

كلية التجارة

جامعة طنطا

تطبيق نموذج دالة التحويل باستخدام التحليل العاملي

في بيانات السلاسل الزمنية

بحث اعداد

ياسر احمد عبد الرحيم الشاعر

المدرس المساعد بقسم الاحصاء والرياضة والتأمين

تحت اشراف

الاستاذ الدكتور

نصر ابراهيم رشوان ابو زيد

استاذ الإحصاء ورئيس

قسم الاحصاء والرياضة والتأمين

كلية التجارة-جامعة طنطا

الاستاذ الدكتور

سهير فهمي حجازي

استاذ الاحصاء بقسم الاحصاء

والرياضة والتأمين

كلية التجارة-جامعة طنطا

2024

تطبيق نموذج دالة التحويل باستخدام التحليل العاملي في بيانات السلاسل الزمنية

المستخلص

اهتمت الدراسة باستخدام نموذج دالة التحويل علي مخرجات نموذج $ARIMA(p,d, q)$ بالتطبيق علي بعض البيانات والمؤشرات الاقتصادية للسنوات من 1975 - 2020. استخدم متغير " معدل التضخم" كمتغيرا تابعا وأحد عشر متغيرا (الناتج المحلي الإجمالي ، معدل البطالة ، الكساد التضخمي ، سعر الصرف الرسمي بالنسبة للدولار الأمريكي ،نسبة المعروض النقدي الي الناتج المحلي الإجمالي ، نسبة الإيرادات الضريبية الي الناتج المحلي الإجمالي ، الإيرادات الضريبية بالجنيه المصري ، الصادرات السلعية والخدمية بالمليار دولار ، التكوين الرأسمالي الإجمالي الثابت مقوما بالدولار الأمريكي ، نسبة الإستثمارات الأجنبية المباشرة الي الناتج المحلي الإجمالي و الصادرات السلعية والخدمية بالجنيه المصري. اتبعت الدراسة الخطوات التالية: تم تطبيق التحليل العاملي (المكونات الرئيسية) لتخفيض عدد المتغيرات الداخلة في النموذج ، تم اختيار أحد نماذج $ARIMA (p,d,q)$ وكان أفضل نموذج بأعلي مساهمة هو نموذج ، $ARIMA (4,0,4)$.واتضح ملاءمة النموذج للبيانات . واتضح تبعية البواقي للتوزيع الطبيعي (اختبار Jarque-Bere) وعدم وجود ارتباط تسلسلي بين البواقي. تم تطبيق نموذج دالة التحويل $TFARIMA (4, 0, 4)$. بمقارنة الخطوط البيانية للقيم المقدرة اتضح تفوق تقديرات دالة التحويل علي نموذج $ARIMA$ وبمقارنة مقاييس أخطاء التنبؤ اتضح أن مقاييس أخطاء التنبؤ في نموذج $TFARIMA (4, 0, 4)$ أقل من نظراؤها في نموذج $ARIMA(4, 0, 4)$

الكلمات المفتاحية

نماذج بوكس - جينكنز - دالة $TFARIMA$ - العمليات العشوائية - العملية العشوائية الساكنة - جذر

الوحدة - التكامل المشترك

Application of Transfer Function Via Factor analysis on Time Series
Data

ABSTRACT

The study focused on using the transfer function model on the outputs of the ARIMA model (p, d, q) by applying it to some economic data and indicators for the years 1975 - 2020. The “inflation rate” variable was used as a dependent variable and eleven variables (gross domestic product, unemployment rate, stagflation, the official exchange rate in relation to the US dollar, the ratio of the money supply to the gross domestic product, the ratio of tax revenues to the gross domestic product, the tax revenues in Egyptian pounds, merchandise and service exports in billion dollars, gross fixed capital formation evaluated in US dollars, the ratio of foreign direct investments to the domestic product total, and service exports were used as explanatory variables. The study followed the following steps: Factor analysis (principal components) was applied to reduce the number of variables included in the model. One of the ARIMA (p, d, q) models was chosen, and the best model with the highest contribution was the ARIMA (4,0,4) model. And it gives a good fit of the model to the data. Residuals proved to follow the normal distribution (Jarque-Bere test) and that there was no serial correlation between residuals. The TFARIMA (4, 0, 4) transfer function model was applied. Comparing the graphs of the estimated parameters to the original values proves that the transfer function estimates were superior to the ARIMA model, and by comparing the forecast error measures, it became evident that the forecast error measures in the TFARIMA (4, 0, 4) model are lower than their counterparts in the ARIMA (4, 0, 4) model.

key words

Box-Jenkins models - TFARIMA function - Random processes -
Stationary Random Process - Unit Root - Cointegration

تطبيق نموذج دالة التحويل باستخدام التحليل العاملي في بيانات السلاسل الزمنية

مقدمة

تعتمد الأبحاث الإقتصادية علي تحليل بيانات فترات زمنية سابقة ، وذلك للتعرف علي سلوكيات هذه البيانات والتعرف علي انماطها بهدف التنبؤ بقيم فترات مستقبلية للمتغير المقاس في تلك السلسلة الزمنية. تحتوي السلسلة الزمنية علي مجموعة من المشاهدات لظاهرة معينة خلال فترة زمنية متساوية ومتتالية . تستخدم السلاسل الزمنية في مختلف العلوم، حيث أصبح التحليل يعطي دوال هامة للتقدير والتنبؤ، واصبحت هامة جدا في اتخاذ القرارات حيث أن التحليل يساعد علي ملاءمة التماذج الإحصائية والرياضية للمشكلة محل الدراسة. يمكن تقسيم نماذج السلاسل الزمنية إلى قسمين وذلك وفقا لعدد المتغيرات في النموذج ، حيث يوجد (أ) نموذج السلسلة الزمنية ذات المتغير الواحد Univariate time series model ويعتبر أسلوب بوكس وجينكنز Box-Jenkins هو أكثر أسلوب يتم استخدامه في تحليل السلاسل الزمنية ذات المتغير الواحد. (ب) نموذج السلسلة الزمنية متعددة المتغيرات Multiple time series model. وفي هذا النموذج يتم استخدام متغيرات أخرى وذلك لوصف سلوك السلسلة الزمنية ويقوم هذا النموذج بوصف العلاقات المتداخلة بين هذه المتغيرات ويسمى هذا النموذج باسم نموذج دالة التحويل Transfer function model.

تم استخدام سلاسل زمنية ذات المتغير الواحد وهي نماذج بوكس-جينكنز Box-Jenkins في عدد من الدراسات العربية (محمد اسماعيل ، 2005 ؛ الزويغي ، 2007 ؛ نقار وعود ، 2011 ؛ أرهيف ، 2012 ؛ حياوي وطه ، 2013.؛ السعيد هاتيات.، 2021... وآخرون) وعدد من الدراسات الأجنبية علي سبيل المثال (S. Siami-Namini et al., 2018 ; L A Manco-) (Perdomo , 2021; Gilbert, 2005; Banhi Guha and Gautam, 2016; وتم استخدام

نموذج دالة التحويل في دراسات سارة موفق عبد القادروحيوي، هيام عبد المجيد. (2021) ، عبد الوهاب السيد حجاج ونادر متولي (2017) ، سعاد عبد المعطي (2018) ، سيد أحمد ، إبراهيم محمد إبراهيم (2015) وآخرون .

تتمثل أهمية دراسة (سيد أحمد وإبراهيم محمد إبراهيم (2015) في معرفة النموذج أكثر دقة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية متعددة المتغيرات بعد مقارنة نماذج دالة التحويل ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية . وتهدف الدراسة إلي المقارنة في دقة التنبؤ بين نماذج دالة التحويل ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية بالاستفادة من أسلوب المحاكاة في توليد سلاسل زمنية متعددة المتغيرات مختلفة في حجم المشاهدات للتعرف أكثر علي دقة التنبؤ اعتمدت الدراسة علي توليد سلاسل زمنية ثنائية المتغيرات ذات المدى القصير (40 مشاهدة) ، وذات المدى الطويل نسبيا (80 مشاهدة) ، وذات المدى الطويل (200 مشاهدة) ، وكذلك تم التطبيق علي البيانات اليومية للكمية المولدة من الكهرباء وكمية المياه بمحطة خزان سنار في الفترة الزمنية (1 يناير 2013 – 30 يونيو 2013 م) توصلت الدراسة الي أن نماذج دالة التحويل أدق في التنبؤ من نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية . من أهم النتائج التي توصلت إليها هذه الدراسة ما يلي : السلاسل الزمنية المولدة ثنائية المتغيرات مستقرة . السلسلة الزمنية ثنائية المتغيرات للكمية المولدة من الكهرباء وكمية المياه بمحطة خزان سنار . نماذج دالة التحويل المقدره تتصف بالدقة وملائمة للبيانات المدروسة وكذلك نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية تتصف بالدقة وملائمة للبيانات المدروسة . نماذج دالة التحويل أكثر دقة في التنبؤ من نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية في البيانات المدروسة وذلك لأن قيم متوسط الخطأ المطلق في كل نماذج دالة التحويل أقل من قيم متوسط الخطأ في نماذج الشبكات العصبية الاصطناعية . وتوصي الدراسة بالتالي : استخدام نماذج دالة التحويل للتنبؤ بالسلاسل الزمنية متعددة المتغيرات . عمل المزيد من الدراسات في نماذج دالة التحويل ومقارنتها بنماذج أخرى لمعرفة النماذج الأكثر دقة

قدم عبد الوهاب حجاج ونادر متولي (2017) دراسة عن الأساليب المقترحة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية المولدة لدوال التحويل باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية ANN

ومقارنة الطرق المقترحة مع أداء نموذج بوكس-جينكنز لتوضيح ايها أفضل للتنبؤ بنموذج لدالة التحويل. اعتمدت المقارنة علي متوسط مربعات الخطأ MSE و متوسط الانحرافات المطلقة MAD ونسبة الحالات الخاطئة. أظهرت النتائج تفوق اسلوب التنبؤ بنماذج دالة التحويل باستخدام ANN .

في دراسة لمقارنة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية متعددة المتغيرات باستخدام الشبكات العصبية (سعاد عبد المعطي ، 2018) تناولت هذه الدراسة مقارنة دقة التنبؤ بالسلاسل الزمنية متعددة المتغيرات باستخدام نماذج دالة التحويل ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية بالتطبيق علي بيانات الناتج المحلي الإجمالي والاستثمار الأجنبي المباشر علي الغاز الطبيعي في الفترة من " 1990 - 2015" - تتمثل أهمية هذه الدراسة في معرفة النموذج الأكثر دقة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية متعددة المتغيرات بعد مقارنة نماذج دالة التحويل ونماذج الشبكات العصبية . -

الهدف الرئيسي للدراسة الحالية هو تطبيق دالة التحويل علي مخرجات التحليل العاملي وذلك للوصول الي دالة التنبؤ بالتضخم الشهري في الإقتصاد المصري ، وذلك من عدد من المتغيرات المؤثرة . ويتم الوصول الي هذا الهدف من خلال استخدام التحليل العاملي للتعرف علي العوامل المؤثرة علي التضخم في مصر؛ باستخدام نتائج التحليل العاملي علي نموذج $ARIMA(p, d, q)$ لتحديد النموذج المناسب للتنبؤ ثم تطبيق نموذج التحويل $Transfer Function Model$ علي نتائج التحليل العاملي و المقارنة بين بين نموذج $ARIMA(p, d, q)$ ونتائج دالة التحويل.

