المجلة العراقية للعلوم الإحصائية

www.stats.mosuljournals.com

تشخيص نماذج دالة التحويل لأسعار النفط الخام لمنظمة أوبك

هاشم حسين عواد و نجلاء سعد ابراهيم

قسم الاحصاء والمعلوماتية، كلية علوم الحاسوب والرياضيات، جامعة الموصل، الموصل، العراق

معلومات النشر

تاريخ المقالة:
تم استلامه في 20 ايلول 2021
تم القبول في 4 تشرين الثاني 2021
متاح على الإنترنت في 1 كانون الاول 2022

الكلمات الدالة:
سلاسل زمنية، دالة تحويل، تبييض البيانات، التنبؤ.

المراسلة:
هاشم حسين عواد
hashimhuseenawad@gmail.com

الخلاصة

يعد نموذج دالة التحويل من المفاهيم الاساسية في السلاسل الزمنية اذ يتعامل مع السلاسل الزمنية المتعددة المتغيرات، اما بالنسبة الى تصميم هذا النموذج فانه يعتمد على البيانات المتاحة في السلسلة الزمنية وعلى المعلومات الاخرى في السلسلة لذلك فان تمثيل نموذج دالة التحويل يعتمد على تمثيل البيانات ودقة المعلومات المتاحة واستعمال هذه المعلومات في النمذجة. يهدف البحث الى تشخيص نموذج دالة التحويل للسلسلة الزمنية الشهرية لمعدلات أسعار برميل النفط الخام لمنظمة الدول المصدرة للنفط (أوبك) بالدولار الامريكي باعتبارها سلسلة مخرجات وسعر نفط برنت باعتباره سلسلة مدخلات خلال الفترة الزمنية من عام (2005) ولغاية عام (2019) ولقد تم التوصل بأن نموذج دالة التحويل ذو الرتبة (s,r,d,pn,qn)=(2,2,0,2,3) هو الافضل لتمثيل البيانات ولقد تم استخدم معيار متوسط الخطأ لمعرفة دقة التنبؤ بنموذج دالة التحويل المقدر لتسعة اشهر وكانت قيمته ME=-0.00851 سالبة اي ان معظم الاخطاء تكون سالبة وهو دليل على ان التنبؤ المعتمد يعطي نتائج متقائلة.

DOI: https://doi.org/10.33899/iqjoss.2022.174333 , ©Authors, 2022, College of Computer and Mathematical Science, University of Mosul.
This is an open access article under the CC BY 4.0 license (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

مقدمة Introduction

يعد النفط سلعة استراتيجية عالمية ومادة أولية في الصناعات الكيمياوية والنفطية ومصدراً هاماً للاستثمار فهو أحد أهم أركان اقتصاد الدول كونه مورداً مالياً استراتيجياً وعنصراً أساسياً في العلاقات السياسية والاقتصادية. لذا كان لتذبذب اسعاره اثاراً اقتصادية وخيمة إذ يشكل انخفاضها خطراً حقيقياً على النمو الاقتصادي في الكثير من الدول نتيجة لتأثير قيمة العائدات النفطية وانعكاس ذلك مباشر على الايرادات المالية والموازنة العامة فضلاً عن أن الاعتماد عليه كمصدر وحيد للدخل ينطوي على مخاطر اقتصادية مما استدعى الحاجة إلى الحفاظ على ثبات اسعاره في الاسواق العالمية ضماناً لمصلحة المستهلكين والمنتجين والمستثمرين. لقد نشأت ضمن دول منتجة للنفط عام 1960 منظمة حكومية دولية سميت منظمة الدول المصدرة للنفط (اوبك) حيث انضمت اليها دول أخرى لاحقاً ليبلغ عددها حالياً خمس عشرة دولة وكان الهدف من انشائها تنسيق وتوحيد السياسات لدولها الأعضاء وضمان استقرار اسواق النفط وذلك من اجل ضمان توفير امدادات اقتصادية ونفط كافي للمستهلكين ودخل ثابت للمنتجين وعائد عادل على رأس المال بالنسبة للمستثمرين في صناعة النفط. يلجأ العديد من المستثمرين الى استخدام اساليب التحليل الاساسي والفني اضافة الى استخدام الاساليب الاحصائية والرياضية بهدف التوصل الى توقعات مستقبلية مرتبطة بحيث يعتبر التنبؤ جزء مكمل لعملية اتخاذ القرارات من قبل الادارات على مختلف مستوياتها إذا يشير التنبؤ الى تلك الدراسات المتعلقة بالمستقبل سواء احتوت هذه الدراسة على تنبؤات تعتمد على الاسلوب الشخصي إذ انتهجت المنهج التخطيطي باتباع اساليب علمية منظمة أذ استوحت هذه الدراسات اساليب رياضية واحصائية لقياس العلاقات. يهدف هذا البحث بشكل رئيسي لتحديد النموذج

الأمثل لنماذج دالة التحويل للسلسلة الزمنية الشهرية لمعدلات أسعار برميل النفط الخام لمنظمة الدول المصدرة للنفط (أوبك) بالدولار الامريكي باعتبارها سلسلة مخرجات وسعر نفط برنت باعتباره سلسلة مدخلات والتنبؤ بالأسعار المستقبلية لبرميل النفط الخام لمنظمة أوبك وذلك بما يسهم في وضع الخطط الملائمة لتجنب أي أزمات اقتصادية محتملة جراء تذبذب أسعار النفط.

