة القيم الفعلية بالقيم المتنبأ بها .

جدول (8) أسعار النفط الخام الفعلية والمتنبأ بها باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية

| التاريخ | القيم المتنبأ بها | القيم الفعلية | البواقي | التاريخ | القيم المتنبأ بها | القيم الفعلية | البواقي |
|-------------|-------------------|---------------|---------|-------------|-------------------|---------------|---------|
| يناير - 20 | 51.98 | 61.63 | 9.64 | يوليو - 21 | 71.71 | 73.28 | 1.57 |
| فبراير - 20 | 24.73 | 53.35 | 28.61 | أغسطس - 21 | 72.04 | 68.87 | -3.16 |
| مارس - 20 | 27.25 | 32.2 | 4.95 | سبتمبر - 21 | 84.59 | 72.8 | -11.79 |
| أبريل - 20 | 38.90 | 21.04 | -17.86 | أكتوبر - 21 | 76.27 | 82.06 | 5.79 |
| مايو - 20 | 44.08 | 30.38 | -13.70 | نوفمبر - 21 | 74.39 | 79.92 | 5.52 |
| يونيو - 20 | 43.24 | 39.46 | -3.78 | ديسمبر - 21 | 88.72 | 72.87 | -15.85 |
| يوليو - 20 | 44.06 | 42.07 | -1.99 | يناير - 22 | 101.01 | 83.92 | -17.09 |
| أغسطس - 20 | 41.00 | 43.44 | 2.44 | فبراير - 22 | 116.27 | 93.54 | -22.72 |
| سبتمبر - 20 | 40.96 | 40.6 | -0.35 | مارس - 22 | 96.74 | 112.4 | 15.66 |
| أكتوبر - 20 | 43.39 | 39.9 | -3.48 | أبريل - 22 | 110.05 | 103.41 | -6.63 |
| نوفمبر - 20 | 49.93 | 42.3 | -7.63 | مايو - 22 | 114.75 | 110.1 | -4.65 |
| ديسمبر - 20 | 56.22 | 48.73 | -7.48 | يونيو - 22 | 95.15 | 116.8 | 21.65 |
| يناير - 21 | 63.02 | 53.6 | -9.42 | يوليو - 22 | 93.86 | 105.08 | 11.22 |
| فبراير - 21 | 64.84 | 60.46 | -4.37 | أغسطس - 22 | 85.37 | 95.97 | 10.60 |
| مارس - 21 | 63.39 | 63.83 | 0.44 | سبتمبر - 22 | 92.20 | 88.22 | -3.98 |
| أبريل - 21 | 67.64 | 62.95 | -4.69 | أكتوبر - 22 | 84.68 | 90.33 | 5.64 |
| مايو - 21 | 70.55 | 66.4 | -4.14 | نوفمبر - 22 | 70.93 | 87.38 | 16.44 |
| يونيو - 21 | 74.13 | 71.8 | -2.32 | ديسمبر - 22 | 80.23 | 78.07 | -2.15 |

يتضح من النتائج في جدول (8) أعلاه أن شبكة NAR تعطي تنبؤاً ليس قريباً للقيمة الفعلية وبالتالي فهي تظهر أداءً تنبؤياً غير جيد مع البيانات الفعلية .

8-3 تطبيق آلية المتجه الداعم للانحدار SVR في التنبؤ

تم تطبيق آلية المتجه الداعم للانحدار للتنبؤ بأسعار النفط الخام الشهرية وقد تم تقسيم البيانات إلى بيانات تدريب وبيانات إختبار وتمثل بيانات الاختبار نسبة 10% من إجمالي المشاهدات أي بواقع 36 مشاهدة ولتقدير النموذج يجب أولاً إختيار الدالة المناسبة والصحيحة من دوال Kernal والتي من خلالها تؤدي إلى كفاءة آلية المتجه الداعم للانحدار ثم نقوم بتقدير المعلمتان (ϵ, C) الخاصة بدالة Kernal بدقة لما لهما من دور بالغ الأهمية في تحديد أعلى دقة تنبؤية للنموذج ويوضح الجدول (9) دوال Kernal المختارة بالاعتماد على قيمة معامل التحديد

| المقياس | Linear | RBF | Polynomial | Sigmoid |
|-------------------------|--------|--------|------------|----------|
| (R^2) معامل التحديد | 42.35% | 79.75% | 9.67% | -393.27% |

