

دراسة مقارنة لنموذجي ARIMA و ANN للنتبؤ بأسعار السكر العالمية

مؤمن محمد الحنجوري

أحمد فتحي أبو قمر

جامعة الأزهر - غزة

تاريخ الاستلام

2018/8/14

تاريخ القبول

2019/1/29

ملخص:

تناول هذا البحث أسلوبين من أساليب تحليل بيانات السلاسل الزمنية والنتبؤ بها، حيثُ هدف باستخدام الأسلوبين إجراء مقارنة بين نماذج بوكس وجينكز Box and Jenkins وأسلوب الشبكات العصبية Artificial Neural Networks (ANN) للنتبؤ بأسعار السكر العالمية، من خلال دراسة وتحليل بيانات السلسلة الزمنية لمؤشر أسعار السكر العالمية خلال الفترة الزمنية يناير 1988 وحتى يناير 2018. حيث تمّ المفاضلة بين النماذج المقدرّة من خلال استخدام خمسة معايير إحصائية.

وتوصّل البحث إلى أنّ النموذج الأمثل لتمثيل البيانات من بين نماذج ARIMA هو النموذج (0.1.1) ARIMA ، وتمّ اختيار هذا النموذج بناءً على المعايير الإحصائية أهمّها استخدام معيار Akaike Information Criterion (AIC)، بينما عند استخدام أسلوب الشبكات العصبية ANN تمّ التنبؤ بالقيم من خلال بعض الدوال والأوامر بواسطة المدخلات والمخرجات للمتغيرات، حيث تمّ اختيار عدد الخلايا العصبية الخفية وعدد الفجوات عن طريق منهجية التجربة والخطأ.

إنّ تحليل بيانات أسعار السكر عكس تفوّق نموذج السلاسل الزمنية ARIMA وأعطى تنبؤات أكثر دقة مقارنة بنماذج الشبكات الاصطناعية العصبية ANN. لذا فإننا ننصح باستخدام أكثر من نموذج واحد للنتبؤ بالقيم المستقبلية لأي سلسلة. كلمات مفتاحية: السلاسل الزمنية، التنبؤ، بوكس و جنكينز، الشبكات العصبية الاصطناعية، أسعار السكر العالمية.

Abstract:

The research involves two methods of analyzing and forecasting time series data. The two methods aimed at comparing the Box and Jenkins models and the Neural Networks method (ANN) to forecast global sugar prices by studying and analyzing the time series data for the global sugar price index during the Time period from January 1988 to January 2018. There was a tradeoff between the estimated models using five statistical criteria.

The research found that the best model for data representation from ARIMA models is ARIMA (0.1.1). This model was selected based on statistical criteria, most notably the use of the Akaike Information Criterion (AIC), whereas the use of ANN method during some of the functions and orders by input and output variables, where the number of hidden neurons and the number of gaps were chosen from the method of experiment and error.

The analysis of sugar price data reverses the superiority of the ARIMA time series model and gives more accurate predictions than the synthetic neural network models ANN. Therefore, we recommend using more than one model to predict the future values of any series.

Keywords: Time Series, Forecasting, Box and Jenkins, ARIMA, ANN, Global sugar prices.

مقدمة:

ارتفع متوسط استهلاك الفرد العالمي من السكر، بما يقارب خمسة أضعاف على مدى القرن الماضي، وقبل ألف عام تقريباً، انحصار استهلاك السكر في أغراض علاجية وكمادة حافظة ونوع من التوابل، بجانب التحلية الصفة الرئيسية المعروف بها السكر. كان السكر حتى القرن السابع عشر، من السلع الثمينة والغالية الثمن، لكن وبمرور الوقت، تحول السكر لسلعة ضرورية ذات استهلاك يومي، وبسعر في متناول الجميع.

ومن الواضح جلياً أنَّ السكر كسلعة عرف الكثير من الخسائر خلال السنوات الماضية بفعل الرسوم التي فرضتها الهند وكذلك التحذيرات المتكررة التي تطلقها منظمة الصحة العالمية، بشأن ضرورة ترشيد استهلاك السلعة البيضاء، وتأثر السكر أيضاً بعد نشر منظمة الصحة العالمية تقريراً يوضح نسبة ملحوظة في مرض السكري على مستوى العالم.

وخلال ست سنوات مضت تراجعت أسعار السكر نحو 52% بفعل قرار من الهند - أكبر مستهلك بالعالم - بزيادة رسوم الاستيراد على السكر بنسبة 10% إضافية على النسبة السابقة 15% لتبلغ رسوم الاستيراد في الهند نسبة 25%، وهو الحد الأعلى لرسوم الاستيراد لديها.