1- السلاسل الزمنية المستقرة:

وتعرف السلسلة الزمنية بأنها عبارة عن مجموعة من المشاهدات لظاهرة معينة خلال فترة زمنية وتعرف السلسلة الزمنية رياضياً بأنها متتابعة من المتغيرات العشوائية معرفة ضمن فضاء الاحتمالية متعددة المتغيرات ومؤشرة بالدليل t والذي يعود الى المجموعة الدليلية Tويرمز للسلسلة الزمنية عادة $\{y(t), t\in T\}$ أو اختصاراً y(t) وتتكون من متغيرين احدهما توضيحي وهو متغير الزمن والآخر متغير الاستجابة وهو قيمة الظاهرة المدروسة ويمكن التعبير عنها رياضياً y=f(t). أما إذا كان هناك عوامل أخرى إلى جانب الزمن تؤثر على الظاهرة y فيعبر عنها رياضياً ($y=f(t,x_1,x_2,\dots\dots,x_n$). [Vandel,1992] [Mohamad,2011].

يقال إن السلسلة الزمنية مستقرة إذا لم يكن هناك نمو أو انحراف في البيانات (عدم ظهور اتجاه عام) أي تبعثر البيانات أفقياً حول متوسط ثابت، بعبارة أخرى تكون السلسلة الزمنية مستقرة اذا كان تذبذب البيانات حول وسط حسابي ثابت مستقل عن الزمن وكذلك التباين ثابتاً عبر الزمن. فإذا كان التباين غير ثابت فيجب تحويل البيانات وتوجد العديد من طرق تحويل البيانات بهدف تثبيت التباين وتعتبر التحويلة اللوغاريتمية وتحويلة الجذر التربيعي من أكثر التحويلات استخداماً. اما اذا كان المتوسط غير ثابت فيتم ازالة الاتجاه العام باستخدام الفروق differencing وتتكون طريقة الفروق من طرح قيم مشاهدات السلسلة من بعضها البعض في ترتيب زمني محدد. اما اذ كانت السلسلة الزمنية تحتوي على تغيرات موسمية فيتم تجريد السلسلة الزمنية من الاثر الموسمي باستخدام طريقة الفرق الموسمي Seasonal differencing وذلك بأخذ الفروق الموسمية الربع سنوية او شهرية، وقد تكون من الرتبة الأولى أو الثانية إلى أن يتحقق الاستقرار، وغالباً ما يصل الاستقرارية في الفرق الثاني.[شعراوي، 2005]

2- دالة الارتباط الذاتي Autocorrelation Function(ACF)

تعد دالة الارتباط الذاتي من الاحصائيات الاساسية في تحليل السلاسل الزمنية. وتعرف بأنه المتغير العشوائي الذي يحدث خلال فترة معينة يرتبط بالمتغير العشوائي الذي يسبقه او يليه أي ارتباط السلسلة نفسها مع نفسها أو تزحيفها بمقدار [k=1,2,3,….] فترة. وأن دالة الارتباط الذاتي وسيلة لتحديد رتبة نموذج المتوسطات المتحركة، وان الصيغة العامة لحساب الارتباط الذاتي لسلسلة المستقرة كالآتي: [Box et al., 2016]

$$\rho_k = \frac{cov(y_t, y_{t+k})}{var(y_t)} \qquad (1)$$

حيث أن: ρ_k : يمثل معامل الارتباط الذاتي لقيم y بإزاحة مقدارها k. $cov(y_t, y_{t+k})$: التباين المشترك الذاتي بإزاحة مقدارها k. : $var(y_t)$التباين لقيم y.

3- دالة الارتباط الذاتي الجزئي Partial Autocorrelation Function(PACF)

تستخدم دالة الارتباط الذاتي الجزئي لقياس درجة العلاقة بين المشاهدتين y_t و y_{t+k} بثبوت بقية المشاهدات الاخرى أي أنها تقيس درجة الارتباط الخطي بين المتغيرين y_t و y_{t+2} بعد حذف تأثير المتغير y_{t+1} . كما أن لدالة الارتباط الذاتي الجزئي اهمية لا تقل عن اهمية دالة الارتباط الذاتي حيث أنها تعتبر اداة مهمة في تحليل السلاسل الزمنية وتستخدم ايضاً في تشخيص النموذج وكذلك فحص ملائمة النموذج من خلال اختبار عشوائية اخطاء التنبؤ. ويمكن ايجاد معاملات دالة الارتباط الجزئي من خلال المعادلة التالية: [Brockwell & Davis, 2002]

$$\hat{\varphi}_{kk} = \frac{\rho_k - \sum_{j=1}^{k-1} \varphi_{k-1,j}\, \rho_{k-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} \varphi_{k-1,j},\ \rho_j} \qquad (2)$$

حيث أن: $\hat{\varphi}_{kk}$: تمثل القيمة المقدرة لمعامل الارتباط الذاتي الجزئي لقيم y بإزاحة مقدارها k.

4- دالة الارتباط التقاطعي Cross-correlation Function(CCF)

تعتبر دالة الارتباط التقاطعي المفتاح الرئيسي في نماذج دالة التحويل حيث تشير الى الارتباط بين متغير الأستجابة الذي يمثل المخرجات (y_t) والمتغير المستقل الذي يمثل المدخلات (x_t) وتعبر هذه الدالة عن الارتباط بين سلسلتي عند فترات زمنية مختلفة ويمكن ايجاد قيم معاملات الارتباط التقاطعي من خلال المعادلة الاتية: [شعراوي، 2005]

$$\rho_{xy} = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(x_t-\overline{x})(y_t-\overline{y})}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n}(x_t-\overline{x})^2 \sum_{t=1}^{n}(y_t-\overline{y})^2}} \qquad \forall \, k = 0,1,2 \ldots\ldots \qquad (3)$$

حيث أن: $\overline{y}$: تمثل الوسط الحسابي لسلسلة المخرجات. $\overline{x}$: تمثل الوسط الحسابي لسلسلة المدخلات.

5- نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة Autoregressive-Moving Average

قُدم هذا النموذج من قبل Box & Jenkins في عام (1970)، وهو نموذج يجمع بين نموذجي الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة، أي انه يجمع ما بين المشاهدات السابقة والاخطاء السابقة، ويرمز له بالرمز ARMA(p,q) حيث تمثل (p) عدد معلمات الانحدار الذاتي، وتمثل (q) عدد معلمات المتوسطات المتحركة، وتأخذ الصيغة المعبرة عن نموذج ARMA(p,q) الشكل التالي: [Box et al., 2016]

$$y_t = \sum_{i=1}^{p} \varphi_i y_{t-i} + \varepsilon_t - \sum_{i=1}^{q} \theta_i \varepsilon_{t-i} \qquad (4)$$

حيث أن:

y_t : تشير إلى السلسلة الزمنية بشكل عام اي قيمة الظاهرة في الفترات الزمنية t=1,2,….,n.

θ_i و φ_i : تشير الى معالم عوامل المتوسطات المتحركة MA والانحدار الذاتي AR على التوالي.

ε_t: تشير الى الاخطاء في الفترات الزمنية t=1,2,….,n.

6- معايير اختيار أفضل نموذج Criteria Choose Best Model

إن عملية اختيار النموذج المناسب والملائم ليست سهلة فهي تتطلب بعض الجهد وعليه يجب على الباحث مواجهتها من خلال الإلمام العلمي الكامل بمعايير عدة يمكن استخدامها وصولاً إلى النموذج الملائم [Matroushi, 2011]. ومن المعايير التي تم استخدامها في بحثنا لتوليد افضل نموذج هي:

أ) معيار معلومات أكاكي Akaike Information on Criteria (AIC)

عرف هذا المعيار من قبل العالم Akaike عام (1973–1974) حيث قدم من خلاله معلومات لاختيار الرتبة الملائمة للنموذج بين عدة نماذج بحيث تقابل الرتبة المناسبة أقل قيمة لمعيار AIC وتمثل الرتبة الأكثر ملائمة، ويعبر عن المعيار (AIC) بدلالة مقدار تباين الخطأ للسهولة في الاستخدام كما يلي:[البدراني، 2002]

$$AIC = 2h + nLog(\sigma_\varepsilon^2) \qquad (5)$$

حيث أن: h: عدد معلمات النموذج. n: عدد المشاهدات. σ_ε^2 : مقدار تباين الخطأ .

ب) معيار معلومات بيز Bayesian Information Criteria (BIC)

اقترح هذا المعيار من قبل Schwarz عام 1978 لاختبار نموذج واحد من عدة نماذج الذي يقابل اقل قيمة لمعيار بيز. ويعبر عن معيار (BIC) بدلالة مقدار تباين الخطأ لسهولة الاستخدام كما يلي. [Hussean &jwad,2018]

$$BIC = nlog(\sigma_\varepsilon^2) + hlog(n) \qquad (6)$$

ج) معيار متوسط مربعات الخطأ: Mean Square Error Criterion(MSE)

يستخدم معيار متوسط مربعات الاخطاء على نطاق واسع ويأخذ هذا المعيار بعين الاعتبار القيم السالبة والموجبة لخطأ التنبؤ من خلال الاعتماد على حساب مربعات الاخطاء لكن ما يؤخذ عليه هو تضخيم القيم الكبيرة للخطأ واعطائها أهمية كبيرة، ويتم حساب هذا المعيار وفق الصيغة الرياضية التالية ،[Najem,2008]:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{n} \varepsilon_i^2}{n} \qquad (7)$$

ح) معيار خطأ التنبؤ النهائي Final Prediction Error

تم تعريف معيار خطأ التنبؤ النهائي من قبل العالم أكاكي عام 1969 ويرمز له FPE، ويستخدم لتحديد رتبة النموذج ويتم تقديره وفق الصيغة الأتية:[Matroushi, 2011]

$$FPE = \frac{1+n+h}{1-n-h}\hat{\sigma}_{\varepsilon}^{2} \qquad (8)$$

حيث أن: FPE: يمثل خطأ التنبؤ النهائي.

7- تشخيص نماذج دالة التحويل

Identification of Transformation Function Models

إن النظام الحركي(Dynamic System) الذي تتصف به نماذج دالة التحويل يجعل سلسلة المدخلات (Input Series) تحدث تغيراتها في سلسلة المخرجات(Output Series) وذلك عن طريق دالة التحويل. كما أن سلسلة المخرجات تتأثر أيضاً بمتغير آخر تمثل بسلسلة الأخطاء العشوائية N_t تسمى بالتشويش الابيض (White Noise). بافتراض أن التغير في x_t يؤدي إلى حدوث تغيير في y_t فأنه من المحتمل أن يحدث زمن تأخير (ويعرف زمن التأخير على انه مقدار التغير الحاصل في المخرجات نتيجة التغيرات الحاصلة في المدخلات) في استجابة النظام للمتغيرات لذا تم افتراض (d) يمثل عدد الفترات الزمنية التي تنقضي قبل أن تبدأ x في التأثير في المتغير التابع، فيعبر عن نموذج دالة التحويل وفق الصيغة الأتية:[Montgomery et al., 2008]

$$y_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)}B^d x_t + \frac{\theta_{qn}(B)}{\varphi_{pn}(B)}e_t \qquad (9)$$