من الجدول (9) نختار دالة RBF للتنبؤ بأسعار النفط الخام الشهرية العالمية لأنها تعطي أكبر قيمة لمعامل التحديد ثم نقوم بإيجاد القيم المثلي للمعلمتين (ϵ, C) ولإيجاد تلك القيم تم تجربة قيم مختلفة من معاملات نموذج SVR وبعد تجربة العديد من القيم توصل الباحث إلى القيم الآتية للمعاملات $C=35$, $\epsilon=0.5$ والتي أعطت أعلى قيمة لمعامل التحديد ومن ثم أفضل قيم للتنبؤ.

ويوضح الجدول (10) القيم الفعلية والقيم المتنبأ بها لأسعار النفط الخام الشهرية باستخدام نموذج SVR.

جدول 10: أسعار النفط الخام الفعلية والمتنبأ بها باستخدام نموذج SVR

| التاريخ | القيم المتنبأ بها | القيم الفعلية | البواقي | التاريخ | القيم المتنبأ بها | القيم الفعلية | البواقي |
|-------------|-------------------|---------------|---------|-------------|-------------------|---------------|---------|
| يناير - 20 | 61.21 | 61.63 | 0.42 | يوليو - 21 | 70.62 | 73.28 | 2.66 |
| فبراير - 20 | 61.65 | 53.35 | -8.30 | أغسطس - 21 | 71.21 | 68.87 | -2.34 |
| مارس - 20 | 62.07 | 32.2 | -29.87 | سبتمبر - 21 | 71.80 | 72.8 | 1.00 |
| أبريل - 20 | 62.54 | 21.04 | -41.50 | أكتوبر - 21 | 72.37 | 82.06 | 9.69 |
| مايو - 20 | 63.01 | 30.38 | -32.63 | نوفمبر - 21 | 72.96 | 79.92 | 6.96 |
| يونيو - 20 | 63.51 | 39.46 | -24.05 | ديسمبر - 21 | 73.52 | 72.87 | -0.65 |
| يوليو - 20 | 64.00 | 42.07 | -21.93 | يناير - 22 | 74.10 | 83.92 | 9.82 |
| أغسطس - 20 | 64.52 | 43.44 | -21.08 | فبراير - 22 | 74.68 | 93.54 | 18.86 |
| سبتمبر - 20 | 65.05 | 40.6 | -24.45 | مارس - 22 | 75.19 | 112.4 | 37.21 |
| أكتوبر - 20 | 65.57 | 39.9 | -25.67 | أبريل - 22 | 75.76 | 103.41 | 27.65 |
| نوفمبر - 20 | 66.12 | 42.3 | -23.82 | مايو - 22 | 76.30 | 110.1 | 33.80 |
| ديسمبر - 20 | 66.66 | 48.73 | -17.93 | يونيو - 22 | 76.85 | 116.8 | 39.95 |
| يناير - 21 | 67.23 | 53.6 | -13.63 | يوليو - 22 | 77.38 | 105.08 | 27.70 |
| فبراير - 21 | 67.80 | 60.46 | -7.34 | أغسطس - 22 | 77.91 | 95.97 | 18.06 |
| مارس - 21 | 68.32 | 63.83 | -4.49 | سبتمبر - 22 | 78.44 | 88.22 | 9.78 |
| أبريل - 21 | 68.90 | 62.95 | -5.95 | أكتوبر - 22 | 78.94 | 90.33 | 11.39 |
| مايو - 21 | 69.47 | 66.4 | -3.07 | نوفمبر - 22 | 79.44 | 87.38 | 7.94 |
| يونيو - 21 | 70.05 | 71.8 | 1.75 | ديسمبر - 22 | 79.92 | 78.07 | -1.85 |