وفي هذا البحث سوف نقوم بالتنبؤ المستقبلي لأسعار السكر استناداً إلى الأسعار العالمية من سنة 1988 إلى 2018، لتمكين متخذي القرار لمعرفة التنبؤات المستقبلية لأسعار السكر، باستخدام طرق إحصائية مناسبة، ومن هذه الطرق منهجية بوكس وجينكز $ARIMA(p,d,q)$ والشبكات العصبية الاصطناعية ANN، لتمكين متخذي القرار من وضع استراتيجيات خاصة لتأمين اقتصاد بلدانهم خاصة العربية.

إنّ تحليل السلاسل الزمنية من أهم أساليب علم الإحصاء والذي يعني بالتنبؤ بالمستقبل ومعرفة ما يطرأ على الظاهرة محل الدراسة من تغيرات بالزيادة أو النقصان خلال فترات زمنية متساوية، ومن هنا اكتسب هذا الأسلوب أهمية كبيرة في الوقت الحاضر، لأنّ متخذي القرار بحاجة ماسة إلى استشراف المستقبل لوضع الاستراتيجيات والخطط والمعالجات المطلوبة (السعدي، 2004).

إنّ الترابط بين التخطيط العلمي والتنبؤ وثيق جداً، حيث إنّ التنبؤ من عناصر الاشتغال بعلم المستقبلات لأنّ هذا العلم يعتمد على التنبؤ والتوقع العلمي اعتماداً كبيراً، حيث يتم من خلاله التعرف على احتمالات المستقبل الإيجابية والسلبية والاستعداد لمواجهةها من جانب، وتوسيع دائرة الاحتمالات الإيجابية من جانب آخر ليأتي دور التخطيط العلمي مستثمراً لعملية التنبؤ. ونؤكد هنا على الحاجة لوجود نظام دقيق للتنبؤ مستقبلاً يمكن الاعتماد عليه واتخاذ القرارات المناسبة والملائمة اعتماداً على بيانات الماضي، ولا بدّ أن يكون نظام التنبؤ موثقاً فيه، ويمكن الاعتماد عليه والتنبؤ به في المستقبل لاتخاذ القرار المناسب (غافل، 2013).

مشكلة البحث:

يعتبر السكر هو العملة المهمة التي يسعى المستثمرون في العالم لاستثمارها والمحافظة عليها من الأحداث السياسية العالمية والأوضاع الاقتصادية في الأسواق العالمية التي تتقلب كل يوم، حيث يتأثر السكر بهذه التقلبات، وبسبب التقلبات السياسية العالمية والأوضاع الاقتصادية المتذبذبة، فإنّ السكر يتأثر بهذه الظروف، فنلاحظ أنّ أسعار السكر تارة ترتفع وتارة أخرى تنخفض وبدون سابق إنذار وهذا كله يؤثر على المستثمرين وعلى تجارتهم ورؤوس أموالهم، كذلك فإنّ السكر من أكثر السلع التي تستخدم في الحياة اليومية عند كل الدول ويزداد الإقبال عليه يوماً بعد يوم. لذلك كثيراً ما تحتاج الدول والمستثمرون التنبؤ بأسعار السكر المستقبلية، باستخدام الطرق الإحصائية، وبناءً على ما سبق تتمحور مشكلة البحث في التساؤل الرئيسي التالي :

تحديد النموذج الأمثل من نموذجي ARIMA-ANN للتنبؤ بأسعار السكر العالمية.

أهداف البحث:

1. المقارنة بين نموذجي ARIMA و ANN للتنبؤ بأسعار السكر عالمياً.
2. اختيار النموذج الأفضل للتنبؤ بأسعار السكر عالمياً.
3. معرفة القيم التنبؤية لأسعار السكر في السنوات القادمة.

مصدر البيانات:

البيانات تتحدث عن أسعار كيلو السكر من شهر يناير 1988 وحتى يناير 2018 حيث تم الحصول عليها من الموقع INDEX MUNDI والموجود على الرابط التالي :

<https://www.indexmundi.com/commodities/?commodity=sugar&months=360>

الدراسات السابقة:

(طعمة، 2012): تناولت الدراسة تحليل السلاسل الزمنية باستخدام منهجية بوكس و جنكينز لإيجاد أفضل نموذج للتنبؤ بأعداد المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة الأنبار، و ذلك بالاعتماد على البيانات الشهرية للفترة (2006-2010)، و قد أظهرت نتائج تحليل البيانات أن النموذج الملائم لها هو نموذج الانحدار الذاتي و المتوسطات المتحركة التكاملية من الدرجة الثانية (ARIMA(2,1,0) و بالاعتماد على هذا النموذج تم التنبؤ بأعداد المصابين بالأورام الخبيثة شهرياً و لعامين قادمين، وقد كانت القيم التنبؤية متناسقة مع قيم السلسلة الأصلية بما يدل على كفاءة النموذج.