حيث أن

$\omega(B) = \omega_0 - \omega_1 B - \cdots . - \omega_s B^s$
$\delta(B) = 1 - \delta_1 B - \cdots - \delta_r B^r$
$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \cdots - \theta_{qn} B^{qn}$
$\varphi(B) = 1 - \varphi_1 B - \cdots - \varphi_{pn} B^{pn}$

أن المعلمات qn, pn, s, r, d تفسر كما يلي: d: تمثل زمن التأخير او عدد الوحدات الزمنية قبل أن تبدأ x_t في التأثير على y_t. r: تعني المخرجات تتأثر بقيمتها السابقة حتى التخلف الزمني r. s: تعني القيمة الجديدة لـ x_t ستستمر في التأثير على y_t لعدد s من الفترات الزمنية. pn: تمثل رتبة الانحدار الذاتي لسلسلة التشويش الابيض N_t. qn: تمثل رتبة المتوسط المتحرك لسلسلة التشويش الابيض N_t.

أن عملية تشخيص نموذج دالة التحويل تمر بعدة خطوات وهي:

أولاً: تهيئة سلسلتي الادخال والاخراج

يتم في هذه المرحلة فحص كل من سلسلتي المدخلات والمخرجات اذا كانت مستقرة ام غير مستقرة واذا كانت البيانات غير مستقرة بالتباين يتم أخذ التحويلات اللازمة لتثبيت التباين وأخذ الفروقات اللازمة في حالة عدم استقرار الوسط وكذلك يتم أزالة الاثر الموسمي عندما تحتوي السلسلة على تغيرات موسمية. وعند اخذ التحويلات والفروقات اللازمة في حالة كون سلسلة المدخلات غير مستقرة يجب اخذ نفس التحويلات والفروقات لسلسلة المخرجات.

ثانياً: إجراء تبييض سلسلتي الادخال والاخراج

يقصد بعملية تبييض السلسلة بإيجاد نموذج ARIMA الملائم لها للحصول على سلسلة البواقي. بافتراض لدينا سلسلة المدخل x_t وان نموذج ARMA لها كالتالي[سيد أحمد ، 2015]:

$$\varphi(B)x_t = \theta(B)\beta_t \rightarrow \beta_t = \frac{\varphi(\beta)}{\theta(\beta)}x_t \qquad (10)$$

حيث ان β_t تمثل سلسلة المدخل المبيضة. كذلك سيتم تبييض سلسلة المخرج y_t بنفس الطريقة وكما يلي:

$$\varphi(\beta)y_t = \theta(\beta)\partial_t \rightarrow \partial_t = \frac{\varphi(\beta)}{\theta(\beta)}y_t \qquad (11)$$

حيث ان ∂_t تمثل سلسلة المخرج المبيضة.

ثالثاً: تقدير الارتباطات المتقاطعة واوزان الاستجابة النبضية لدالة التحويل:

بعد الحصول على سلسلة البواقي للمدخل β_t والمخرج ∂_t المقابلتين لكل من سلسلة المدخل والمخرجx_t ، y_t على التوالي يتم حساب الارتباطات المتقاطعة بينهما بتخلفات زمنية مختلفة لسلسلتين β_t و ∂_t وفق المعادلة (3). يمكن الحصول على التقديرات المباشرة لأوزان الاستجابة النبضية لنموذج دالة التحويل باستخدام المعادلة الآتية:

$$v_k = \frac{\rho_{\beta\partial}(k)\sigma_{\partial}}{\sigma_{\beta}} \qquad (12)$$

حيث أن: v_k : تمثل أوزان دالة التحويل. σ_∂ : تمثل الأنحراف المعياري لسلسلة المخرج المبيضة ∂ .

σ_β : تمثل الأنحراف المعياري لسلسلة المدخل المبيضة β.

رابعاً: تحديد قيم (s,r,d) لنموذج دالة التحويل:

إن من أهم المهام الأساسية في تشخيص نموذج دالة التحويل هو تحديد القيم الملائمة لرتبة النموذج (r,s,d) . حيث أن هذه المهمة غير واضحة تطبيقياً رغم أن المؤشرات اللازمة للتشخيص تشير الى أن (r) تمثل درجة الدالة $\delta_r(B)$ وأن (s) تمثل درجة الدالة $\omega_s(B)$ وكذلك (d) تمثل فترة التأخير بمتغير المدخل والتي تكون هي الأبسط في تحديد قيم الرتبة في عملية التشخيص لكونها تمثل قيمة الازاحة عند أول ارتباط متقاطع معنوي يختلف عن الصفر بين سلسلة المدخل β_t وسلسلة المخرج ∂_t. اما درجة الدالة $\omega_s(B)$ يمكن تحديدها بعد معرفة أول ارتباط معنوي فان الارتباطات التي تليه غير المعنوية ناقص واحد. ويتم تحديد درجة الدالة $\delta_r(B)$ ايضاً من خلال معاملات الارتباط التقاطعي فبعد أن حصل انقطاع لمعاملات الارتباطات التي تم من خلالها تحديد درجة الدالة $\omega_s(B)$ سوف نأخذ الارتباطات التي تليها إلى أن نحصل أيضا على انقطاع إلى الصفر فأن درجة الدالة $\delta_r(B)$ تساوي عدد تلك الارتباطات غير المعنوية ناقص واحد [Vandel,1992]