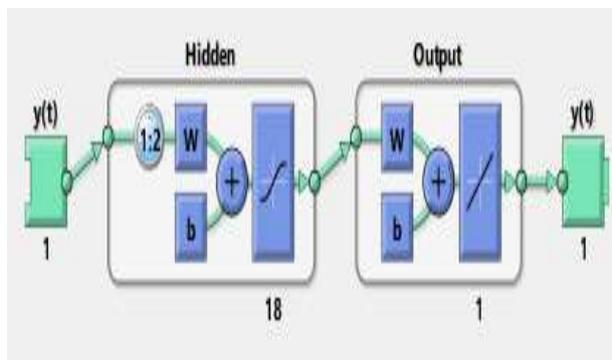
يتضح من النتائج في جدول (10) أعلاه أنه يوجد فرق كبير بين القيم الفعلية والقيم المتنبأ بها وبالتالي يظهر الية المتجه الداعم للانحدار أداء تنبؤ غير جيد مع البيانات الفعلية وبالإضافة إلى ذلك أظهرت النتائج أن SVR لم يعمل بالشكل الصحيح في التنبؤ بالبيانات الشهرية لأسعار النفط الخام

4-8 تطبيق استخدام النموذج الهجين ARIMA-ANN في التنبؤ

- يتم بناء نموذج ARIMA لبيانات السلسلة الزمنية y_t حيث كان أفضل النماذج هو نموذج

$$ARIMA (1 , 1 , 0)$$

- يتم استخدام شبكة الانحدار الذاتي غير الخطي (NAR) اعتماداً على البواقي المستخرجة من نموذج $ARIMA (1 , 1 , 0)$ وبالتالي تتكون شبكة NAR المستخدمة من ثلاث طبقات الطبقة الأولى هي طبقة المدخلات وتتمثل في البواقي المستخرجة من نموذج ARIMA ، الطبقة الثانية وهي الطبقة الخفية



وتتكون من 18 عنصر معالجة ، أخيراً طبقة المخرجات وتتمثل في القيمة الحالية لأسعار النفط الخام وتكون بنية هذا النموذج كما بالشكل (10)

الشكل 10: النموذج الهجين $ARMA-ANN (1 , 1 , 0) (1:18:1)$

يستنتج من الشكل (10) المقابل أن أفضل صيغة للنموذج الهجين تكون $(1 , 1 , 0) (1 : 18 : 1)$ وعدد الطبقات الخفية مكون من 18 عنصر معالجة وقد تم تحديد هذه القيم من خلال تجربة أرقام مختلفة ومقارنة أداؤها .

وقد تم استخدام خوارزمية Levenberg-marquardt وهي خوارزمية تستخدم في عملية التدريب الاشرافي لتحسينه

ويوضح الجدول (11) مقارنة القيم الفعلية والقيم المتنبأ بها لأسعار النفط الخام الشهرية باستخدام النموذج الهجين ARIMA-ANN

جدول 11: أسعار النفط الخام الفعلية والمنتبأ بها باستخدام النموذج الهجين ARIMA-ANN