(الجبوري، 2010): تناولت هذه الدراسة التنبؤ بأسعار النفط العراقي للعام 2010 باستخدام السلاسل الزمنية و استخدمت الدراسة طريقتين للتنبؤ هما أحد نماذج بوكس و جنكينز و أحد نماذج التسريح الأسّي المزدوج و المقارنة بينهما أيهما أكثر دقة في التنبؤ، و أظهرت النتائج أن استخدام نموذج بوكس و جنكينز أفضل من نموذج التسريح الأسّي المزدوج.

(Haidar and Pan, 2008): تناولت الدراسة استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ بأسعار البترول الخام، حيث تم دراسة استخدام نموذج التنبؤ بأسعار البترول في المدى القصير على أساس ثلاث طبقات للشبكة العصبية. كما اهتمت الدراسة بإيجاد بنية الشبكة المثلى، و تم اختبار عدد من المميزات باعتبارها مدخلات. و قد أظهرت النتائج أن تصميم الشبكة و الاختيار المناسب للمدخلات و استخدام طريقة التدريب قادرة على التنبؤ بدقة عالية.

(Moshiri and Foroutan, 2005): تناولت الدراسة مقارنة النماذج الخطية و غير الخطية للتنبؤ بأسعار البترول الخام أي المقارنة بين نماذج ARIMA و نماذج ANN ، و أثبتت نتائج التنبؤ تفوق الشبكات العصبية الاصطناعية ANN.

دراسة مقارنة لنموذجي ARIMA و ANN للتنبؤ بأسعار السكر العالمية

من الواضح أنَّ الدراسات السابقة قد فاضلت بين منهجية بوكس وجينكيز وأسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية في مواضيع متعددة ومختلفة، ولكن ما تضيفه هذه الدراسة أنَّها تعتبر دراسة فريدة في فلسطين والتي تستخدم هذه الطرق للتنبؤ بأسعار السكر العالمية.

وصف البيانات:

تمَّ اختيار السلسلة الخاصة بأسعار السكر العالمية، والبيانات المتوفرة والتي نحن بصدد دراستها وتحليلها وهي عبارة عن تسجيلات شهرية لأسعار السكر العالمية منذ شهر يناير 1988 إلى شهر يناير 2018 وتمثل 361 مشاهدة لدراساتها، ولقد كانت بيانات السلسلة المتمثلة بأسعار السكر العالمية عبارة عن سعر كيلو السكر بالدولار الأمريكي، حيث تمَّ الحصول عليها من موقع MUNDI INDEX.

تعتبر عملية جمع البيانات وتبويبها من أهم وظائف علم الإحصاء، حيث لا يمكن الاستغناء من هذه البيانات إلا إذا تمَّ جمع البيانات وعرضها في شكل جداول، وحساب بعض المؤشرات الإحصائية البسيطة التي تدلنا على طبيعة البيانات، ولأخذ فكرة عامة عن البيانات، سيتم عرض بعض الإحصاءات الوصفية لها كما يوضح الجدول التالي:

جدول (1): وصف بيانات أسعار السكر العالمية

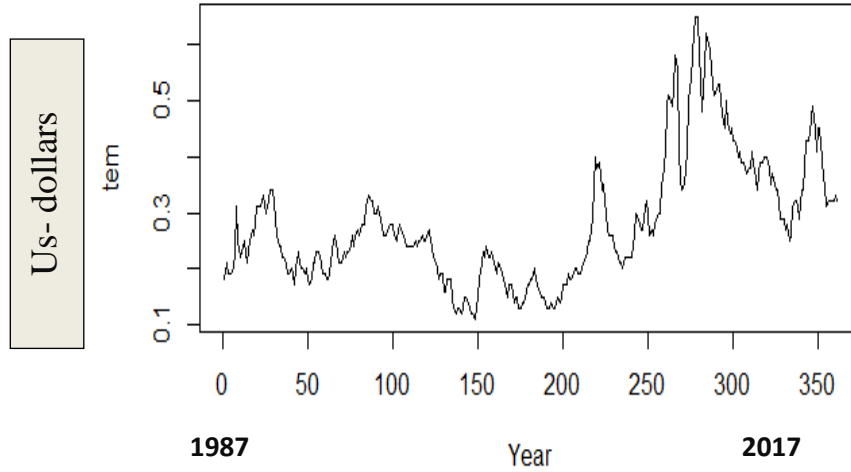
القيمة	الإحصاءات
361	(N) حجم العينة
0.11	أقل قيمة
0.65	أكبر قيمة
0.269	الوسط الحسابي
0.18	الوسيط