9- تقدير معلمات نموذج دالة التحويل:

Estimation the Parameters of the Transfer Function Model

ان معلمات نموذج دالة التحويل يوجد لها تقديران وهما:

اولاً: التقدير الأولي لمعلمات دلة التحويل

بعد التعرف على رتبة نموذج دالة التحويل اي تحديد قيم كل من (r,s,d) يتم تقدير معلمات النموذج من خلال المعادلات الاتية[Box et al., 2016]

$$\left.\begin{array}{ll} v_i = 0 & ,i < d \\ v_i = \delta_1 v_{i-1} + \delta_2 v_{i-2} + \ldots + \delta_r v_{i-r} + \omega_0 & ,i = d \\ v_i = \delta_1 v_{i-1} + \delta_2 v_{i-2} + \ldots + \delta_r v_{i-r} - \omega_{i-d} & ,i = d+1, \ldots d+s \\ v_i = \delta_1 v_{i-1} + \delta_2 v_{i-2} + \ldots + \delta_r v_{i-r} & ,i > d+s \end{array}\right\} \quad (13)$$

ثانياً: التقديرات النهائية لمعلمات دالة التحويل:

يتم تقدير المعلمات النهائية لدالة التحويل من خلال أخذ عدة قيم للمعلمات وايجاد متوسط مربعات الخطأ واختبار النموذج الذي قيم معلماته تعطي أقل قيمة لمعيار متوسط مربعات الخطأ وكذلك التحقق من عشوائية بواقي النموذج من خلال رسم كل من دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي للبواقي ودالة الارتباط التقاطعي بين كل من بواقي النموذج وبواقي المدخلات (سلسلة المدخلات المبيضة).

10- تقدير قيم سلسلة التشويش الأبيض: Estimate the Values of the white Noise Series

بعد تقدير قيم أوزان دالة التحويل وفق المعادلة (12) يتم تقدير سلسلة التشويش الأبيض من خلال المعادلة الأتية:

$$N_t = y_t - v(B)x_t \quad (14)$$

وبعد ايجاد قيم سلسلة التشويش الابيض N_t يتم تشخيص نموذج ARIMA الملائم لسلسلة التشويش الأبيض حيث يتم أولاً التأكد من استقرارية السلسلة ثم فحص كل من دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي لتحديد رتبة نموذج ARIMA(p,d,q).

11- اختبار دقة ملائمة نموذج دالة التحويل:

Test the Accuracy of the Fit of the Transform Function Model

بعد أن تم تحديد شكل نموذج دالة التحويل وتقدير جميع معلماته، لابد من أختبار النموذج للتأكد من صحته وأستخدامه في التنبؤ [البدراني والحيالي ، 2013]. حيث يتم اختبار النموذج من خلال رسم دالة الارتباط الذاتي للسلسلة النهائية e_t ويجب ان تكون عشوائية بمعنى قيم الارتباطات الذاتية جميعها تقع داخل حدود الثقة. ويجب اختبار دالة الارتباط التقاطعي بين سلسلة البواقي وسلسلة المدخلات المبيضة والتحقق من شرط الاستقلالية حيث يجب ان تقع قيم معاملات الارتباط التقاطعي ضمن حدود الثقة[Aryani et al., 2015] .

12- التنبؤ Forecasting

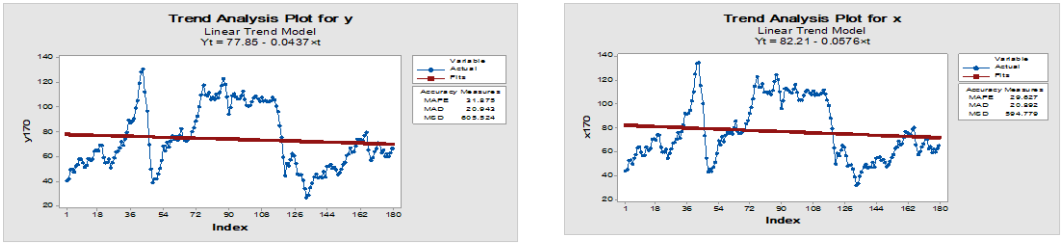
أن القيام بعملية التنبؤ له فائدة كبيرة ومهمة جداً خاصة في المجالات الاقتصادية كما ان دقة التنبؤ تعتبر المقياس الأساسي في أختيار طريقة التنبؤ الانسب والحكم على جودة الاسلوب المستخدم. حيث يقصد بالدقة في التنبؤ مدى قدرة النموذج المقترح على اعادة انتاج