يوجد عدد كبير من الدراسات القياسية عن التضخم في مصر قدمت رانا البطرني (2021) دراسة على التضخم والبطالة في الإقتصاد المصري، وتحديد أثر كل من ظاهرتي التضخم والبطالة في النمو الإقتصادي ممثلاً بالناتج المحلي الإجمالي للفترة ا بين عامي (2018- 2000) . قد اعتمدت الدراسة على المنهج الوصفي التحليلي لقياس متغيرات الدراسة، حيث تمثل المتغير المستقل بمعدل التضخم حسب أسعار المستهلك، ومعدل البطالة من إجمالي القوة العاملة، أمّا المتغير التابع معدل النمو الإقتصادي، فكان

ممثلاً بمعدل نمو الناتج المحلي الإجمالي بسعر عوامل الإنتاج. تم استخدام أسلوب الإنحدار المتعدد . وصلت الدراسة إلى عدم وجود أثر ذو دلالة إحصائية إحصائية بين معدل التضخم حسب أسعار المستهلك ومعدل نمو الناتج المحلي الإجمالي، وإلى وجود أثر ذو دلالة إحصائية إحصائية بين معدل البطالة ومعدل نمو الناتج المحلي الإجمالي في جمهورية مصر العربية خلال الفترة المدروسة.

في دراسة عن العلاقة بين التضخم و النمو الاقصادى فى مصر وذلك إستنادا إلى بيانات سنوية للربع قرن الماضى تم رصد التطورات خلال فترتين قبل فرعتين الأولى قبل عام 1990 حيث معدل النمو المرتفع و بعد عام وبعد 1990 حيث معدل النمو المنخفض (هناء خير الدين، هالة سلطان أبو علي ، 2008) ، خلصت الدراسة إلى أن تأثير التضخم على نمو الناتج المحلي الإجمالي لا يعد مختلف ، وأوصت الدراسة باختبار الآثار غير الخطية للتضخم على النمو في مصر، ومع تثبيت كافة المتغيرات الأخرى المحددة للنمو الاقتصادي.

قامت إيمان مصطفى (2020) بدراسة عن التضخم في مصر خلال الفترة الزمنية محل الدراسة (1961-2018)، من واقع النموذج القياسي المستخدم إلى عدد من النتائج الهامة منها أنه يوجد تأثير سلبي لمعدلات التضخم على معدلات النمو الاقتصادي في مصر ؛ هناك علاقة موجبة ومعنوية بين الإنفاق الحكومي الاستهلاكي ومعدل النمو الاقتصادي ؛ هناك علاقة إيجابية ومعنوية بين تكوين رأس المال الثابت ومعدل النمو الاقتصادي ؛ هناك علاقة سالبة بين الائتمان المحلي الممنوح للقطاع الخاص ومعدل النمو الاقتصادي ولا يوجد تأثير معنوي للصادرات والواردات السلعية والخدمية على معدل النمو الاقتصادي ؛ كما أنه يوجد علاقة سببية في اتجاه واحد بين معدلات التضخم ومعدل النمو الاقتصادي. اعتمدت الدراسة علي اختبار ديكي - فولر الموسع Augmented Fuller Dickey - Test (-) لتحديد فترات الإبطاء ، واختبار يوهانسن للتكامل المتناظر Johansen Test Cointegration . ومتجه تصحيح الخطأ VECM .

-هدفت دراسة بن علي حكيمة (2020) دراسة أثر التضخم على النمو الاقتصادي في الجزائر للفترة 1990 -2016. تم التأكد من السكون باختبار جذر الوحدة (ADF) والتكامل المشترك. مع تطبيق نموذج تصحيح الخطأ VECM. توصلت الدراسة الي وجود علاقة معنوية بين التضخم والنمو الإقتصادي ، ووجود علاقة عكسية في الأجل الطويل والقصير بين التضخم والنمو الإقتصادي في الجزائر خلال فترة الدراسة.

وقام محمد عبد الكريم المرعى و عماد الدين أحمد المصباح (2013) دراسة تأثير التضخم في النمو الإقتصادي في المملكة السعودية باستخدام أسلوب GARCH عن الفترة 1974-2010. ، لاختبار العلاقة بين التضخم والنمو الاقتصادي و تقدير معدل التضخم الحدي الذي يتغير عنده اتجاه تأثير التضخم في مؤشر النمو الاقتصادي . كانت متغيرات الدراسة مجموعة من المتغيرات التي لها علاقة بمعدلات التضخم مثل معدل نمو الناتج المحلى الاجمالي الحقيقي، معدل نمو عرض النقود بمعناه الواسع، مؤشر الإنتاج الصناعي للدول الصناعية،المؤشر العالمي لأسعار الصادرات و نسبة إجمالي الصادرات ، نسبة الصادرات والواردات الي اجمالي الناتج المحلي ، معدل السعر الحقيقي للنفط وسعر الصرف .

وعن العلاقة بين التضخم والنمو الاقتصادي في فلسطين قدم مصطفى وائل مصطفى أبو رمضان (2016) دراسة لتحليل ظاهرة التضخم في الاقتصاد الفلسطيني وفحص إمكانية وجود معدلات تضخم معينة تتغير بعدها العلاقة بين التضخم والنمو الاقتصادي وقد اعتمد الباحث على بيانات التضخم والنمو الاقتصادي لكل من قطاع غزة والضفة الغربية والأراضي الفلسطينية عن الفترة من 2000 - 2015 وباستخدام التحليل القياسي لنموذج تم تطويره، و لم يتوصل الباحث لمعدلات معينة تتغير عندها العلاقة بين التضخم والنمو الاقتصادي.

وعن أثر التضخم علي النمو الاقتصادي في ماليزيا عن الفترة الزمنية الممتدة من 1970 إلى 2005 ، قام Munir et al. (2009) بدراسة هدفت إلى اختبار العلاقة بين التضخم و النمو الاقتصادي في ماليزيا ، وقد إشمتمل النموذج الخطى المستخدم على المتغيرات : معدل نمو الناتج المحلى الإجمالى الحقيقى - معدل التضخم - معدل نمو

العرض النقدي كنسبة من الناتج المحلي الإجمالي - معدل نمو إجمالي رأس المال الثابت). خلصت الدراسة إلى أن هناك تأثير سلبي للتضخم على النمو الاقتصادي، ووجود تأثير موجب ومعنوي إحصائياً بين معدل الناتج المحلي الإجمالي و معدل نمو العرض النقدي كنسبة من الناتج المحلي الإجمالي، فضلاً عن وجود علاقة أو تأثير إيجابي ومعنوي إحصائياً بين معدل نمو إجمالي رأس المال الثابت و النمو الاقتصادي ولكن يتحول هذا التأثير ليصبح غير معنوي إحصائياً عند المستويات المنخفضة من التضخم.

في دراسة عن التضخم وأثره علي النمو الاقتصادي في بنجلاديش ، قدم Chandra and Majumder (2016) دراسة اعتمدت بشكل أساسي على استخدام اختبار "Granger" للسببية، وكذلك نموذج تصحيح الخطأ VECM وغيرها من الأساليب الإحصائية للبحث في العلاقة بين التضخم والنمو خلا الفترة من 1975 - 2013 . تم استخدام الناتج المحلي الإجمالي كمتغير تابع في النموذج، بينما تم استخدام المتغيرات : معدل التضخم - عرض النقود - تحويلات العاملين كمتغيرات مستقلة. خلصت الدراسة إلى أن هناك علاقة موجبة طويلة الأجل بين معدل التضخم و النمو الاقتصادي.

وتكمن مشكلة البحث في أنه لم تستخدم اي من الدراسات عن التضخم في مصر دمج أسلوب التحليل العاملي مع نموذج $ARIMA(p, d, q)$ أو مع دالة التحويل في محاولة للتنبؤ بمعدلات التضخم في مصر. اعتمدت الدراسة الحالية عي بيانات سلسلة زمنية سنوية عن تالفترة من 1975 الي عام 2000 ، وشملت إجمدي عشر متغيرا إقتصاديا في محاولة لتخفيض عدد هذه المتغيرات باستخدام التحليل العاملي ومن ثم الوصول الي هدف البحث. يشمل البحث علي خمسة مباحث ، حيث يتناول المبحث الأول وصفا للعمليات العشوائية التي تندرج تحتها السلاسل الزمنية ، ويعرض المبحث الثاني نموذج $ARIMA(p, d, q)$ ، ويعرض المبحث الثالث دالة التحويل ، و يتم عرض النتائج والخلاصة والتوصيات في المبحثين الرابع والخامس علي التوالي.

1. العمليات العشوائية Stochastic Processes

يأخذ أسلوب تحليل السلاسل الزمنية في اعتباره أنماط المتغيرات في فترات زمنية سابقة ، ثم يستخدم هذه الأنماط للتنبؤ بقيم المتغيرات في فترات زمنية لاحقة . وكأمثلة للسلاسل الزمنية فس مجال المال والإعمال ، أسعار الأسهم التي يظهر فيها ما يسمى بظاهرة السير العشوائي Random Walk ، مما يعني ان أفضل تنبؤ لسعر السهم هو سعره اليوم بالإضافة الي جزء عشوائي (مقدرا الخطأ). وقد يتم تطبيق أسلوب الإندار في التنبؤ بقيم متغيرات السلسلة الزمنية .

تندرج السلاسل الزمنية تحت ما يسمى بالعمليات العشوائية Stochastic Process ، التي هي مجموعة من المتغيرات العشوائية المرقمة Indexed (غزال عامر ، 2015) ويرمز لها بالرمز $y(t); t \in T$ وهي من فئة الأعداد الحقيقية ومعرفة علي نفس مجال العينة S . وبالتالي فإن العملية العشوائية هي دالة حقيقية تعرف بالرمز $\{y(S, t) \mid s \in S; t \in T\}$ أي انها ذات متغيرين. تتبع العملية العشوائية مسارا

معينا ، الذي قد يكون مسارا متقطعا Discrete أو مستمرا Continuous قام د. غزال عامر (2015) بتصنيف العمليات العشوائية طبقا لطبيعة المتغير العشوائي ومجال العينة ، حيث يوجد عمليات عشوائية: (أ) : منفصلة الزمن ومنفصلة المجال مثل عملية المسار العشوائي البسيط ، (ب) منفصلة الزمن ومتصلة المجال مثل عملية جاوس المعتدلة Gaussian Process. (ج) متصلة الزمن ومنفصلة المجال مثل عملية بواسون Poisson Process و (د) متصلة في الزمن والمجال مثل عملية Weiner التي هي متصلة عند جميع قيم المتغير العشوائي ولكن لا يمكن تفاضلها Undifferentiable وجميع قيمها مستقلة . يتم التمييز بين هذه العمليات العشوائية من خلال التوزيعات الاحتمالية والعزوم الإحصائية (دالة متوسط العملية ، دالة تباين العملية و دالة تغاير العملية).