التنبؤ باستخدام منهجية بوكس وجينكيز:

أولاً: الفحص الأولي للبيانات (وصف سلسلة ARIMA من حيث الاستقرار):

من أجل وصف السلسلة الزمنية (ARIMA) يتم رسم مشاهداتها للتعرف على السكون والاتجاه العام لها، والشكل (1) يمثل رسم السلسلة الزمنية قيد الدراسة، ويعرض الشكل (1) المنحنى الزمني لسلسلة البيانات قيد الدراسة والذي يوضح وجود اتجاه عام بالزيادة على الفترة موضع الدراسة مما يعني أنَّ السلسلة غير ساكنة في المتوسط الحسابي، وبإمعان النظر في المنحنى الزمني لشكل (1) يمكن ملاحظة تغير التشتت حول مستوى السلسلة وبذلك تكون السلسلة غير ساكنة في التباين.

ویمقارنة الشكل (1) الذي تم الحصول عليه في التحليل والشكل (2) الذي تم الحصول عليه من موقع البيانات يتضح تقارب الشكلين بشكل كبير .



شكل رقم (1): المنحنى الزمني للسلسلة الأصلية من يناير 1988 حتى يناير 2018

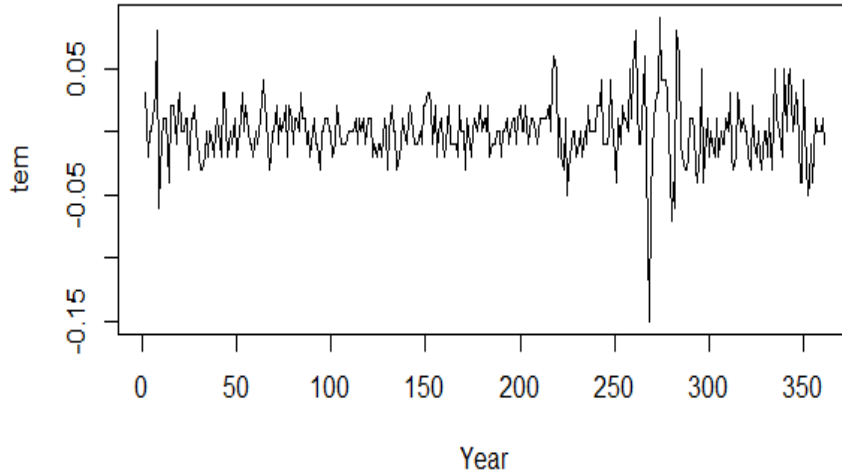


Description: Sugar (world), International Sugar Agreement (ISA) daily price, raw, f.o.b. and stowed at greater Caribbean ports

شكل (2): المنحنى الزمني للسلسلة الأصلية حسب موقع INDEX mundi

وزيادة في التأكد قمنا بإجراء اختبار ديكي فولر (ADF) Augmented Dickey Fuller ، واختبار **Test for Level Stationarity (KPSS)**، ووجدنا أن قيمة $(p\text{-value} = 0.2977)$ في

اختبار ديكي فولر أكبر من 0.05 مما يؤكد عدم سكون السلسلة، وكذلك اختبار KPSS p - (value = 0.01) أقل من 0.05 مما يؤكد أيضاً عدم استقرار السلسلة. ولجعل السلسلة ساكنة نحتاج إلى تحويلة مناسبة ثم نقوم بأخذ الفروق الأولى للوغاريتم السلسلة الأصلية لجعل السلسلة ساكنة.