البيانات المتوفرة ويجب الاخذ بعين الاعتبار انه لا يمكن ان يكون التنبؤ دقيقاً بشكل عالي بل هو ينحرف دائماً عن القيم الفعلية للظاهرة المدروسة وهذا الانحراف هو ما يطلق عليه خطأ التنبؤ ورغم ان هذا الخطأ يتنبأ به فأن الهدف من التنبؤ هو تخفيض درجة الخطأ الى اقل قيمة قدر الامكان. ومن المعايير التي تم استخدامها لغرض قياس فعالية التنبؤ التي تعتبر خطوة مهمة في تقييم اسلوب التنبؤ المعتمد (اي درجة الدقة) معيار متوسط الخطأ حيث يعكس هذا المعيار متوسط مجموع الأخطاء الناجمة عن تطبيق أسلوب تنبؤ معين. كلما كانت قيمة متوسط الخطأ قريبة من الصفر كلما كان اسلوب التنبؤ اكثر دقة، وعندما تكون قيمة ME موجبة فان اسلوب التنبؤ المعتمد يعطي نتائج متشائمة (غير جيدة) لان معظم الاخطاء موجبة، اما عندما تكون قيمة ME سالبة فان التنبؤ المعتمد يعطي نتائج متفائلة لان معظم الاخطاء تكون سالبة. وان الصيغة الرياضية لمعيار متوسط الخطأ كالتالي[Al-Maleki,2017]:

$$ME = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(y_t - \hat{y}_t) \qquad (15)$$

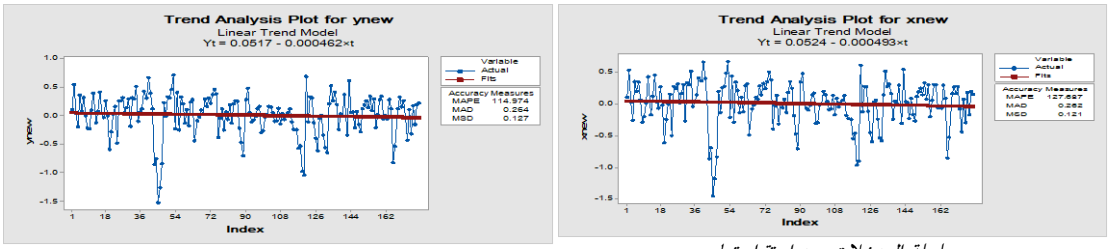
13- الجانب العملي

البيانات المستخدمة في تطبيق الفقرات السابقة تضم مشاهدات سلسلتين زمنيتين حجم كل منها يساوي (180) مشاهدة شهرية للفترة من عام (2005) ولغاية (2019). وأن هذه البيانات تمثل معدل السعر الشهري لبرميل النفط الخام بالدولار الأمريكي لمنظمة اوبك وسعر نفط برنت. ان اول خطوة هي رسم الاتجاه العام لكلتا السلسلتين الادخال والاخراج لمعرفة ما إذا كانت البيانات مستقرة أم لا كما في الشكل (1) إذ نلاحظ من خلال الشكل بأن السلسلتين غير مستقرتين في التباين والوسط وقد تم اخذ تحويلة الجذر التربيعي لتثبيت التباين واخذ الفرق الاول لتثبيت الوسط الحسابي كما في الشكل (2).



سلسلة المخرجات *سلسلة المدخلات*

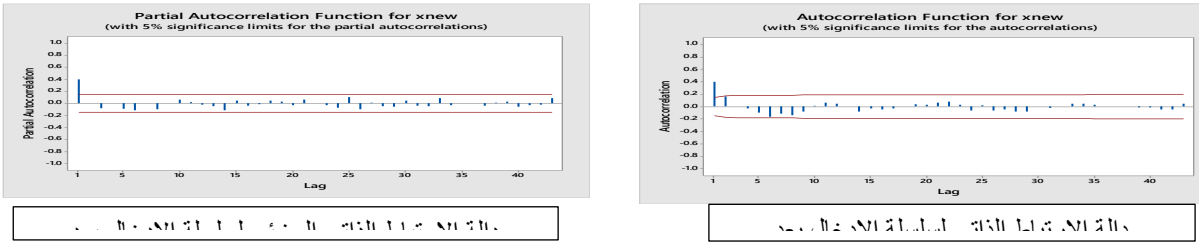
الشكل(1) رسم الاتجاه العام لسلسلتي الادخال والاخراج .



سلسلة المخرجات بعد استقراريتها *سلسلة المدخلات بعد استقراريتها*

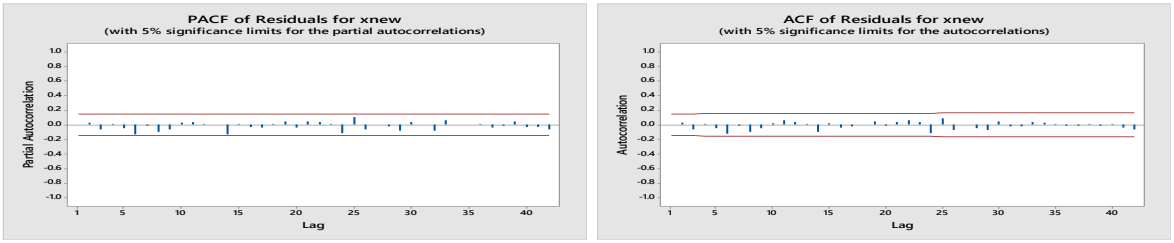
الشكل(2) رسم الاتجاه العام لسلسلتي الادخال والاخراج بعد الاستقرارية

بعد استقرارية سلسلتي الادخال والاخراج يتم تنقيتهما من خلال تحديد النموذج الملائم لسلسلة الادخال (Brent oil) للحصول على سلسلة بواقي مستقلة وذلك بملاحظة سلوك دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي لسلسلة الادخال كما في الشكل (3) حيث يتضح من الشكل بان النموذج الملائم هو ARIMA(1,1,1) لكن عند فحص البواقي وجد بانها غير عشوائية لذلك تم فحص عدة نماذج وتبين بأن أفضل نموذج لسلسلة الادخال هو نموذج ARIMA(1,1,0) لامتلاكه اقل القيم للمعايير الاحصائية (MSE=0.1056, AIC=-381.145, BIC=-378.009, FPE=-0.106235) .