تخضع العمليات العشوائية أيضا لبعض القيود منها: (أ) الإستقرار (ب) الإستقلال (ج) الزيادات increment المستقلة والمستقرة و (د) الإتساق الزمني Ergodicity (غزال عامر ، 2015).

نفرق هنا بين نوعين من السلاسل الزمنية :

1. السلاسل الزمنية الساكنة (Stationary Time Series): تكون العملية العشوائية ساكنة إذا كانت المتوسط والتباين ثابت بمرور الزمن ، وقيمة التغير بين فترتين زمنيتين يعتمد فقط علي الفجوة الزمنية المتأخرة بين هاتين الفترتين وليس علي الفترات الحقيقية الذي يحسب عنده التغير (جوجارتي - ترجمة هند عودة ، 2015).

2. السلاسل الزمنية غير الساكنة Non-Stationary Stochastic Process هو نموذج سير عشوائي Random Walk Model وهو ان المتغير غير مستقر ، مثل أسعار الأسهم أو معدل تغير سعر الصرف فهما يسيران بطريقة غير منتظمة ، سيرا عشوائيا . ويكون للسلسلة الزمنية غير الساكنة متوسط تغير مع الزمن أو تباين متغير مع الزمن أو كليهما، ولا يمكن تعميم ما يتم الحصول عليه من نتائج علي فترات زمنية أخرى.

تم اختبار السكون بإختبار جذر الوحدة العشوائي Unit Root Stochastic Process
ففي نماذج الإنحدار الذاتي Auto-Regressive Models من الدرجة الأولى: إذا كان

المتغير المفسر هو Y_{t-1} ، يكون نموذج السلسلة الزمنية للتنبؤ بالمتغير Y :

$$Y_t = \rho Y_{t-1} + \mu_t \quad -1 \leq \rho \leq +1 \quad [1]$$

. ومن الهام معرفة عما إذا كانت السلسلة الزمنية ساكنة ام لا، وذلك كالاتي:

• إذا كانت $\rho = 1$ في المعادلة [1] تصبح معادلة سير عشوائي عدم

سكون وبدون إتجاه، ويكون تباين العملية غير ساكن.

• إذا كانت $|\rho| \neq 1$ تكون السلسلة الزمنية ساكنه.

ويوجد اختبارات عديدة لجذور الوحدة مثل اختبار Dickey and Fuller (DF) واختبار augmented Dickey and Fuller (ADF) (Dickey & Fuller (1979 ; Fuller , 1996) واختبار Phillips – Perron (PP) Unit root test (Phillips & Perron , 1988). إذا ثبت من اختبار جذر الوحدة ان السلسلة غير ساكنة ، فإنه يمكن تحويل السلسلة غير الساكنة الي سلسلة ساكنة (جوجارتي - ترجمة هند عودة ، 2015).

- إذا كانت السلسلة لها جذر الوحدة فإن الفروق الأولى لهذه السلسلة ساكنة ، إذا كانت السلسلة لها إتجاه عام trend وتتجه الي السكون حول خط الإتجاه العام ، فإنه يتم تطبيق اسلوب الإنحدار ويتم التعامل مع البواقي التي تكون ساكنة.
- في حالة وجود سلسلتين احدهما له جذر الوحدة ،والآخر لم يثبت جذر الوحدة ، نجد أن أحدهما يلغي الآخر ، في هذه الحالة يكون هناك " اندماج مزدوج Cointegration " (هند عودة ، 2015) يتم اختبار هذا الإندماج المزدوج باستخدام اختبار جذر الوحدة ADF أو DF علي البواقي المقدره من اتحدار الإندماج المزدوج ؛ اختبار Durbin Watson للإنحدار الإندماج المزدوج ؛ اختبار Engle-Granger أو اختبار Augmented Engle-Granger (Harris & Inder, 1992) .

2. نماذج بوكس - جينكنز Box Jenkins Models

يعتبر أسلوب بوكس وجينكنز من أفضل وأهم الأساليب التي يتم استخدامها للتنبؤ بالسلاسل الزمنية وهو يختلف عن أساليب التنبؤ الأخرى في أن أسلوب بوكس وجينكنز لا يفترض وجود نمط معين للبيانات التاريخية للسلسلة الزمنية التي سوف تتنبأ بها وذلك لأن أسلوب بوكس وجينكنز يعتمد في اختيار النموذج المناسب على مقارنة معاملات الارتباط الذاتي للسلسلة الزمنية بالتوزيعات النظرية للنماذج المختلفة ويعتبر النموذج الذي يتم اختياره

جيذا إذا كانت البواقي بين البيانات الفعلية للسلسلة وبين القيم المتعددة صغيرة ومستقلة وتوزع توزيعاً طبيعياً. يمر مراحل بناء نماذج بوكس-جينكنز بمراحل (أ) التعرف على النموذج، (ب) تقدير معاملات النموذج، (ج) إجراء اختبار تشخيصي للنموذج، و (د) مرحلة التنبؤ. يشمل نموذج بوكس وجينكنز عائلة من النماذج، يطلق عليها اسم نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية Autoregressive Integrated Moving Average Models (ARIMA). ويمكن تصنيف هذه النماذج إلى ثلاثة تصنيفات هي:

1. نماذج الانحدار الذاتي (AR) Autoregressive Models (AR).
2. نماذج المتوسطات المتحركة (MA) Moving Average Models (MA).
3. نماذج الانحدار الذاتي والمتحركة Autoregressive moving average model (ARMA).
4. نموذج الإنحدار الذاتي والتوسطات المتحركة المدمجة Auto-Regressive Integrated Moving Average (ARIMA).

1 / 2 نماذج الانحدار الذاتي (AR(P) Autoregressive Models

يطلق عليها عملية الانحدار الذاتي لأن المتغير التابع يعتمد على قيمه في فترات زمنية سابقة، و يكون رتبة عملية الانحدار الذاتي هي عدد متغيرات النموذج المستقلة.

الصيغة العامة لعملية الانحدار الذاتي من الرتبة (P) تكون:

$$X_t = \delta + \phi_1 X_{t-1} + \phi_2 X_{t-2} + \dots + \phi_p X_{t-p} + e_t \quad (1)$$

حيث:

X_t : المشاهدات الفعلية للسلسلة الزمنية الساكنة ، δ : قيمة ثابتة ، μ
متوسط السلسلة الزمنية ، θ_i : معامل الانحدار الذاتي ، θ_t : متغير عشوائي
يتبع التوزيع الطبيعي بقيمة متوقعة = صفر وتباين ثابت = σ_e^2 أي أن:

$$e_t \sim i. i. d. N(0, \sigma_e^2) \quad E(e_t) = 0$$

$$E(e_t e_s) = \begin{cases} \sigma_e^2 & t = s \\ 0 & \text{else where} \end{cases}$$

2/2 نماذج المتوسطات المتحركة MA(q) Moving Average Models

يتم التعبير عن المشاهدة الحالية كدالة في المتغير العشوائي الحالي والتغيرات العشوائية السابقة،
وتتخذ رتبة عملية المتوسطات المتحركة تبعاً لعدد معالم النموذج التي يجب تقديرها وذلك
مثل ما هو الحال في عملية الانحدار الذاتي.

وتكون الصيغة العامة لنموذج المتوسطات المتحركة من الرتبة (q) كالتالي:

$$X_t = \mu + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \theta_2 e_{t-2} - \dots - \theta_q e_{t-q} \quad [3]$$

حيث:

X_t المشاهدات الفعلية للسلسلة الزمنية. ، θ_i : معالم نموذج المتوسطات المتحركة ، μ :
متوسط السلسلة.

θ_t : متغير عشوائي يتبع التوزيع الطبيعي بمتوسط = صفر وتباين σ_e^2 .

تأخذ دالة التباين لعملية MA(q) الصيغة التالية:

$$\lambda_0 = (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2 + \theta_3^2 + \dots + \theta_q^2) \sigma_e^2 = \sum_{i=0}^q \theta_i^2 \sigma_e^2 \quad [4]$$

حيث $\theta_0 = 1$ وتكون دالة الارتباط الذاتي لعملية $MA(q)$ كالتالي:

$$\rho_k = \begin{cases} \frac{-(\theta_k - \theta_{k+1}\theta_1 - \theta_{k-2}\theta_2 - \dots - \theta_{q+k}\theta_q)}{\sum_{i=1}^q \theta_i^2} & k = 1, 2, \dots, q \\ 0 & k > q \end{cases} \quad [5]$$

3 / 2 نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة

Autoregressive Moving Average Models ARMA(p, q)

تشمل هذه النماذج على عمليات انحدار ذاتي وعمليات متوسطات متحركة. وتأخذ

الصيغة التالية:

$$X_t = \delta + \sum_{i=1}^p \phi_i X_{t-i} + e_t - \sum_{j=1}^q \theta_j e_{t-j}$$

حيث:

X_t : المشاهدات الفعلية الساكنة للسلسلة الزمنية، θ_i : معالم نموذج

المتوسطات المتحركة.

ϕ_i : معالم نموذج الانحدار الذاتي.

$$e_t \sim i. i. d. N(0, \sigma_e^2)$$

4 / 2 نموذج الإنحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة المدمجة

Auto-Regressive Integrated Moving Average (ARIMA)

تفترض النماذج التي تم عرضها علي أن السلسلة الزمنية سكونها من النوع

الضعيف ، حيث يكون المتوسط والتباين للسلسلة الزمنية ثابتين، ولا يتغير التباين

يألزمن. وحيث ان معظم السلاسل الزمنية تكون غير ساكنة ولكن يمكن إجراء بعض العمليات الرياضية لسكونها ، وبالتالي تكون مدمجة. إذا كانت السلسلة الزمنية من الدرجة بمعني انها ساكنة ، و إذا كانت السلسلة الزمنية $I(0)$ تكون فروقها الأولي $I(1)$ الأولى . بصفة عامة إذا كانت السلسلة $I(0)$ تكون فروقها الثانية $I(2)$ من الدرجة الثانية بمعني انها ساكنة . $I(0)$ بعد أخذ الفروق ، تكون $d=0$. هـ d الزمنية وبالتالي إذا احتجنا اخذ d من الفروق لجعل السلسلة الزمنية ساكنة يصبح نموذج $ARMA(p, q)$ نقول ان السلسلة الزمنية $ARIMA(p, d, q)$ حيث p عدد حدود الإنحدار الذاتي ، d عدد المرات التي تؤخذ فيها الفروق لجعل السلسلة ساكنة ، و q عدد حدود المتوسطات المتحركة.