شكل (3): المنحنى الزمني للفروق الأولى لسلسلة لوغاريتم السلسلة الأصلية

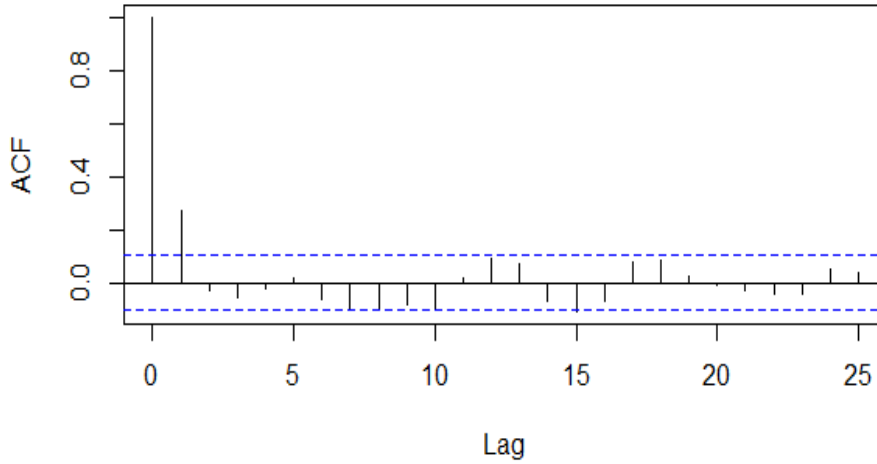
وبفحص الشكل السابق (3) يمكن القول بأنّ الخصائص الرئيسية للسلسلة بعد إجراء الفرق الأولى لسلسلة لوغاريتمات السلسلة الأصلية تبدو ساكنة، وتؤكد دالة الارتباط الذاتي المعروضة في الشكل (4) هذه الحقيقة حيث يلاحظ بأنّ غالبية القيم تقع داخل حدود فترة الثقة باستثناء قيمة أو قيمتان.

وللتأكد أيضاً نعيد اختبار ديكي فولر واختبار KPSS، ووجدنا أنّ قيمة P-VALUE في اختبار ديكي فيلر أقل من 0.05% (p-value = 0.01) مما يؤكد سكون السلسلة، وكذلك اختبار KPSS أكبر من 0.05% (p-value = 0.1) مما يؤكد أيضاً استقرار السلسلة، ويشير كل من الاختبارين رفض الفرضية العدمية التي تشير لعدم سكون سلسلة بيانات أسعار السكر العالمية. ونأتي الآن إلى تحديد رتبة الانحدار الذاتي P ورتبة الانحدار المتوسط q للنموذج ARIMA (P,1,q).

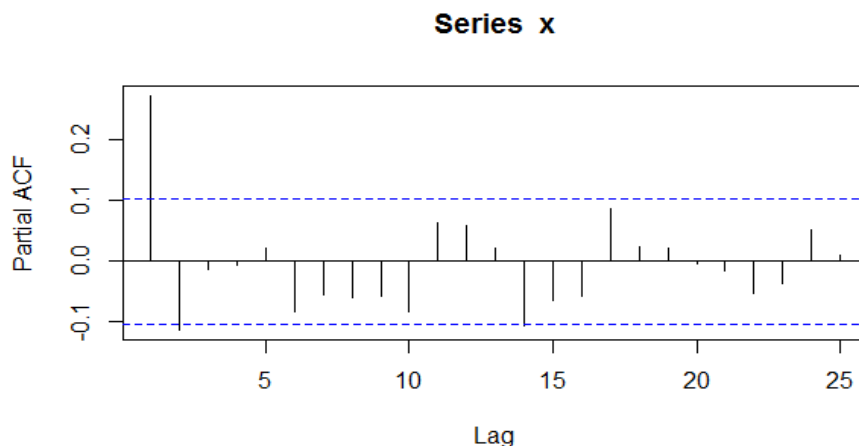
ثانياً: مرحلة التعرف وتقدير النموذج المبدئي (Model Estimation):

بعد أن تمّ تسكين السلسلة في المتوسط والتباين، تأتي مرحلة التعرف على النموذج المبدئي من خلال تحديد رتبة الجزء الخاص بالانحدار الذاتي AR والمعروفة بالرمز (p) ورتبة الجزء الخاص بالمتوسطات المتحركة MA والمعروفة بالرمز (q) ، وتعتمد هاتان الرتبتان في التقدير على أداتين أساسيتين، هما دالة الارتباط الذاتي المقدرّة للسلسلة والتي رمزنا لها سابقاً بالرمز $r(k)$ ودالة الارتباط الذاتي الجزئي المقدرّة والتي سبق ذكرها والتي رمزنا لها بالرمز ϕ_{kk} ، ويوضح الشكل (4) و الشكل (5) دالتي الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي المقدرتين للسلسلة بعد أخذ الفروق الأولى للواريتم السلسلة الأصلية، و بعد الفحص الدقيق لدالة الارتباط الذاتي ACF يتّضح أنّ الدالة تتقطع بعد الفجوة الزمنية الأولى، ممّا يدل على وجود معلمة لنموذج المتوسطات المتحركة، أي أنّ $q=1$ وكذلك بخصوص دالة الارتباط الذاتي الجزئي PACF فيتّضح أنّها تتقطع بعد الفجوة الزمنية الأولى، مما يدل على وجود معلمة واحدة لنموذج الانحدار الذاتي أي أنّ $P=1$ ومن خلال ما سبق نستنتج مبدئياً أنّ سلسلة الفروق الأولى للواريتم السلسلة الأصلية تتبع النموذج المبدئي $ARIMA(1, 1, 1)$.