| التاريخ | القيم المتنبأ بها | القيم الفعلية | البواقي | التاريخ | القيم المتنبأ بها | القيم الفعلية | البواقي |
|-------------|-------------------|---------------|---------|-------------|-------------------|---------------|---------|
| يناير - 20 | 63.51 | 61.63 | -1.88 | يوليو - 21 | 72.20 | 73.28 | 1.08 |
| فبراير - 20 | 58.77 | 53.35 | -5.42 | أغسطس - 21 | 73.70 | 68.87 | -4.83 |
| مارس - 20 | 46.84 | 32.2 | -14.64 | سبتمبر - 21 | 69.02 | 72.8 | 3.78 |
| أبريل - 20 | 38.37 | 21.04 | -17.33 | أكتوبر - 21 | 71.27 | 82.06 | 10.79 |
| مايو - 20 | 18.25 | 30.38 | 12.13 | نوفمبر - 21 | 84.42 | 79.92 | -4.50 |
| يونيو - 20 | 35.14 | 39.46 | 4.32 | ديسمبر - 21 | 77.43 | 72.87 | -4.56 |
| يوليو - 20 | 40.56 | 42.07 | 1.51 | يناير - 22 | 73.96 | 83.92 | 9.96 |
| أغسطس - 20 | 42.57 | 43.44 | 0.87 | فبراير - 22 | 96.51 | 93.54 | -2.97 |
| سبتمبر - 20 | 43.98 | 40.6 | -3.38 | مارس - 22 | 103.12 | 112.4 | 9.28 |
| أكتوبر - 20 | 40.69 | 39.9 | -0.79 | أبريل - 22 | 126.91 | 103.41 | -23.50 |
| نوفمبر - 20 | 38.51 | 42.3 | 3.79 | مايو - 22 | 108.36 | 110.1 | 1.74 |
| ديسمبر - 20 | 41.76 | 48.73 | 6.97 | يونيو - 22 | 107.23 | 116.8 | 9.57 |
| يناير - 21 | 50.23 | 53.6 | 3.37 | يوليو - 22 | 112.21 | 105.08 | -7.13 |
| فبراير - 21 | 53.79 | 60.46 | 6.67 | أغسطس - 22 | 98.63 | 95.97 | -2.66 |
| مارس - 21 | 62.36 | 63.83 | 1.47 | سبتمبر - 22 | 92.48 | 88.22 | -4.26 |
| أبريل - 21 | 64.24 | 62.95 | -1.29 | أكتوبر - 22 | 86.28 | 90.33 | 4.05 |
| مايو - 21 | 61.84 | 66.4 | 4.56 | نوفمبر - 22 | 90.02 | 87.38 | -2.64 |
| يونيو - 21 | 66.51 | 71.8 | 5.29 | ديسمبر - 22 | 83.87 | 78.07 | -5.80 |

نستنتج من الجدول (11) أن القيم الفعلية قريبة من القيم المتنبأ بها كما انه يعطى تنبؤ افضل من جميع النماذج المفردة .

8-5 تطبيق استخدام النموذج الهجين ARIMA - SVR في التنبؤ

يتم بناء النموذج الهجين ARIMA -SVR وذلك بالاعتماد علي البواقي المستخرجة من نماذج (0 , 1 , 1) ARIMA حيث تم استخدام الية SVR في معالجة الجزء غير الخطى ثم يتم جمع التنبؤ الناتج مع التنبؤ الناتج من نماذج ARIMA للحصول علي النموذج الهجين وقام الباحث بعدد من الاختبارات التجريبية إلي أن توصل إلي القيم الآتية للمعاملات والتي أعطت أفضل قيم للتنبؤ حيث كانت قيمة $C = 0.1$ وقيمة $\epsilon = 5$

جدول 12: أسعار النفط الخام الشهرية والمتنبأ بها باستخدام النموذج الهجين ARIMA-SVR