- إذا كانت السلسلة ساكنة منذ البداية $d=0$ فإن

$$ARIMA(p, 0, q) = ARMA(p, q)$$

- إذا كانت السلسلة ساكنة منذ البداية ، $d=0$ ، $q=0$

$$ARIMA(p, 0, 0) = AR(p)$$

- إذا كانت السلسلة ساكنة منذ البداية ، $d=0$ ، $p=0$

$$ARIMA(0, 0, q) = MA(q)$$

ولتحديد النموذج المناسب من نماذج بوكس- جينكنز يجب ان تكون السلسلة الزمنية ساكنة أو ساكنة بعد أخذ فروق لها، حيث يجب التأكد من ثبات النموذج مع مرور الزمن وذلك حتي يكون التنبؤ سليماً (جوجاراتي - ترجمة هند عودة ، 2015). ولكي نتعرف على نموذج السلسلة الزمنية المناسب للسلسلة الساكنة نستخدم دالة الارتباط الذاتي $Auto\ correlation\ function(ACF)$ ودالة الارتباط الذاتي الجزئي $Partial\ autocorrelation\ function(PACF)$ وهما تعتبر أن من الأدوات الأساسية للتعرف على نموذج السلسلة الزمنية.

وتستخدم دالة الارتباط الذاتي لكي نتعرف على سكون السلسلة الزمنية عن طريق التحقق من إقتراب معاملاتها من الصفر كلما زاد مقدار الفجوة الزمنية.

وتأخذ دالة الارتباط الذاتي لبيانات السلسلة الزمنية الصيغة التالية:

$$r_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (x_t - \bar{x})(x_{t+k} - \bar{x})}{\sum_{t=1}^n (x_t - \bar{x})^2} \quad [6]$$

حيث:

k عدد معاملات الارتباط الذاتي ، N عدد مشاهدات السلسلة الزمنية بعد أخذ الفروق اللازمة لتسكين السلسلة.

وأوضح بوكس وجينكنز أن تقدير r_k يعتمد على تأكيد العلاقة التالية $k \leq \frac{n}{4}$ هذا ويقترب توزيع معاينة مقدرات معاملات الارتباط الذاتي من توزيع الطبيعي المعياري، بفرض أن عدد المشاهدات كبير بدرجة كافية كما أن معاملات الارتباط الذاتي لبيانات المجتمع تساوي صفر.

وعند قيم $k > q$ تكون الصيغة التقريبية لتباين r_k كالتالي:

$$\text{Var}(r_k) \approx \frac{1}{n} \left(1 + 2 \sum_{i=1}^k \rho_i^2 \right) \quad [7]$$

بفرض أن قيم ρ_k معاملات المجتمع مساوية للصفر بعد q، وفي الجانب العملي

استخدم المقدرات من العينة r_k للحصول على مقدر تقريبي لتباين r_k

$$\text{Var}(r_k) = \frac{1}{n} \left(1 + 2 \sum_{i=1}^q r_i^2 \right) \quad k > q \quad [8]$$

ونطلق على الجذر التربيعي الموجب للمقدر $\text{var}(r_k)$ الخطأ المعياري للمقدر r_k ونرمز له بـ $\text{SE}(r_k)$.

ولكي نقوم بإختبار معادلات الارتباط الذاتي كلها بدون الحاجة إلى إختبار كل معامل على حدة أي أن الفرض العدمي يكون:

$$H_0: \rho_k = 0 \quad \text{for all } k \geq 1$$

أوضح بوكس وبيركس (1970) أن توزيع الإحصاء (Q):

$$Q(k) = n(n+2) \sum_{i=1}^k \frac{r_k^2}{n-i} \quad k \geq 1 \quad [9]$$

يمكن أن يقترب إلى توزيع x^2 بدرجات حرية تساوي عدد معادلات الارتباط الذاتي للعينة، بفرض أن عملية السلسلة الزمنية هي عملية تغيرات عشوائية بحتة.

أما دالة الارتباط الذاتي الجزئي PCAF فهي تقيس التأثير الذي ينتج من إضافة متغير جديد إلى المتغيرات الموجودة بالنموذج، كما تستخدم في التمييز بين النماذج المختلفة. ونرمز إلى معامل الارتباط الذاتي الجزئي للمجتمع بـ ϕ_{kk} ولمعامل الارتباط الذاتي الجزئي للعينة بـ Γ_{kk} .

ونقوم بحساب معامل الارتباط الذاتي الجزئي PACF عن طريق مصفوفة الارتباط الذاتي والتي تستخدم معادلات Yule – Walker كالتالي:

$$\rho = \rho\phi$$

حيث:

$$\rho = (\rho_1, \rho_2, \rho_3, \dots, \rho_k)'$$

$$\phi = (\phi_{11}, \phi_{22}, \phi_{33}, \dots, \phi_{kk})'$$

ويمكننا حساب معاملات الارتباط الذاتي الجزئي للعينة باستخدام المعادلة الآتية كما ذكر
:Durbin (1960)

$$r_{kk} = r_1$$

$$r_{kk} = \frac{r_k - \sum_{j=1}^{k-1} r_{(k-1),j} r_{k-1}}{1 - \sum_{j=1}^{k-1} r_{(k-1),j} r_j} \quad [10]$$

$$r_{kj} = r_{(k-1),j} - r_{kk} r_{(k-1),(k-j)}$$

$$k=2, 3, 4, \dots$$

حيث:

$$j=1,2,3,4, \dots, k-1$$

تباين معاملات الارتباط الذاتي الجزئي يعتمد على عدد المشاهدات المتاحة بعد أخذ الفرز
من اللازمة لتحقيق سكون السلسلة الزمنية أي:

$$\text{Var}(r_{kk}) \simeq \frac{1}{n} \dots \quad k > q \quad [11]$$

حيث k تشير لعدد معاملات الارتباط الذاتي الجزئي غير الصفرية.

وعند إختبار هل معاملات الارتباط الذاتي الجزئي تساوي الصفر أم لا ؟ نقارن القيمة
المطلقة لمعاملات الارتباط الذاتي الجزئي بالقيمة الجدولية للتوزيع الطبيعي المعياري وذلك

مقسوماً على الخطأ المعياري لمعاملات الارتباط الذاتي الجزئي، فإذا كانت القيمة المطلقة لمعاملات الارتباط الذاتي الجزئي أكبر من القيمة الجدولية للتوزيع الطبيعي المعياري مقسوماً على الخطأ المعياري لمعاملات الارتباط الذاتي الجزئي، فإننا نرفض الفرض العددي وذلك بأحد معاملات الارتباط الذاتي تساوي الصفر، والعكس صحيح.

جدول (1): دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي للنماذج غير الموسمية

النموذج	دالة الارتباط الذاتي ACF	دالة الارتباط الذاتي الجزئي PACF
AR(p)	تقترب من الصفر تدريجياً	تساوي الصفر من الفجوة الزمنية p
MA(q)	تساوي الصفر بعد الفجوة الزمنية q	تقترب من الصفر تدريجياً
ARMA(p,q)	تقترب من الصفر تدريجياً	تقترب من الصفر تدريجياً

3. نموذج دالة التحويل Transfer Function

يعتمد النموذج علي إضافة متغيرات لوصف سلوك الظاهرة للمتغير التابع ، وأن السلسلة الزمنية سوف تتأثر أيضا بقيم حالية وسابقة لسلاسل زمنية أخرى. هو نموذج يجمع بين خصائص ARIMA المنفردة وخصائص الإنحدار المتعدد. وتقتض دالة التحويل استقرار جميع السلاسل المستخدمة في التحليل . يوجد نموذجان لدوال التحليل : نموذج دالة التحويل السببية، وهومن عائلة نماذج المعادلات الأنية ، يتم تنقية سلسلة المتغير التابع باستخدام عملية ARIMA الخاصة بها. ونموذج دالة التحويل ذات الأوزان المؤشرة Leading Indicators ويتم تنقية السلسلة الزمنية للمتغير التابع باستخدام نموذج

ARIMA الخاص بالمتغير أو المتغيرات المستقلة. تفترض دالة التحويل علي أن القيم الحالية للمتغيرات المستقلة لا ترتبط في أي فترة زمنية بالقيم الماضية للمتغير التابع. أي أن المتغير التابع ليس مؤشر متقدم للمتغير المستقل ؛ قيم المتغيرات المستقلة تكون مستقلة عن قيم المتغير العشوائي Noise variables value. ، و ترتبط القيم الحالية للمتغير التابع بالقيم الحالية والقيم السابقة للمتغير المستقل، أي أن المتغير المستقل يمكن أن يكون مؤشر متقدم للمتغير التابع.

يأخذ نموذج دالة التحويل أحد الصيغتين الآتيتين :

$$\begin{aligned} Y_t &= V_0 X_t + V_1 X_{t-1} + V_2 X_{t-2} + \dots + V_k X_{t-k} + N_t \quad [12] \\ &= (V_0 + V_1 \beta + V_2 \beta^2 + \dots + V_k \beta^k) X_t + N_t \\ &= V(\beta) X_t + N_t \end{aligned}$$

حيث: y_t : سلسلة المخرجات ، x_t : سلسلة المدخلات ، N_t : حد الازعاج Noise ، K مرتبة دالة التحويل. ، $V_0, V_1, V_2, \dots, V_k$ ، تمثل أوزان دالة التحويل. تشير $V(\beta)$ إلى دالة التحويل الخاصة بنماذج بوكس - جنكز حيث:

$$V(\beta) = \sum_{j=0}^{\infty} V_j \beta^j \quad [13]$$

الصيغة الثانية: تفترض هذه الصيغة أنه تم إجراء أن تحويلات مطلوبة على سلسلة المدخلات X_t وعلى سلسلة المخرجات Y_t وعلى سلسلة حد الازعاج N_t وذلك لجعلها مستقرة من حيث المتوسط والتباين، ويرمز للسلاسل الزمنية بعد التعديل بـ x_t, y_t, n_t . وتوجد بعض الصعوبات في نموذج دالة التحويل وهي أن المعلومات الموجودة بـ x_t, y_t محدودة ونهائية ولكن دالة التحويل $V(\beta)$ تحتوي على عدد غير محدود من المعلمات وتم وضع الصيغة بحيث تتطلب عدد أقل من المعلمات خاصة عندما تكون k كبيرة في المعادلة ([12]).