الشكل(3) رسم ACF & PACF لسلسلة الادخال بعد الاستقرارية

وان قيمة معلمة النموذج الملائم ARIMA(1,1,0) هي $\varphi = 0.1046$ والشكل (4) يمثل رسم كل من دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي لبواقي النموذج الملائم ARIMA(1,1,0) إذ نلاحظ بأن قيم معاملات الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي تقع ضمن حدود الثقة مما يدل على عشوائية البواقي.



الشكل(4) رسم ACF & PACF لبواقي افضل نموذج ARIMA(1,1,0)

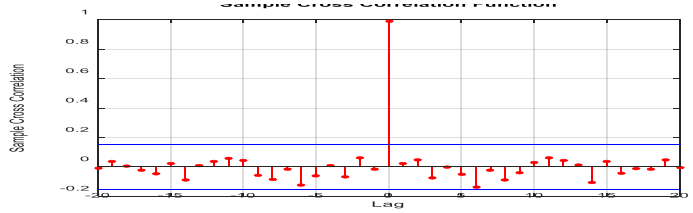
وعليه فإن قيم سلسلة المدخلات والمخرجات المبيضة يتم تقديرها وفق المعادلتين الاتيتين:

$$\beta_t = x_t - \varphi_1 x_{t-1} \qquad (16)$$

$$\partial_t = y_t - \varphi_1 y_{t-1} \qquad (17)$$

بعد تقدير قيم كل من سلسلة المدخلات والمخرجات المبيضة يتم تقدير دالة الارتباط التقاطعي بينهما وذلك لتحديد رتبة دالة التحويل كما في الشكل (5) حيث يتضح من الشكل بأن أول ارتباط معنوي هو عند الصفر يعني ان (d=0) وأن s=2 , r =2 وبذلك تكون الصيغة التقديرية لنموذج دالة التحويل على النحو الآتي:

$$y_t = \frac{\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2}{1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2} x_t + N_t \qquad (18)$$



الشكل(5) رسم قيم الارتباطات التقاطعية بين ∂_t, β_t

لقد تم تقدير قيم معلمات النموذج اعلاه وفق المعادلة (13) وكانت

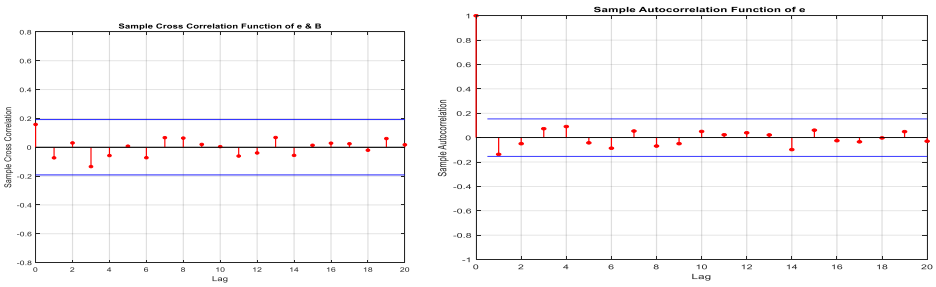
$\omega_0 = 1.0087 , \omega_1 = -2.631 , \omega_2 = -1.7486 , \delta_1 = -2.585 , \delta_2 = -1.838$. اما سلسلة التشويش الابيض N_t فقد تم تقدير قيمها وفق المعادلة (14) ولقد تم رسم السلسلة واتضح بانها مستقرة وبعد التأكد من استقراريتها تم تشخيص نماذج ARIMA لها وفق المعايير الاحصائية وتم التوصل بان افضل نموذج هو ARIMA(2,0,3) لامتلاكه اقل القيم للمعايير الاحصائية (MSE=0.00637, AIC=-854.419, BIC=-838.74, FPE=-0.00626)) . وبذلك اصبح نموذج دالة التحويل النهائي كالاتي:

$$y_t = \frac{(\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2)}{(1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2)} x_t + \frac{(1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \theta_3 B^3)}{(1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2)} e_t \qquad (19)$$

وان القيم النهائية للمعلمات هي

$\omega_0 = 0.856\,, \omega_1 = -0.799\,, \omega_2 = 0.447\,, \delta_1 = -0.198\,, \delta_2 = -0.296, \varphi_1 = 0.198, \varphi_2 = -0.096, \theta_1 = 0.618, \theta_2 = -0.0266, \theta_3 = 0.052$

وبعد تقدير المعلمات النهائية تم رسم دالة الارتباط الذاتي للسلسلة النهائية e_t ودالة الارتباط التقاطعي بين سلسلة البواقي وسلسلة المدخلات المبيضة كما في الشكل (6) وكانت قيم الارتباطات الذاتية والتقاطعية جميعها تقع داخل حدود الثقة وهذا يدل على عشوائية السلسلة e_t وتحقق شرط الاستقلالية بين سلسلة البواقي وسلسلة المدخلات المبيضة.



الشكل(6) رسم ACF للبواقي e_t ورسم CCF بين سلسلة البواقي e_t والسلسلة β_t

بعد الحصول على افضل نموذج دالة تحويل سيتم التنبؤ بالقيم المستقبلية لتسعة اشهر كما في الجدول الاتي وان قيمة ME=-0.00851.

الجدول (1) : القيم الاصلية والقيم التنبؤية لأفضل نموذج دالة تحويل.