| التاريخ | القيم المتنبأ بها | القيم الفعلية | البواقي | التاريخ | القيم المتنبأ بها | القيم الفعلية | البواقي |
|-------------|-------------------|---------------|---------|-------------|-------------------|---------------|---------|
| يناير - 20 | 63.96 | 61.63 | -2.33 | يوليو - 21 | 73.21 | 73.28 | 0.07 |
| فبراير - 20 | 60.90 | 53.35 | -7.55 | أغسطس - 21 | 73.51 | 68.87 | -4.64 |
| مارس - 20 | 47.91 | 32.2 | -15.71 | سبتمبر - 21 | 67.46 | 72.8 | 5.34 |
| أبريل - 20 | 27.64 | 21.04 | -6.60 | أكتوبر - 21 | 73.76 | 82.06 | 8.30 |
| مايو - 20 | 18.39 | 30.38 | 11.99 | نوفمبر - 21 | 84.72 | 79.92 | -4.80 |
| يونيو - 20 | 33.49 | 39.46 | 5.97 | ديسمبر - 21 | 79.13 | 72.87 | -6.26 |
| يوليو - 20 | 42.28 | 42.07 | -0.21 | يناير - 22 | 70.79 | 83.92 | 13.13 |
| أغسطس - 20 | 42.61 | 43.44 | 0.83 | فبراير - 22 | 87.18 | 93.54 | 6.36 |
| سبتمبر - 20 | 43.61 | 40.6 | -3.01 | مارس - 22 | 96.30 | 112.4 | 16.10 |
| أكتوبر - 20 | 39.59 | 39.9 | 0.31 | أبريل - 22 | 118.26 | 103.41 | -14.85 |
| نوفمبر - 20 | 39.48 | 42.3 | 2.82 | مايو - 22 | 100.81 | 110.1 | 9.29 |
| ديسمبر - 20 | 42.79 | 48.73 | 5.94 | يونيو - 22 | 111.91 | 116.8 | 4.89 |
| يناير - 21 | 50.51 | 53.6 | 3.09 | يوليو - 22 | 118.61 | 105.08 | -13.53 |
| فبراير - 21 | 54.86 | 60.46 | 5.60 | أغسطس - 22 | 101.79 | 95.97 | -5.82 |
| مارس - 21 | 62.36 | 63.83 | 1.47 | سبتمبر - 22 | 93.36 | 88.22 | -5.14 |
| أبريل - 21 | 64.61 | 62.95 | -1.66 | أكتوبر - 22 | 85.97 | 90.33 | 4.36 |
| مايو - 21 | 62.49 | 66.4 | 3.91 | نوفمبر - 22 | 90.78 | 87.38 | -3.40 |
| يونيو - 21 | 67.21 | 71.8 | 4.59 | ديسمبر - 22 | 86.40 | 78.07 | -8.33 |

يستنتج من الجدول (12) أن القيم الفعلية قريب من القيم المتنبأ بها ويعطى تنبؤ أفضل من جميع النماذج المفردة والنموذج الهجين ARIMA - ANN.

8-6 تطبيق استخدام النموذج المقترح ARIMA-ANN-SVR

يتم تكوين هذا النموذج بأخذ المتوسط للنتائج المستخرجة من النموذج الهجين ARIMA-ANN والنموذج الهجين ARIMA-SVR لنحصل علي النموذج الهجين ARIMA-ANN-SVR

جدول 13: أسعار النفط الخام الفعلية والمنتبأ بها باستخدام النموذج الهجين ARIMA-ANN-SVR

| البواقي | القيم الفعلية | القيم المنتبأ بها | التاريخ | البواقي | القيم الفعلية | القيم المنتبأ بها | التاريخ |
|---------|---------------|-------------------|-------------|---------|---------------|-------------------|-------------|
| 0.57 | 73.28 | 72.71 | يوليو - 21 | -2.11 | 61.63 | 63.74 | يناير - 20 |
| -4.73 | 68.87 | 73.60 | أغسطس - 21 | -6.48 | 53.35 | 59.83 | فبراير - 20 |
| 4.56 | 72.8 | 68.24 | سبتمبر - 21 | -14.47 | 32.2 | 47.83 | مارس - 20 |
| 9.54 | 82.06 | 72.52 | أكتوبر - 21 | -11.96 | 21.04 | 33.00 | أبريل - 20 |
| -4.65 | 79.92 | 84.57 | نوفمبر - 21 | 12.06 | 30.38 | 18.32 | مايو - 20 |
| -5.41 | 72.87 | 78.28 | ديسمبر - 21 | 5.14 | 39.46 | 34.32 | يونيو - 20 |
| 11.54 | 83.92 | 72.38 | يناير - 22 | 0.65 | 42.07 | 41.42 | يوليو - 20 |
| 1.69 | 93.54 | 91.85 | فبراير - 22 | 0.85 | 43.44 | 42.59 | أغسطس - 20 |
| 12.69 | 112.4 | 99.71 | مارس - 22 | -3.19 | 40.6 | 43.79 | سبتمبر - 20 |
| -19.18 | 103.41 | 122.59 | أبريل - 22 | -0.24 | 39.9 | 40.14 | أكتوبر - 20 |
| 5.52 | 110.1 | 104.58 | مايو - 22 | 3.31 | 42.3 | 38.99 | نوفمبر - 20 |
| 7.23 | 116.8 | 109.57 | يونيو - 22 | 6.46 | 48.73 | 42.27 | ديسمبر - 20 |
| -10.33 | 105.08 | 115.41 | يوليو - 22 | 3.23 | 53.6 | 50.37 | يناير - 21 |
| -4.24 | 95.97 | 100.21 | أغسطس - 22 | 6.14 | 60.46 | 54.32 | فبراير - 21 |
| -4.70 | 88.22 | 92.92 | سبتمبر - 22 | 1.47 | 63.83 | 62.36 | مارس - 21 |
| 4.20 | 90.33 | 86.13 | أكتوبر - 22 | -1.48 | 62.95 | 64.43 | أبريل - 21 |
| -3.02 | 87.38 | 90.40 | نوفمبر - 22 | 4.23 | 66.4 | 62.17 | مايو - 21 |
| -7.06 | 78.07 | 85.13 | ديسمبر - 22 | 4.94 | 71.8 | 66.86 | يونيو - 21 |