وتبعا لهذه الصيغة تكون دالة التحويل:

$$y_t = \frac{\omega(\beta)}{\delta(\beta)} \beta^b x_t + \frac{\theta(\beta)}{\phi(\beta)} a_t \quad [13]$$

حيث:

$$\omega(\beta) = \omega_0 - \omega_1\beta - \dots - \omega_s\beta^s$$

$$\delta(\beta) = 1 - \delta_1\beta - \dots - \delta_r\beta^r$$

$$\theta(\beta) = 1 - \theta_1\beta - \dots - \theta_q\beta^q$$

$$\phi(\beta) = 1 - \phi_1\beta - \dots - \phi_p\beta^p$$

نجد أن $\omega(\beta)$ ، $\delta(\beta)$ يحلا محل $V(\beta)$ في تحديد العلاقة بين السلسلتين الزمنيتين، مشغل المتوسط المتحرك $\theta(\beta)$ ومشغل الانحدار الذاتي $\phi(\beta)$ مطلوبين لتلخيص n_t من أثر هاتين العملتين ليتبقى فقط الازعاج الابيض a_t . والمعلمات b : هي عدد الوحدات الزمنية قبل أن تبدأ x في التأثير على y هو t وحدة زمنية، r : تعني أن

y تتأثر بقيمتها السابقة من ابطاء r ، أي أن y_t تتأثر بـ $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-r}$.
 S : تعني ان القيمة الجديدة سوف تستمر في التأثير على y لعدد S من الفترات الزمنية،
 أي أن y_t تتأثر بالقيم من $y_{t-1}, y_{t-2}, y_{t-3}, \dots, y_{t-s}$ و p : رتبة الانحدار الثابت ،
 q : رتبة المتوسط المتحرك.

3 / 1 مراحل بناء نموذج دالة التحويل

يتم بناء نموذج دالة التحويل بنفس مراحل بناء نموذج ARIMA، وهي مرحلة التعرف على النموذج، ومرحلة تقدير معاملات النموذج، ومرحلة إجراء اختبار تشخيصي للنموذج، ومرحلة التنبؤ مع الاختلاف نجد أن المرحلة تمر بعملية تنقية للسلسلتين الزميتين من المؤثرات المعروفة. فإذا كانت بيانات كل من سلسلة المدخلات X_t وسلسلة المخرجات Y_t في صيغتها الأصلية ، تبدأ خطوات بناء نموذج دالة التحويل بإجراء التحويلات أو الفروق اللازمة لتحقيق الاستقرار في المتوسط وفي التباين، ويتم كذلك في هذه الخطوة إزالة التأثير الموسمي إن وجد في السلسلتين. يتم بعد ذلك بناء نموذج ARIMA خاص بها ونطبقه على X_t لكي نحصل على سلسلة البواقي α_t وهي ضجة (نظيفة) بيضاء white-Noise إذن:

$$\alpha_t = \frac{\phi_x(\beta)}{\theta_x(\beta)} X_t \quad [14]$$

في هذه الحالة تسمى سلسلة المدخلات α_t بالسلسلة النظيفة وبنفس الطريقة سوف يتم "تنظيف" سلسلة المخرجات y_t كالآتي:

$$\beta_t = \frac{\phi_x(\beta)}{\theta_x(\beta)} x_t \quad [15]$$

ويكون الهدف من هذه اعملية هو تنقية السلاسل الزمنية x_t والسلسلة الزمنية y_t ذلك بإزالة أي نمط معروف ناتج عن عملية إنحدار ذاتي أو متوسط متحرك، بحيث لا تبقى فيها بعد ذلك سوى ضجة بيضاء هي α_t ، β_t .

2 /3 حساب الارتباطات المستعرضة

يتم في هذه الخطوة حساب الارتباطات المستعرضة بين سلسلة المدخلات α_t وسلسلة المخرجات β_t بإبطاءات مختلفة بين α_t ، β_t . يعطي الارتباط المستعرض بإبطاء k بين α_t ، β_t بالصيغة الآتية:

$$\rho_{\alpha_t\beta_t} = \frac{C_{\alpha_t\beta_t}}{\sigma_{\alpha_t}\sigma_{\beta_t}} \quad [16]$$

حيث

$C_{\alpha_t\beta_t}$:: التقاء الارتباط المستعرض بين السلسلتين α_t ، β_t . $\rho_{\alpha_t\beta_t}$: الارتباط المستعرض بين السلسلتين α_t ، β_t ، σ_{α_t} : الانحراف المعياري للسلسلة α_t . σ_{β_t} :

الانحرافات المعياري للسلسلة β_t . إذا كانت كلا من السلسلتين ضجة بيضاء إذن الارتباط المستعرض سوف يكون متوسطه صفر وتباينه $\frac{1}{n}$. يتم تقدير أوزان دالة التحويل المعادلة [11] بالمعادلة :

$$V_k = \frac{\rho_{\alpha\beta}(k)\sigma_{\beta}}{\sigma_{\alpha}} \quad [17]$$

حيث: $\rho_{\alpha\beta}(k)$: الارتباط المستعرض بين السلسلة α_t, β_t : الانحراف المعياري للسلسلة α_t, β_t : الانحرافات المعياري للسلسلة α_t, β_t .

لتحديد القيم r, s, b لنموذج دالة التحويل. المعادلة [11] نقوم بفحص الارتباطات الذاتية المستعرضة التي تحسب من المعادلة [16] :

1. إذا كانت الارتباطات المستعرضة غير معنوية حتى الإبطاء m حيث أصحبت

$$b = m$$

2. أما إذا لم يكن هناك نمط معين للارتباطات المستعرضة بعد الإبطاء m وحتى

$$s = a + m$$

3. أما إذا كان هناك نمط محدد للارتباطات المستعرضة بعد $m + a$ وحتى

$$r = c + m + a$$

بصفة عامة ، يتم إختيار نختار المجموعة r, s, b التي تعطي أقل خطأ وذلك وفقا لمعيار مناسب وليكن مثلا متوسط مربعات الخطأ. Mean Square Error (MSE) . فإذا افترضنا أنه تم تحديد هذه القيم وكانت قيمة $r=0$ فإن شكل وصيغة دالة التحويل سوف يكون كالتالي:

جدول (1) أشكال و صيغ دالة التحويل عندما $r=0$

صيغة نموذج دالة التحويل	r, s, b
$V(\beta)x_t = \omega_0 x_{t-2}$	$(b = 0, r = 0, s = 0)$
$V(\beta)x_t = (\omega_0 - \omega_1 \beta)x_{t-2}$	$(b = 2, r = 0, s = 1)$
$V(\beta)x_t = (\omega_0 - \omega_1 \beta - \omega_2 \beta^2)x_{t-2}$	$(b = 2, r = 0, s = 2)$

جدول (2): أشكال و صيغ دالة التحويل عندما $r=1$

صيغة نموذج دالة التحويل	r, s, b
$V(\beta) = \frac{\omega_0}{(1 - \delta_1 \beta)} x_{t-2}$	$(b = 2, r = 1, s = 0)$
$V(\beta) = \frac{(\omega_0 - \omega_1 \beta)}{(1 - \delta_1 \beta)} x_{t-2}$	$(b = 2, r = 1, s = 1)$
$V(\beta) = \frac{(\omega_0 - \omega_1 \beta - \omega_2 \beta^2)}{(1 - \delta_1 \beta)} x_{t-2}$	$(b = 2, r = 1, s = 2)$

4. نتائج الدراسة

تهدف الدراسة الحالية الي تطبيق دالة التحويل Transfer Function علي مخرجات التحليل العاملية وذلك للوصول الي دالة التنبؤ بالتضخم السنوي في الإقتصاد المصري ، وذلك من عدد من المتغيرات المؤثرة علي التضخم . نموذج دالة التحويل يجمع بين

خصائص نموذج بوكس - جينكنز المناسب للبيانات وخصائص الإنحدار المتعدد ويصف هذا النموذج العلاقة الديناميكية بين المتغيرات (أو العوامل).

1/4 نتائج التحليل العاملي

تم الحصول على ثلاثة عوامل تشرح 68, 74% من الإختلافات في بين المتغيرات ،
أوزان متغيرات كل عامل معطي في الجدول (1-4).

يشير العامل الأول أن المتغيرات : نسبة المعروض من الناتج المحلي الإجمالي X_5 ، الصادرات السلعية X_8 والتكوين الرأسمالي X_9 ونسبة الإستثمارات المباشرة الي الناتج المحلي الإجمالي X_{10} هي المتغيرات ذات الأوزان المرتفعة أما الصادرات السلعية X_{11} فمساهمتها ضعيفة. هذا العامل يعكس أثر الناتج المحلي الإجمالي. أما العامل الثاني ، تساهم "معدل البطالة X_2 " و " نسبة الضرائب الي الناتج المحلي الإجمالي X_6 " مساهمة ايجابية ، أما "الناتج المحلي الإجمالي X_1 " والإيرادات الضريبية X_7 " أوزانها سلبية. أما العامل الثالث ، نجد أم "الكساد التضخمي X_3 " و أعلي وزن في هذا العامل و " الصادرات السلعية X_{11} " وزنها مرتفع في هذا العامل بعكس العاملين السابقين.

جدول (1-4): مصفوفة أوزان المكونات الثلاثة Component Matrix

	Component ^a		
	F1	F2	F3
x_1	-.181	-.802	.125
x_2	.183	.900	.149
x_3	-.058	.400	.727
X_4	-.219	.415	-.680
X_5	.925	.210	.034
X_6	.153	.781	.158
X_7	-.424	-.678	-.006
X_8	.940	.075	.014

X ₉	.891	.249	.127
X ₁₀	.941	.249	.030
x ₁₁	.005	.038	.608
% variance	34.013	27.55	13.116
Cumulative %	34.013	61.563	74.679
a Extraction Method: Principal Component Analysis.			

2/4 تقدير نموذج $ARIMA(p,d,q)$

للتنبؤ بمعدلات التضخم ، وباستخدام الثلاثة عوامل التي تم الوصول إليها في جدول (4-1) ، اتضح عدم استقرار البيانات لمتغير " معدل التضخم " للسنوات 1975-2020 . ولكن تم تحويل معدلات التضخم الأصلية كالتالي : $Y^* = \ln(Y)$ وأظهرت سلسلة البيانات "المُحوّلة " السكون والإستقرار .