Price



شكل (4): دالة الارتباط الذاتي ACF المقدرّة للسلسلة الساكنة



شكل (5): دالة الارتباط الذاتي الجزئي PACF المقدرة للسلسلة الساكنة

ومن خلال تقدير أفضل نموذج عبر برنامج R تبين أن أفضل نموذج هو $ARIMA(0,1,1)$. ولكي نحكم أي النموذج هو الأفضل نلجأ إلى اقتراح عدة نماذج مختلفة من نماذج بوكس وجنكز أو ما تُعرف بنماذج ARIMA إلا أننا قمنا باختيار النموذج الأفضل لكل سلسلة وهو النموذج الذي يعطي أقل قيمة لمقياس AIC و AICc. والجدول التالي يعرض النماذج التي تمّ تقديرها وقيم المعالم الخاصة بكل نموذج وقيمة اختبار (AIC) و (AICc) وذلك من أجل المفاضلة بينها وهي كالتالي:

جدول (2): نتائج اختبار AIC و AICc لنماذج ARIMA المقدرة

	θ_1	θ_2	ϕ_1	ϕ_2	AIC	RMSE	BIC
ARIMA(0,1,1)	.3097				-1706.9	0.02233	-1697
ARIMA(1,1,1)	0.339		-0.032		-1702.9	0.02250	-1691
ARIMA(1,1,2)	1.2867	.286	-0.9644		-1706.8	0.02233	-1689
ARIMA(1,1,0)			0.2741		-1700.8	0.0226	-1693
ARIMA(0,1,2)	0.3058	-0.0119			-1704.9	0.02253	-1680

نلاحظ من خلال جدول (2) أنَّ النموذج $ARIMA(0.1.1)$ يمتلك أفضل النماذج لامتلاكه أقل قيمة BIC و AIC و $RMSE$ حيث كانت قيمة الاختبار تساوي -1697 و 0.02233 و -1706.9 على الترتيب.

وزيادة في التأكد ولكي نحسم أي النماذج أفضل نلجأ لاختبار Ljung-Box الرقمي نجد أنَّ $(p\text{-value}=0.5305 > 0.05)$ لنموذج $ARIMA(0,1,1)$ وأقل من 0.05 لباقي النماذج الأخرى مما يعني قبول فرضية العدم عند مستوى المعنوية 0.05 (قيمة الاختبار كانت معنوية) مما يؤكد أنه النموذج الأفضل.

وبالاعتماد على نتائج الجدول (2) يمكننا اشتقاق معادلة النموذج المقدر كما يلي:

$$\phi(B) \nabla^d y_t = \theta(B) \varepsilon_t$$

حيث: $\nabla^d y_t = (1-B)^d y_t$ ، $d > 0$

$$\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

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

بناءً عليه تكون معادلة النموذج $ARIMA(0.1.1)$:

$$\phi(B) = \nabla y_t = \theta(B) \varepsilon_t$$

$$Y_t = (1 - \theta_1 B) \varepsilon_t$$

$$Y_t = \varepsilon_t - \theta_1 B \varepsilon_t$$

$$Y_t = -\theta_1 B \varepsilon_t + \varepsilon_t$$

$$Y_t = -\theta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$Y_t = -0.3097 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t$$

ثالثاً: مرحلة التشخيص (Diagnostics Checking of the Model):

للتحقق من جودة نماذج $ARIMA$ المقدره لبيانات السلاسل الزمنية التي يتم دراستها، تمَّ رسم البواقي المعيارية لكل نموذج وكذلك تمَّ رسم دالة الارتباط الذاتي للبواقي وأيضاً تمَّ حساب إحصاء (Liung-Box) حيث كانت النتائج تشير إلى أنَّ دوال الارتباط الذاتي لجميع السلاسل الزمنية واقعة داخل حدود الثقة، كما أن النتائج أشارت لعدم معنوية إحصاء (Liung-Box) حيث القيمة الاحتمالية (P-Value) للاختبار أكبر من مستوى الدلالة 0.05، وهذه المرحلة من أهم مراحل التحليل الحديث وقد أجريت بعض الفحوص لتقويم النموذج منها تحليل السكون، وتحليل البواقي.