يتضح من الجدول (13) إقتراب القيم المنتبأ بها من القيم الفعلية وأن النموذج الهجين ARIMA-ANN-SVR يعطي تنبؤ أفضل من النماذج المفردة والنماذج الهجينة الأخرى وبأخطاء قليلة .

ويوجد بعض المعايير الاحصائية لحساب دقة التنبؤ للمقارنة بين النماذج المفردة (ARIMA , ANN , SVR) والنماذج الهجينة (ARIMA-ANN , ARIMA-SVR , ARIMA-ANN-SVR) للتنبؤ بأسعار النفط الخام العالمية الشهرية ويمكن إيضاح ذلك من خلال الجدول الآتي :

جدول 14: معايير دقة التنبؤ لنماذج الدراسة

| Model | MSE | MAE | MAPE |
|-------------------|--------|-------|------|
| النموذج المقترح | 52.93 | 5.83 | 0.10 |
| ARIMA-SVR | 55.41 | 6.06 | 0.10 |
| ARIMA-ANN | 57.50 | 5.80 | 0.11 |
| ARIMA (1, 1, 0) | 58.28 | 6.13 | 0.10 |
| ANN | 121.22 | 8.60 | 0.14 |
| SVR | 405.19 | 15.98 | 0.31 |

من الجدول (14) السابق أظهرت النتائج التالية:

- 1- يعد نموذج ARIMA أفضل في التنبؤ بأسعار النفط الخام من النماذج المفردة ANN ، SVR لأنه يمتلك أقل قيم من مقاييس دقة التنبؤ عن كلا النموذجين .
- 2- يعطي الية المتجه الداعم للانحدار أداء ضعيف مقارنة بالنماذج المفردة الأخرى عند التنبؤ بأسعار النفط الخام الشهرية .
- 3- التنبؤ بأسعار النفط الخام العالمية الشهرية باستخدام النموذج الهجين ARIMA-ANN أكثر كفاءة من نموذج ARIMA ونموذج ANN ونموذج SVR حيث يعطى أداء أفضل في التنبؤ لانه يمتلك قيم أقل لمعايير دقة التنبؤ .
- 4- يعد النموذج الهجين ARIMA-SVR لتنبؤ بأسعار النفط الخام الشهرية العالمية أكثر كفاءة من النماذج المفردة (ARIMA, ANN, SVR) وكذلك النموذج الهجين ARIMA-ANN حيث يعطى أداء أفضل للتنبؤ وباخطاء قليلة.
- 5- يعتبر النموذج المقترح أفضل نموذج للتنبؤ بأسعار النفط الخام العالمية الشهرية لأنه يمتلك أقل قيمة من مقاييس دقة التنبؤ حيث كانت قيمة $MSE = 52.93$ ، $MAE = 5.83$ ، $MAPE = 0.10$