تم المقارنة بين عدد هائل من النماذج لتحديد النموذج المناسب للبيانات ، تمت المقارنة بمعيار المقارنة R^2 ، وأظهر النموذج $ARIMA(4,0,4)$ هو النموذج المناسب للبيانات ، كما هو موضح في جدول (4-2) ، حيث C هو ثابت الإنحدار . يلاحظاً معنوية كل معاملات الإنحدار الذاتي من الدرجة الثانية والثالثة والرابعة ، ولكن جميع معاملات المتوسطات المتحركة من الدرجة الأولى وحتى الرابعة غير معنوية . قيمة R^2 النانجة = 7356 ، وهي قيمة مرتفعة وقيمة $adj - R^2 = 6695$ ، وهي أيضاً مرتفعة . واتضح جودة النموذج للبيانات حيث أن قيمة $F=11.13$ وهي قيمة معنوية ($p=.000$) .

لتوصيف النموذج، يتم اختبار دالتي الارتباط الذاتي ACF ودالة الارتباط الذاتي الجزئي PACF ومصور الارتباط كما هو معطي في جدول (3-4). نجد أن جميع القيم الإحتمالية غير معنوية (أكبر من 5%) مما يدل على وجود ارتباط تسلسلي بين البواقي. وجمع قيم الارتباط الذاتي والجزئي تقع داخل فترة ثقة 95%

جدول (2-4) : نتائج نموذج ARIMA(4,0,4)

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	P-value
C	2.278936	0.168548	13.52097	0.0000
AR(1)	-0.492438	0.256626	-1.918893	0.0630
AR(2)	1.286094	0.403357	3.188480	0.0030
AR(3)	0.533545	0.262196	2.034906	0.0493
AR(4)	-0.440493	0.205958	-2.138749	0.0393
MA(1)	1.819712	193.0529	0.009426	0.9925
MA(2)	-0.000148	0.091762	-0.001608	0.9987
MA(3)	-1.819708	306.7573	-0.005932	0.9953
MA(4)	-0.999848	274.7793	-0.003639	0.9971
Model Statistics				
R-squared	0.735626	Adjusted R-squared	0.669532	
F-statistic	11.13006	Prob(F-statistic)	0.000000	

3 / 4 الإختبارات التشخيصية لنموذج ARIMA(4,0,4)

للتأكد من كون النموذج الذي تم اختياره خال من المشاكل القياسية و أنه يمكن الاعتماد عليه في التنبؤ. تم إجراء بعض الإختبارات القياسية . تم اختبار أن توزيع البواقي يتبع التوزيع الطبيعي (Normality test) باستخدام اختبار Jarque-Bera (Jarque-Bera et al. , 1987) الذي يعتمد على معاملات الإلتواء والتفرطح لبيانات العينة ، ونتج من الدراسة أن قيمة اختبار Jarque-Bera = 0.139. بقيمة احتمالية (p-value) مرتفعة تساوي

0.932770 ، مما يعني عدم رفض فرض العدم ، وتكون توزيع أخطاء النموذج ARIMA(4, 0, 4) تتبع التوزيع الطبيعي.

تم اختبار وجود أو عدم وجود ارتباط تسلسلي بين الأخطاء (البواقي) وذلك من خلال الاعتماد على دالة الارتباط الذاتي Auto-correlation function ودالة الارتباط الذاتي الجزئية Partial Auto-correlation function حيث: فرض العدم : $\rho = 0$ لا يوجد ارتباط تسلسلي بين الأخطاء .

تم الاعتماد على اختبار Q (Ljung, G. and G. E. P. Box ، 1970) لإختبار معنوية معاملات الارتباط الذاتي والارتباط الجزئي لفترات الإبطاء المختلفة ، حيث يكون معامل الارتباط حتي الفترة m مساويا للصفر . يكون فرض العدم : $\rho_1 = \rho_2 = \dots \dots \rho_m = 0$ ، وتوزيع الإختبار هو توزيع chi-square بدرجات حرية = m (عدد فترات التأخير).

جدول رقم (3-4) يعطي ناتج دوال الارتباط الذاتي ACF ودالة الارتباط الذاتي الجزئية PACF. حيث جميع القيمة الاحتمالية لجميع فترات الإبطاء غير معنوية ، حيث أن القيمة الاحتمالية p-value أكبر من 0.05 وهذا يعني عدم رفض فرض العدم ، أي أن النموذج لا يحتوي على مشكلة الارتباط التسلسلي بين الأخطاء (البواقي).

جدول (3-4): نتائج اختبار دالتي الارتباط ذاتي والارتباط الجزئي لنموذج

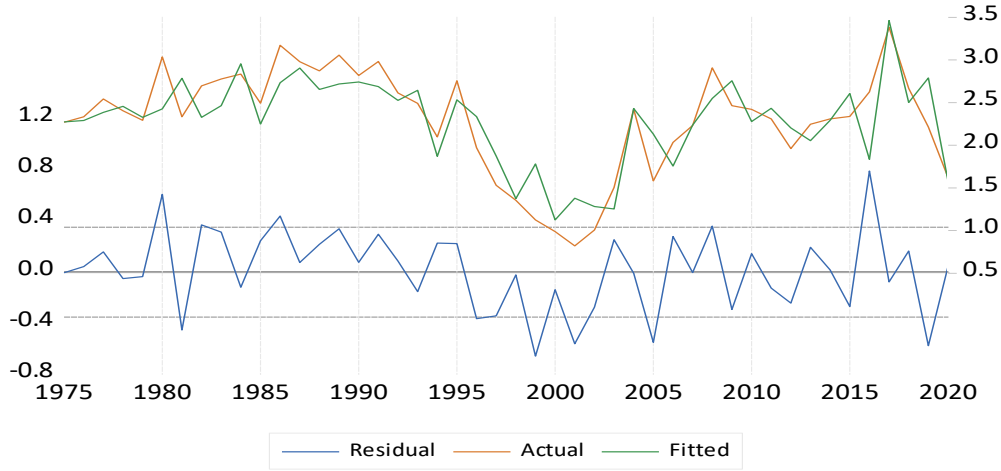
ARIMA(4, 0, 4)

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob	
		1	-0.162	-0.162	1.2937	0.255
		2	-0.039	-0.067	1.3702	0.504
		3	0.139	0.125	2.3594	0.501
		4	-0.082	-0.043	2.7142	0.607
		5	-0.162	-0.179	4.1233	0.532
		6	0.011	-0.071	4.1297	0.659
		7	-0.077	-0.087	4.4658	0.725
		8	-0.030	-0.023	4.5173	0.808
		9	-0.117	-0.164	5.3339	0.804
		10	-0.021	-0.103	5.3617	0.866
		11	0.094	0.048	5.9169	0.879
		12	-0.207	-0.215	8.6974	0.729
		13	-0.036	-0.168	8.7839	0.789
		14	0.026	-0.148	8.8313	0.842
		15	0.071	0.055	9.1870	0.868
		16	-0.015	-0.037	9.2025	0.905
		17	0.238	0.141	13.506	0.702
		18	-0.027	-0.051	13.562	0.757
		19	0.141	0.133	15.180	0.711
		20	0.142	0.209	16.881	0.661

شكل (1-4) يوضح القيم الفعلية مقارنة بالقيم المقدرة من نموذج ARIMA(4,0,4). ويظهر من الشكل

مدي تقارب القيم الفعلية من القيم المقدرة (الخطين البيانيين العلويين في الشكل)، وأن البواقي Residuals

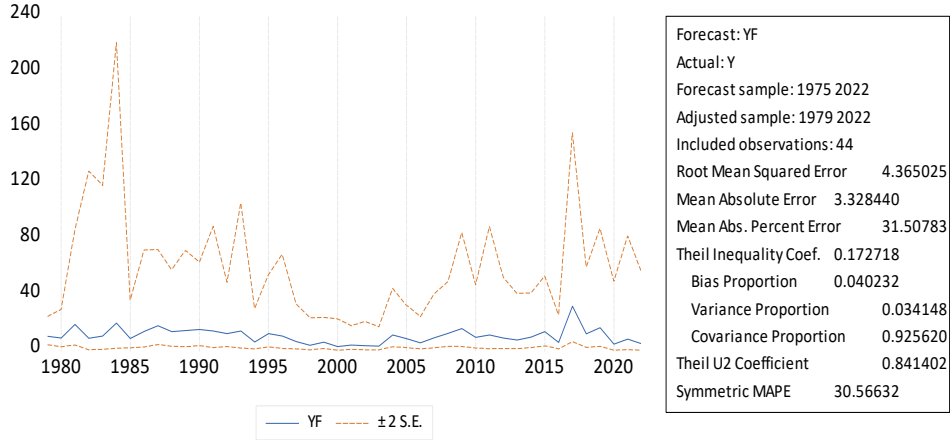
(الخط البياني الأسفل) لا يختلف جوهريا عن الصفر (فيما عدا عام 2016).



شكل (1-4): القيم الفعلية y^* مقارنة بالقيم التقديرية طبقا لنموذج $ARIMA(4, 0, 4)$ للفترة من 1975 وحتى 2020

لإختبار أن " البواقي" تتبع التوزيع الطبيعي ، وجد أن متوسط الأخطاء = 0,014، والقيمة العظمي للأخطاء = 79، معامل الإلتواء = -1,256، ومعامل التفرطح = 2,902، واختبار Jarque-Bera ، الذي كانت قيمته = 139، بمعنوية 9328، مما يدل علي أن الإخطاء تتبع التوزيع الطبيعي .

أما القدرة التنبؤية للنموذج للسنوات 1975 الي 2022 ، أظهرت أن مقدار الخطأ المعياري $RSE = 4,365$. ونلاحظ ان القيم الفعلية تقع ما بين $\pm 2 S.E.$ كما هو موضح في الشكل (2-4)



3 / 4 نتائج نموذج (TFARIMA) Transfer Function On ARIMA

هو نموذج دالة التحويل بإدخال العوامل الثلاث (جدول 4-1) علي مخرجات ARIMA. واعتبار المتغير Y^* هو المتغير التابع . تم الحصول علي جدول (4-4). من الجدول يتضح معنوية العامل الأول والثالث ، معنوية الإنحدار الذاتي من الدرجة الأولي والثالثة والرابعة؛ عدم معنوية معاملات المتوسطات المتحركة. هذا النموذج يشرح 24, 84% من الإختلافات في المتغير التابع Y^* وقيمة F معنوية ($> 0,05$) ، مما يدل علي جودة النموذج.

تم اختبارتبعية البواقي للتوزيع الطبيعي، باستخدام اختبار Jarque-Bera وكانت قيمة الإختبار 45, وقيمة احتمالية 796, مما يدل علي أن الإخطاء لا تتبع التوزيع الطبيعي. وعن الإرتباط التسلسلي للأخطاء لنموذج TFARIMA ، تم فحص معاملات الإرتباط الذاتي والذاتي الجزئي (جدول (4-5)) ومن الجدول يتضح أن جميع المعاملات غير معنوية ، مما يعني عدم وجود ارتباط تسلسلي بين البواقي.