ت	القيم الاصلية	القيم التنبؤية	ت	القيم الاصلية	القيم التنبؤية
171	0.266307	-0.0657	176	0.175436	0.0166
172	-0.048278	0.0841	177	-0.156680	0.0086
173	-0.432594	0.0419	178	0.193318	0.0057
174	0.112040	-0.0179	179	0.220053	0.0086
175	-0.322854	0.0015			

14- الاستنتاجات

ان من اهم الاستنتاجات التي تم التوصل اليها كالاتي:

1- بعد فحص كل من سلسلتي المدخلات والمخرجات وجد بانهما غير مستقرتين بالوسط الحسابي والتباين وتم تحقق الاستقرارية بعد اخذ تحويلة الجذر التربيعي واخذ الفرق الاول للسلسلتين.

2- تم تبيض السلسلتين الزمنيتين بالنموذج ARIMA(1,1,0) لأنه النموذج المناسب لهذه السلاسل.

3- من خلال دالة الارتباط التقاطعي بين السلسلتين المبيضتين للمدخلات والمخرجات تم تحديد رتبة نموذج دالة التحويل وهو (s,r,d)=(2,2,0) . وبعد تقدير قيم سلسلة التشويش الابيض تم تشخيصها بالنموذج ARIMA(2,0,3) لأنه النموذج المناسب لهذه السلسلة.

4- بعد تشخيص نموذج دالة التحويل للبيانات تم التنبؤ بالقيم المستقبلية لتسعة اشهر وكانت قيمة ME=-0.00851 سالبة اي ان معظم الاخطاء تكون سالبة وهو دليل على ان التنبؤ المعتمد يعطي نتائج متفائلة.

15- المصادر

1. AL-Badrani, Thafer Ramadan Muttar, (2002)," A study in the diagnosis of stochastic control systems with special reference to the state and stability space method ", PHD. Thesis , University of Mosul, Mosul ,Iraq.
2. AL-Badrani, Thafer Ramadan Muttar , & AL-Hayali, Omar Salem ,(2013)," awfiq dynamic model of the water filtration process in the city of Mosul ", Iraqi Journal of Statistical Scienc , Issue 13, No.23. Iraq.

3. AL-Malike, Murde bin Murde, (2017)," Box-Jenkins method for time series analysis and forecasting ",University of Naif Arabia for Security Sciences , AL-Sudeia.
4. Husian, Jasim Naser & Jwad ,Ali Muhamed, (2018)," Comparing several methods to choose the best logistic regression model with practical application on heart patients ",Journal of Karbalaa University, Issue 16, No. 2,Iraq.
5. Said Ahmad , Ebrahem Muhamad Ebrahem,(2015)," A comparative study of multivariate time series prediction using transfer function models and artificial neural networks ",PHD. Thesis , AL-Sudan University ,AL-Sudan.
6. Sarawi, Sameer Mustafa, (2005)," Introduction to modern analysis of time series ", King Abdulaziz University.
7. Fandel, Walter ,(1992)," Time series from the applied point of view and the models of Box and Jenkins", Arabization of Abdul-Mardi Hamid Azzam, Dar Al-Marikh Publishing House, Riyadh, Saudi Arabia.
8. Muhamad, Munem Aziz,(2011)," Application and prediction using time series methods", Kurdistan Regional Government, Sulaymaniyah University Press, p. 7.
9. Najem Abood NAjem,(2008)," An Introduction to Operations Management", Dar Al-Manhaj for Publishing and Distribution, Jordan
10. Aryani,Si. , Kuswanto,H. & Suhartono., (2015). “Modeling Inflation Volatility Using ARIMAX-Garch”, international Conference on Science, Technology and Humanity , Indonesia .
11. Box, G., Jenkins, G., Reinsel ,G. and Ljung G., (2016)," Time Series Analysis Forecasting and control", John wiley & Sons , Inc . Hoboken, New Jersey.
12. Brock-well , P. and Davis, R., (2002)," Introduction to Time Series and Forecasting", Springer – Verlag New York, Inc.
13. Matroushi, Saeed. (2011). “Hybrid computational intelligence systems based on statistical and neural networks methods for time series forecasting: the case of gold price”, Lincoln University, United kingdom.
14. Montgomery, D., Jennings, C. and Kuluhci, M.,(2008)," Introduction to Time Series Analysis and Forecasting", John Wily & Sons, Hoboken, New Jersey.

Identification of Transformation Function Models for OPEC Crude Oil Prices

Hashem Huseean Awad & Najlaa Saad Ebraheem
Department of Informatics & Statistic, College of Computer & Mathematical Science, University of Mosul, Mosul, Iraq

Abstract:

The transformation function model is one of the basic concepts in time series as it deals with multivariate time series. As for the design of this model, it depends on the data available in the time series and on other information in the series. Therefore, the representation of the transformation function model depends on the representation of data and the accuracy of the available information. and use this information in modeling. The research aims to identification the transformation function model of the monthly time series of crude oil barrel prices of the Organization of Petroleum Exporting Countries (OPEC) in US dollars as a series of outputs and the price of Brent oil as a series of inputs during the time period from (2005) to (2019). The transformation function model with the order (s,r,d,pn,qn)=(2,2,0,2,3) is the best for representing the data and the mean error criterion was used to know the prediction accuracy of the estimated transformation function model for nine months and its value was ME=-0.00851 negative That is, most of the errors are negative, which is evidence that the approved prediction gives optimistic results.

Keywords: time series, transformation function, data whitening, prediction.