الاستنتاجات

- من خلال الدراسة التطبيقية لموضوع البحث توصل الباحث الى عدد من النتائج يمكن ايجازها فيمايلي
- أن سلسلة النفط الخام الشهرية سلسلة غير مستقرة في الوسط ولها إتجاه عام متزايد ولإجراء إستقرار للسلسلة تم اخذ الفروق الأولى للوغارتم السلسلة الأصلية .
 - تم تطبيق منهجية Box and Jenkens علي سلسلة أسعار النفط الخام الشهرية وتبين أن نموذج $ARIMA (1 , 1 , 0)$ هو النموذج الأفضل من نماذج Box and Jenkens المرشحة وذلك لأنه يمتلك أقل قيم لمعايير التقييم (HQC , AIC) كما يمكن صياغة النموذج من خلال المعادلة الآتية :

$$y_t = 0.004 + 0.28y_{t-1} + \varepsilon_t$$

- أظهرت النتائج أن SVR ليس بالنموذج الكفؤ وذلك لأنه لم يعطي تنبؤات دقيقة عند استخدامه للتنبؤ بالبيانات الشهرية لأسعار النفط الخام الشهرية .
- تبين عند التقدير باستخدام آلية المتجه الداعم للانحدار أن قيمة $c = 35$ ، $\epsilon = 0.5$ هي القيم المثلي والاختيار الأفضل للبيانات التجريبية لأنها تعطي أكبر قيمة لمعامل التحديد .
- تبين أن نموذج الشبكات العصبية (1 : 16 : 1) NAR هو أفضل نموذج من بين نماذج الشبكات العصبية المرشحة وكذلك تبين عند التقدير باستخدام النموذج الهجين ARIMA-SVR أن قيمة $c = 0.1$ ، $\epsilon = 5$ هي القيم المثلي والاختيار الأفضل للبيانات التجريبية..
- تبين أن النموذج الهجين المقترح ARIMA-ANN-SVR هو أفضل نموذج من النماذج الهجينة والنماذج المفردة ويأتي ذلك النموذج الهجين ARIMA-SVR وكان أقل النماذج دقة هو نموذج SVR .

اولا :المراجع العربية

- التلواني ، شادي و صادق ، محمد (2020) . " دراسة إحصائية مقارنة بين نماذج ARIMA و ANN : مفردة وهجينة مع التطبيق " كلية التجارة ، جامعة الزقازيق ، مجلة البحوث التجارية ، مجلد 42 ، عدد 2 ، ص : 298-321 .
- رشوان ، نصر و إسماعيل ، ماجدة و طلعت ، أمل و نصار ، هناء (2023) . " التنبؤ بالسلاسل الزمنية بالاعتماد علي النموذج الهجين للانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية ونموذج إنحدار متجه الدعم " المجلة العلمية للتجارة والتمويل، كلية التجارة ، جامعة طنطا ، مجلد 43 ، عدد 2 ، ص : 1044-1086 .
- طاقية ، البيومي و الوصيفي ، الشيماء (2012) . " التنبؤ باستخدام الدمج بين الشبكات العصبية الاصطناعية ونماذج بوكس وجينكيز : دراسة تطبيقية " كلية التجارة ، جامعة المنصورة ، المجلة المصرية للدراسات التجارية ، مجلد 36 ، عدد 2 .

المراجع الاجنبية:

- Abu Alhusein , A . (2019) . “ **Comparison between Support Vector Machines and Artificial Neural Networks for Time series forecasting** “ . Master Thesis , Faculty of Economics and Administrative Science , Department of Statistics.
- Akhter, M. F., Hassan, D. and Abbas, S. (2020) .” Predictive ARIMA Model for coronal index solar cyclic data”. **Journal of Astronomy and Computing** , Vol. 32 , pp. 100 – 403 .
- Alamili, M. (2011). " **Exchange rate prediction using support vector machines: a comparison with artificial neural networks**". Master Thesis, Faculty of Technology, Policy and Management, Delft University Of Technology.
- Alsuwaylimi , A. A. (2023) . " Comparison of ARIMA , ANN and Hybrid ARIMA-ANN Models for Time Series Forecasting " . **Information Sciences Letters** , Vol. 12 , No. 2 , pp. 1003-1016 .
- Box, G. E. and Jenkins, G. M. (1976) . “ **Time series analysis : forecasting a control** “ Holden day , London .
- Box G., and Jenkins G. (1970). “**Time Series Analysis, Forecasting and Control**” Holden day, San Francisco, CA..
- Dickey , D. A. and Fuller , W. A. (1981) . " Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Serles with a Unit Root " **Journal of the Econometrica Society** , Vol. 49 , No . 4 , pp. 1057 – 1072
- Fausett , L . (1994) . " **Fundamentals of Neural Networks Architectures , Algorithms and Applications** " . New York .
- Fawzy , H. , Rady, E. A. and Abdel Fattah , A. H. (2021) “ Forecasting Time Series Using A hybrid ARIMA – ANN Methodology “ . **Journal of Applied Probability and Statistics** , Vol. 16 ,No.2 , pp. 95-106.