تحليل السكون:

لكي نتأكد من تحقيق شروط السكون لا بدّ من فحص تقديرات معالم الانحدار الذاتي التي تمّ الحصول عليها:

$$\theta_1 + \theta_2 < 1$$

$$\theta_2 - \theta_1 < 1$$

$$|\theta_2| < 1$$

وبالتعويض عن $\theta_1 = 0.3097$ ، $\theta_2 = 0$ في هذا الشرط نجد أنّ:

$$\theta_1 + \theta_2 = 0.3097 < 1$$

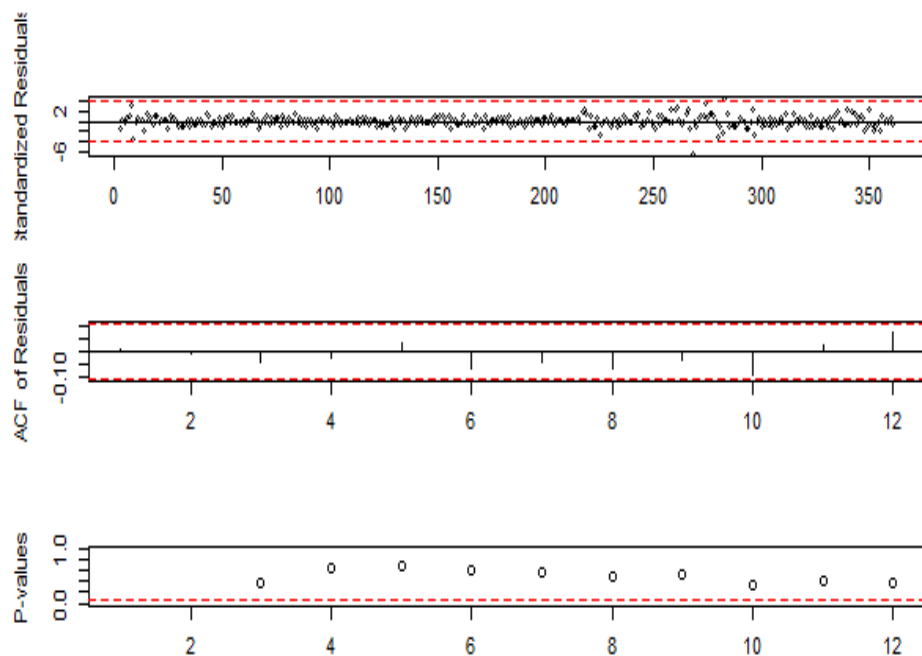
$$\theta_2 - \theta_1 = -0.3097 < 1$$

$$|\theta_2| = 0 < 1$$

وهذا يعني أنّ تقديرات النموذج الذي بين أيدينا يحقق شرط السكون.

تحليل البواقي:

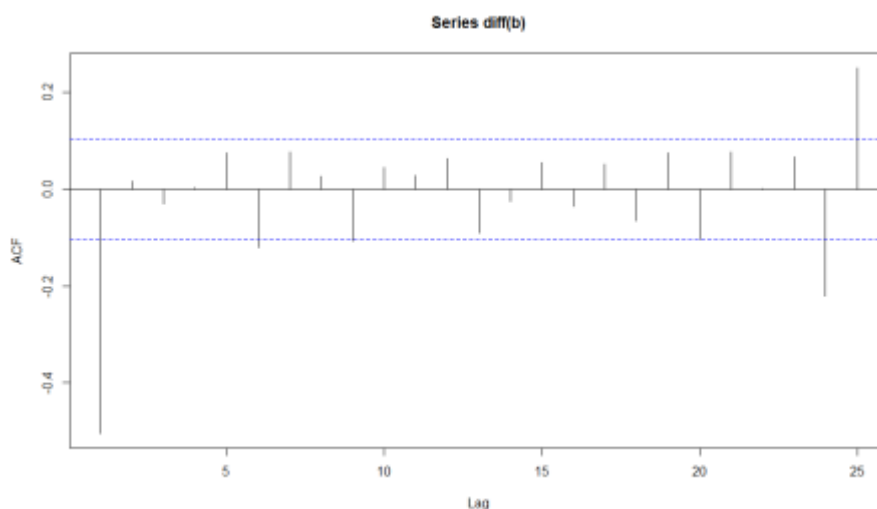
لا بدّ من أن يجتاز النموذج $ARIMA(0,1,1)$ عدد من الفحوص والاختبارات التشخيصية منها رسم البواقي وفحص دالة الارتباط الذاتي، واختبار بوكس وبيرس المعدل Liung-Box ، كي يتم التأكد ما إذا كان النموذج $ARIMA(0, 1,1)$ يمثل حقيقة العملية التي ولدت البيانات. ويعرض الشكل (6) رسم البواقي الذي يتضح من خلاله أنّ البيانات تنتشر بشكل عشوائي حول خط الصفر، وهو خالي من كل الأنماط والتحركات المنتظمة، ويؤكد ذلك رسم دالة الارتباط الذاتي ومن الشكل ذاته نلاحظ أنّ جميع معاملات الارتباط الذاتي تقع داخل حدود فترة الثقة، باستثناء قيمة واحدة أو اثنتان ويمكن إهمال ذلك حيث من المتوقع عملياً وجود أحد معاملات خارج حدود الثقة في الفجوات البعيدة . وهذا يعني أنّ البواقي (الأخطاء) تمثل تغيرات عشوائية.