جدول (4-4) : مخرجات تطبيق نموذج TFARIMA(4,0,4)

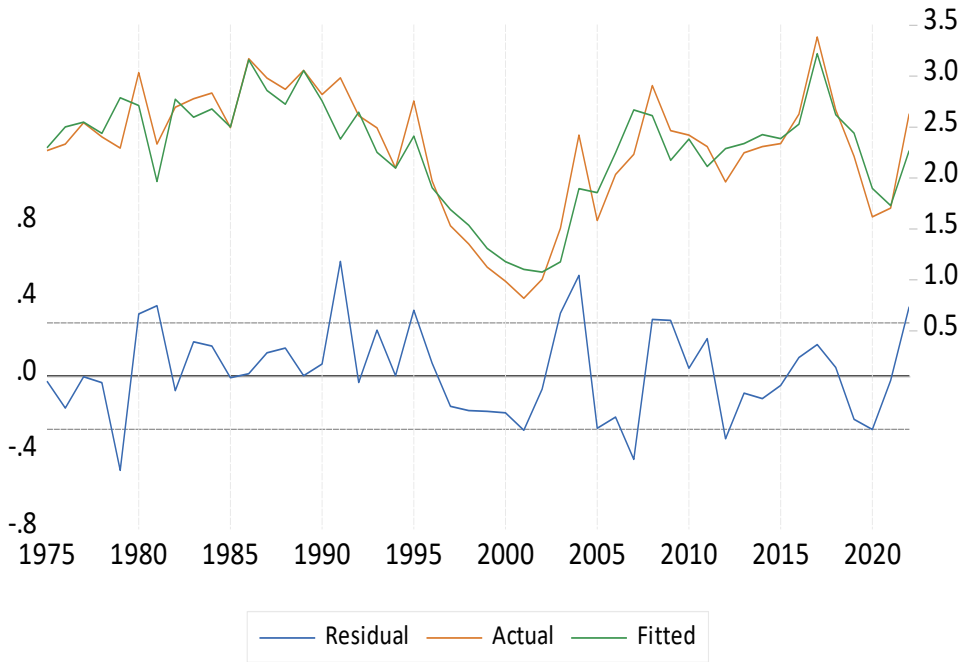
Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	P-value
F1	-0.073588	0.032882	-2.237970	0.0317
F2	0.025845	0.067149	0.384895	0.7026
F3	0.316260	0.051292	6.165807	0.0000
C	2.242497	0.026427	84.85746	0.0000
AR(1)	0.910970	0.061614	14.78523	0.0000
AR(2)	0.026487	0.097384	0.271988	0.7872
AR(3)	0.920564	0.122081	7.540570	0.0000
AR(4)	-0.989766	0.076753	-12.89553	0.0000
MA(1)	-0.965808	29.22674	-0.033045	0.9738
MA(2)	-0.045251	0.754316	-0.059989	0.9525
MA(3)	-0.965544	27.96380	-0.034528	0.9727
MA(4)	0.998193	32.74085	0.030488	0.9759
Model Statistics				
R-squared	0.842420	Adjusted R-squared	0.788392	
F-statistic	15.5924	Prob(F-statistic)	0.000000	

جدول (4-5) : نتائج اختبار دالتي الارتباط اذاتي والارتباط الجزئي لنموذج

TFARIMA(4,0,4)

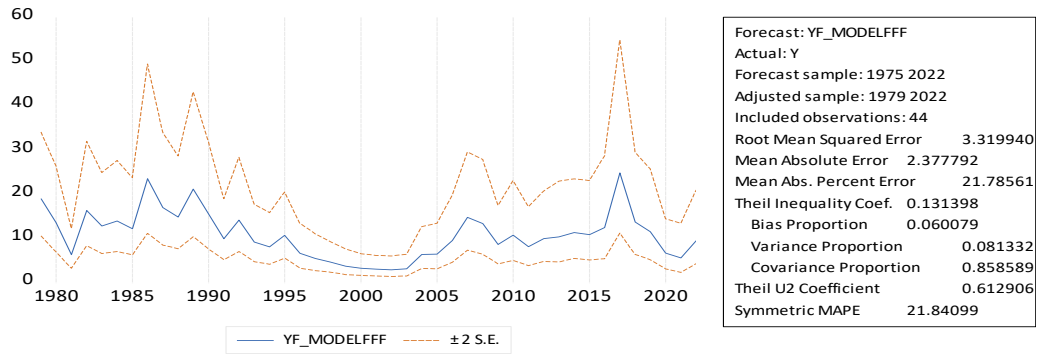
Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.002	-0.002	0.0001	0.991
		2 0.021	0.021	0.0239	0.988
		3 0.002	0.002	0.0240	0.999
		4 0.043	0.042	0.1242	0.998
		5 -0.116	-0.116	0.8785	0.972
		6 -0.192	-0.197	2.9807	0.811
		7 -0.151	-0.158	4.3183	0.742
		8 -0.037	-0.042	4.4006	0.819
		9 -0.136	-0.133	5.5451	0.784
		10 0.019	0.012	5.5688	0.850
		11 -0.097	-0.140	6.1773	0.861
		12 0.231	0.165	9.7307	0.640
		13 0.116	0.081	10.649	0.640
		14 -0.077	-0.153	11.065	0.681
		15 -0.107	-0.193	11.897	0.687
		16 0.126	0.047	13.089	0.666
		17 -0.063	-0.081	13.397	0.709
		18 -0.021	0.028	13.432	0.765
		19 -0.090	-0.029	14.097	0.778
		20 -0.084	-0.189	14.705	0.793

شكل (3-4) يوضح الخطوط البيانية للقيم التنبؤية وللقيم الفعلية للمتغير Y^* للفترة من 1975 وحتى 2020. وشكل (5-4) يوضح الخطوط البيانية للقيم التنبؤية وللقيم الفعلية للمتغير Y^* للفترة من 1975 وحتى 2022. من شكل (3-4) يتضح مدى ملاءمة النموذج للبيانات ، حيث أن القيم الفعلية تأخذ نفس اتجاه القيم المقدره (الخطين البيانيين العلويين) أما الأخطاء (الخط البياني الأسفل) نجد انها تتأرجح ما بين + 1 و -4، فهي مرتفعة عند 1990 والسنوات ما بين 2000 و 2005 ، ونخفضة عند عام 1980.



شكل (3-4) : الخطوط البيانية للقيم التنبؤية وللقيم الفعلية للمتغير Y^* للفترة من 1975 وحتى 2020

من شكل (4-4) التالي يتضح مدى ملاءمة النموذج ، حيث أن القيم المقدرة (الخط البياني الأوسط) تقع ما بين $\pm 2 S. E$

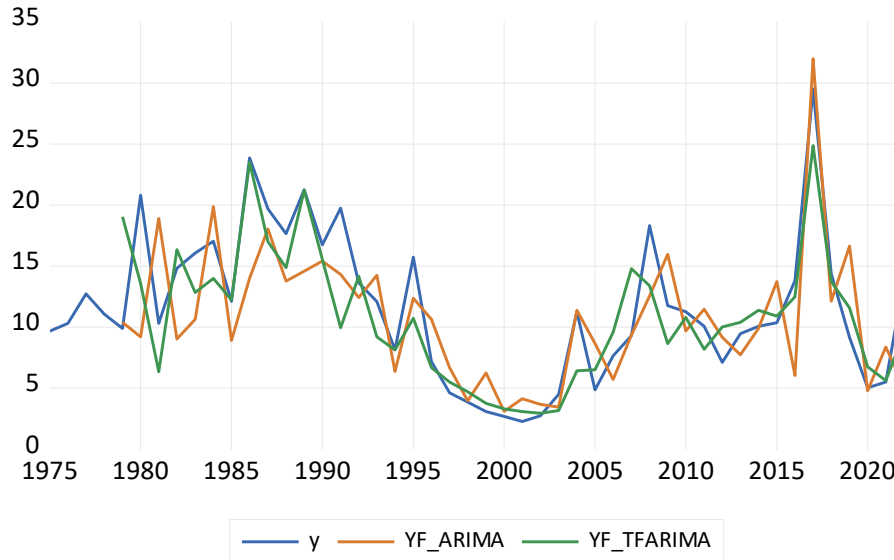


شكل (4-4) : الخطوط البيانية للقيم التنبؤية وللقيم الفعلية للمتغير Y^* للفترة من 1975 وحتى 2022

4/4 مقارنة نموذج $ARIMA(4,0,4)$ ونموذج $TFARIMA(4,0,4)$

شكل (5-4) يوضح بين القيم الفعلية للمتغير Y^* للفترة من 1975 وحتى 2020 وبين

القيم المقدرة باستخدام $ARIMA(4,0,4)$ وبين القيم المقدرة باستخدام نموذج $TFARIMA(4,0,4)$.



شكل (4-5) : مقارنة بين القيم الفعلية والمقدرة باستخدام نموذج باستخدام نموذج
 $ARIMA(4,0,4)$ ونموذج $TFARIMA(4,0,4)$.

من شكل (4-5) يتضح أن تقديرات نموذج $TFARIMA(4,0,4)$ هو الأقرب الي
 القيم الفعلية في السنوات من 1985 الي 2000 ، وللسنوات من 2015 الي 2020 .

5/4 مقارنة مقاييس الخطأ في التنبؤ لنموذج $ARIMA(4,0,4)$ ونموذج
 $TFARIMA(4,0,4)$

عند مقارنة القيم في جدول (4-5) يتضح أن اخطاء التنبؤ في نموذج $TFARIMA$

(4,0,4) أقل من ذات الأخطاء في نموذج $ARIMA(4,0,4)$

جدول (4-5): مقاييس الخطأ في التنبؤ لكل من نموذج $ARIMA$ و نموذج $TFARIMA$
 المقترح خلال الفترة (1975 - 2022)

Error	Forecasted Model	
	$ARIMA(4,0,4)$	$TFARIMA(4,0,4)$
RMSE	4.365025	3.319940
MAE	3.328440	2.377792
MAPE	31.50783	21.78561
SMAPE	30.56632	21.84099
Theil U1	0.172718	0.131398
Theil U2	0.841402	0.612906

مما يعكس تفوق النموذج المقترح $TFARIMA(4,0,4)$ علي نموذج $ARIMA(4,0,4)$

الخلاصة والتوصيات

إهتمت الدراسة باستخدام نموذج دالة التحويل علي مخرجات نموذج $ARIMA(p,d, q)$ بالتطبيق علي بعض البيانات والمؤشرات الإقتصادية للسنوات من 1975 - 2020. استخدم متغير " معدل التضخم" كمتغيرا تابعا وأحد عشر متغيرا (الناتج المحلي الإجمالي ، معدل البطالة ، الكساد التضخمي ، سعر الصرف الرسمي بالنسبة للدولار الأمريكي ، نسبة المعروض النقدي الي الناتج المحلي الإجمالي ، نسبة الإيرادات الضريبية الي الناتج المحلي الإجمالي، الإيرادات الضريبية بالجنيه المصري، الصادرات السلعية والخدمات بالمليار دولار، التكوين الرأسمالي الإجمالي الثابت مقوما بالدولار الأمريكي ، نسبة الإستثمارات الأجنبية المباشرة الي الناتج المحلي الإجمالي و الصادرات السلعية والخدمات بالجنيه المصري. اتبعت الدراسة الخطوات التالية:

1. تم تطبيق التحليل العاملي (المكونات الرئيسية) لتخفيض عدد المتغيرات الداخلة في النموذج الي ثلاث عوامل تشرح 74,679% من الإختلافات. تم استخدام قيمهم المقدرة عن كل سنة من السنوات 1975 وحتى 2000.
2. باستخدام الثلاثة عوامل وبعد تحويل "معدل التضخم" الي صورة لوغاريتمية (لمقابلة شرط السكون) تم اختيار أحد نماذج $ARIMA(p,d,q)$ وكان أفضل نموذج بأعلي مساهمة هو نموذج ، $ARIMA(4,0,4)$ بقيمة $R^2 = 0.7356$. اظهرت جميع معاملات الإنحدار الذاتي معنوية عند مستوي معنوية 5% ، أما معاملات المتوسطات المتحركة وعددها 4 كانت جميعها غير معنوي ، ولكن اتضح ملاءمة النموذج للبيانات . واتضح تبعية البواقي للتوزيع الطبيعي (اختبار Jarque-Bere) وعدم وجود ارتباط تسلسلي بين البواقي.