- Jong , L. J. , Ismail , S , Mustapha , A. , Abd Wahab, M. H. and Idrus , S. Z. (2020) . “ The Combination of Auto regressive Integrated Moving Average (ARIMA) and Support Vector Machines (SVM) for Daily Rubber Price forecasting “. **Journal of Materials science and Engineering** ,Vol. 917 , No . 1 , pp. 012– 044 .
- Khashei , M. , and Bijari, M. (201 1) . " Which Methodology is Better for Combining Linear and Nonlinear Models for Time Series Forecasting " . **Journal of Industrial and System Engineering** , Vol. 4 , No. 4 , pp. 265-285 .
- Mackinnon , J.G. (1991) . “ **Critical Values for cointegration Tests** “ . in. R. F. Engle and C. W. J. Granger (eds) , Long-Run Economic Relationships, Oxford, Oxford University Press.
- Mainassara , Y.B. and Kokonendji , C.C. (2016) . “ Modified Schwarz and Hannan-Quinn information criteria for weak VARMA models “ **Stat Inference Stoch Process** , Vol. 19 , No. 2 , pp. 199-217 .
- Okasha , M. K. (2014) . " Using Support Vector Machines in Financial Time Series Forecasting " . **International Journal of Statistics and Applications** , Vol. 4 , No. 1 , pp. 28-39 .
- Ordóñez , C. , Lasheras, F. S. , Roca-Pardinas, J. and Juez, F. J. (2019) . “ A hybrid ARIMA – SVM model for the study of the remaining useful life of aircraft engines”. **Journal of computational and Applied Mathematics** , Vol. 346 , pp. 184 –191.
- Pan , Y. , Jin, X. , Li, Y. , Chen, D. and Zhou, J. (2021) . “ A study on the Prediction of Book Borrowing basrd on ARIMA – SVR Model “. **Journal of Procedia Computer Science** , Vol. 188 , pp . 93- 102 .
- Phillips , P.C.B. and Perron, P. (1988) . “ Testing for Unit Roots in time series regressim “ . **Biometrika** , Vol. 75 , pp. 335-346 .
- Rubio , L. and Alba , K. (2022) . " Forecasting Selected Colombian Shares Using a Hybrid ARIMA-SVR Model ". **Journal of Mathematics** , Vol. 10 , pp. 21-81 .
- Ruiz, L. G. B., Cuellar, M. P., Calvo-Flores, M. D. and Jimenez, M. D. C. P. (2016) . " An application of non-linear autoregressive neural networks to predict energy consumption in public buildings " . **Energies**, Vol. 9 , No. 9 , pp. 684-705 .
- Samsudin, R., Shabri, A., and Saad, P. (2010)." A comparison of time series forecasting using support vector machine and artificial neural network model ". **Journal of applied sciences**, Vol.10 , No.11 ,pp. 950-958.
- Smola , A. J. and Scholkopf , B. (2003) . “ A Tutorial On Support Vector Regression “ . **Journal of Statistics and computing** , Vol. 14 ,No. 3 , pp. 199- 222 .
- Vapnik , V.N. (1995)." **The nature of statistical learning theory** ". Springer, New York, USA .
- Wang, W. C., Chau, K. W., Cheng, C. T., and Qiu, L. (2009)." A comparison of performance of several artificial intelligence methods for forecasting monthly discharge time series ". **Journal of hydrology**, Vol. 374 , pp. 294-306.
- Zhang , G. P. (2003) . “ Time series forecasting using hybrid ARIMA and Neural Network “. **Journal of Neurocomputing** , Vol. 50 , pp. 159-175 .