3. باستخدام نتائج النموذج في (2) أعلاه ، تم تطبيق نموذج دالة التحويل TFARIMA (4, 0, 4) حيث إتضح معنوية العامل الأول والثالث ، معنوية الإنحدار الذاتي من الدرجة الأولى والثالثة والرابعة؛ عدم معنوية معاملات المتوسطات المتحركة. هذا النموذج يشرح 84,24% من الإختلافات في المتغير التابع Y^* وقيمة F معنوية ($> 0,05$) مما يدل علي جودة النموذج. واتضح عدم تبعية البواقي للتوزيع الطبيعي (اختبار Jarque-Bere) وعدم وجود ارتباط تسلسلي بين البواقي.

4. بمقارنة الخطوط البيانية للقيم المقدرة اتضح تفوق تقديرات دالة التحويل علي نموذج ARIMA وبمقارنة مقاييس أخطاء التنبؤ اتضح أن مقاييس أخطاء التنبؤ في نموذج TFARIMA (4, 0, 4) أقل من نظرائها في نموذج ARIMA(4, 0, 4) .

التوصيات

توصي الدراسة بالآتي:

1. استخدام بيانات شهرية لقياس معدل التضخم حتي يمكن التمكن من قياس الأثر الموسمي (ان وجد) .
2. استخدام بيانات شهرية لقياس معدل التضخم مع تقسيم السلسلة الزمنية الي أقسام ، كل خاص بمرحلة إقتصادية (أو سياسية) معينة. مع إدخال متغير صوري لكل مرحلة ، وإجراء نموذج ARIMA و نموذج TFARIMA ومقارنة النتائج.

3. البحث عن متغيرات إضافية لدراسة التنبؤ بالتضخم ، حيث أن المتغيرات التي تم استخدامها في الدراسة تفسر 73% فقط في الإختلافات طبقا لنموذج $ARIMA(4, 0, 4)$ (4) بمعنى ان هناك 27% من الإختلافات نترجع الي اسباب أخرى ويشرح نموذج $TFARIMA(4, 0, 4)$ 84% من الإختلافات أي أن هناك 16% من الإختلافات ترجع لأسباب أخرى.
4. تطبيق أساليب مختلفة للتحليل العاملي مثل أسلوب تدوير المحاور (الفاريماكس) (Kaiser, 1958) أو الأكواماكس (Saunders, 1962) لتفسير متغيرات العوامل بطريق صحيحة في محاولة لتفسير الأوزان والعوامل بطريقة سليمة.
5. اتباع التحليل العاملي التوكيدي لإختيار الفرضيات المرتبطة بوجود أو عدم وجود علاقة بين المتغيرات والعوامل الكامنة ، كذلك لإختبار قدرة النموذج علي التعبير عن البيانات الفعلية وفي المقارنة بين عدة نماذج.
6. في حالة ثبات عدم معنوية تبعية بواقي تقدير النموذج للتوزيع الطبيعي ، يجب فحص السلسلة الزمنية ومعرفة عما إذا كان هناك قيم متطرفة في السلسلة أم لا أو البحث عن تحويلة أخرى للمتغير التابع .
7. ان يتم انحدار للمتغير التابع علي كل عامل من العوامل الناتجة من التحليل العاملي وذلك لإختيار أكثر المتغيرات قدرة علي التنبؤ ، واستبعاد المتغيرات غير المعنوية ، والإكتفاء بالمتغيرات المعنوية في تحليل نماذج بوكس-جينكنز ، مما يسهل من التطبيق العملي والواقعي .
8. توصي الدراسة باستخدام نموذج دالة التحويل مع نماذج بوكس - جينكنز الذي اثبت تفوقه علي نماذج بوكس - جينكنز بمفردها .

المراجع

المراجع العربية :

1. السعيد هتهات " النمذجة القياسية لظاهرة التضخم في الجزائر باستخدام نماذج ARCH في الفترة 1990-2020 ، جامعة قاصدي مرباح، ورقلة - الجزائر كلية العلوم الاقتصادية والعلوم التجارية وعلوم التسيير قسم العلوم الاقتصادية 2012.
2. ايمان عبد اللطيف مصطفى " العلاقة بين معدلات التضخم ومعدل النمو الإقتصادي - بالتطبيق علي الحالة المصرية خلال الفترة 1961-2018 ، المجلد 21، ص ص 105-130 ، 2020
3. بن علي حكيمة " اثر التضخم علي النمو الإقتصادي في الجزائر - دراسة قياسية للفترة 1990-2012 ، مجلة الإقتصاد بالصناعي ، المجلد السابع العدد الرابع.
4. جوجوراتزي ، دامودار "الإقتصاد القياسي : الجزء الثاني ، تعريب ومراجعة د. هند عودة ، دار المريخ للنشر ، المملكة العربية السعودية، 2015
5. رنا البطرني : مجلة الدراسات التجارية المعاصرة ، مجلد 7 ، العدد 11، 2021
6. سارة موفق عبد القادر وحياوي، هيام عبد المجيد.. تشخيص نماذج خطأ المخرجات الحركية و نماذج دالة التحويل : دراسة مقارنة .المجلة العراقية للعلوم الإحصائية،مج. 18، ع. 33 ، 2021.
7. سيدأحمد، إبراهيم محمد إبراهيم " دراسة مقارنة للتنبؤ بالسلاسل الزمنية متعددة المتغيرات باستخدام نموذجي دالة التحويل و الشبكات العصبية الاصطناعية "

، [URI: http://repository.sustech.edu/handle/123456789/11667](http://repository.sustech.edu/handle/123456789/11667)

.2015

8. عبد الوهاب السيد حجاج ونادر متولي " طريق مقترحة للتنبؤ بدوال التحويل

باستخدام الذكاء الاصطناعي " المجلة العلمية لقطاع كليات التجارة - جامعة الأزهر -

العدد 18، 2017.

9. غزال عبد العزيز عامر " الإقتصاد القياسي وتحليل السلاسل الزمنية (النظرية -

الطرق - التطبيقات)، (2015) التقييم الدولي : 4 3234 90 977 978 رقم

الإيداع 13175 / 2015.

المراجع الأجنبية

1. Bartholomew, D.J. "The Foundations of Factor Analysis" "Biometrika, Vol. 71, 1984, p. 221-232
2. Box, G. E. P. and D. Pierce. "Distribution of Residual Autocorrelations in Autoregressive-Integrated Moving Average Time Series Models." *Journal of the American Statistical Association*. Vol. 65, 1970.
3. Cattell, R.B. "The Scientific Use of Factor Analysis in Behavioral and Life Science" . Plenum Press, N.Y , 1979 .
4. Comrey, A.L. and Lee, H.B. "A First Course in Factor Analysis" 2d Edition, Lawrence Erlbaum Associates, Inc, N.J, 1992 .
5. Cooper, John C.B. "Factor Analysis: An Overview" *The American Statistician*, Vol.37, P.141-147 , 1983.
6. Dickey, D.A., and W.A. Fuller . "Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root". *Journal of the American Statistical Association* 74: 427–431, 1979
7. Fuller, W.A. *Introduction to Statistical Time Series*. 2nd ed. New York: Wiley, 1996.
8. Fruchter, B. "Introduction to Factor Analysis" D. Van Nostrand Company , N.Y , 1967.
9. Fuller, W. A. (1976). *Introduction to Statistical Time Series*. New York: John Wiley and Sons. [ISBN 0471-28715-6](#).
10. Gorsuch, R.L. "Factor Analysis" W.B. Saunders Company, Philadelphia, 1974.
11. Guha Banhi and Bandyopadhyay " Gold Price Forecasting Using ARIMA Model". *Journal of advanced Management Science*, Vol. 4, No. 2, 2016

12. Guttman, L. "Best Possible Systematic Estimates of Communalities" Psychometrika, Vol. 21, P. 273-285, 1956 .
13. Kheir El Din H. and Abou Ali H. " Inflation Growth in Egypt: Is there is a Threshold Effect?", Egyptian Center for Economic Studies, (FCFS), 2008
14. Harman, H.H. "Modern Factor Analysis" 3rd Edition, The University of Chicago Press, Chicago and London. 1976.
15. Harris D, Inder B. A test of the null hypothesis of cointegration. 1992 .
16. Joreskog, K.G.: "Testing A Simple Structure Hypothesis in Factor Analysis" Psychometrika, Vol. 31, pp. 165-178, 1966.
17. *Jarque, Carlos M.; Bera, Anil K. "A test for normality of observations and regression residuals". International Statistical Review. 55 (2): (1987).*
18. Kaiser. H.F. "The Varimax Criterion for Analysis Rotation in Factor Analysis" Psychometrika, vol. 23. pp. 187-200, 1958.
19. Kim, J.O and Mueller, C.W.: "Factor Analysis: Statistical Methods and Practical Issues" Sage Publications. Inc, Beverly Hills, London, 1978 (b).
20. Kim, J.O and Mueller, C.W.: "Introduction to Factor Analysis" Sage Publications, Inc, Beverly Hills, London 1978 (a).
21. Lawley, D.N. and Maxwell, A.F.: "Factor Analysis as A statical Method" Butterworth and co . (publishers)Ltd, London, 1963.
22. Phillips, P. C. B.; Perron, P. "Testing for a Unit Root in Time Series Regression" (PDF). Biometrika. 75 (2): 335–346, (1988).