شكل (6): البواقي للنموذج (نتائج تشخيص) $ARIMA(1,1,0)$

فحص نموذج الفروق الأولى لسلسلة البواقي:

ومن خلال شكل (7) التالي الذي يوضح دالة الارتباط الذاتي للفروق الأولى لبواقي النموذج $ARIMA(0,1,1)$ نجد أنها $MA(1)$ وهذا يؤكد بأن البواقي تمثل تغيرات عشوائية بحتة.



شكل (7): دالة الارتباط الذاتي للفروق الأولى لبواقي النموذج $ARIMA(0,1,1)$

دراسة مقارنة لنموذجي ARIMA و ANN للتنبؤ بأسعار السكر العالمية

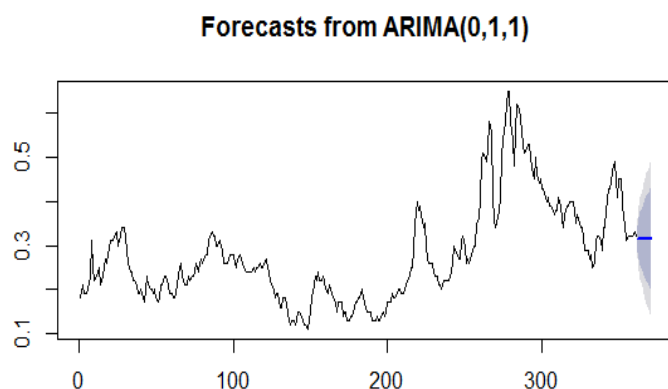
من خلال اختبار Ljung -Box نجد أن $(P\text{-value}=0.4493 > 0.05)$ عند جميع الفجوات (5, 10, 15, 20, 25) وهذا يؤكد أيضاً أن البواقي عشوائية. وخلاصة جميع هذه الاختبارات والفحوص التشخيصية التي أجريت تحت بند تحليل البواقي والنتيجة من مخرجات توفيق النموذج $(0, 1, 1)$ ARIMA للبيانات أعطت نفس النتائج وهذا يزيد من الثقة في كفاءة هذا النموذج في تحليل بيانات السلسلة محل الدراسة.

رابعاً: مرحلة التنبؤ:

في هذه الخطوة سنقوم باستخدام النموذج الرياضي المقترح في عملية التنبؤ بالقيم المستقبلية لسلسلة أسعار السكر العالمية، حيث إننا سنقوم بحذف آخر عشر قيم من السلسلة الأصلية، و من ثم التنبؤ بالقيم المحذوفة و مقارنتها بالقيم الأصلية ومعرفة أي النماذج أقرب الى القيم الحقيقية وكانت النتائج كما في الجدول التالي:

جدول (3): القيم المتنبأ بها من نموذج $(0.1.1)$ ARIMA لسنة 2017

الشهر	التنبؤات	القيم الحقيقية	95%lower	95%Upper
مارس	0.4455248	0.45	0.271	0.3601
إبريل	0.4455248	0.40	0.243	0.3888
مايو	0.4455248	0.36	0.222	0.4090
يونيو	0.4455248	0.35	0.206	0.4255
يوليو	0.4455248	0.31	0.206	0.4399
أغسطس	0.4455248	0.32	0.191	0.4528
سبتمبر	0.4455248	0.32	0.179	0.4645
أكتوبر	0.4455248	0.32	0.167	0.4754
نوفمبر	0.4455248	0.32	0.156	0.4856
ديسمبر	0.4455248	0.33	0.146	0.4952



شكل(8) : القيم المتنبأ بها للأشهر من 2017-3 و حتى 2017-12 لنماذج ARIMA

التنبؤ باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية(ANN):

إنَّ الشبكات العصبية الاصطناعية بوصفها أحد مجالات الذكاء الاصطناعي تعمل على تمثيل عقل الإنسان عن طريق شبكة من المعطيات الرقمية (التي تمثل الخلية العصبية) متصلة بروابط موزونة (التي تمثل الروابط بين الخلايا) والتي تتم معالجتها بواسطة نموذج رياضي محدد، فالمعطيات لوحدها لا تقوم بأي تأثير، أمَّا إذا اتحدت هذه المعطيات مع الأوزان فإنها تؤدي إلى تحديد المهمة المطلوبة من الشبكة العصبية.

* اختيار نموذج الشبكة العصبية:

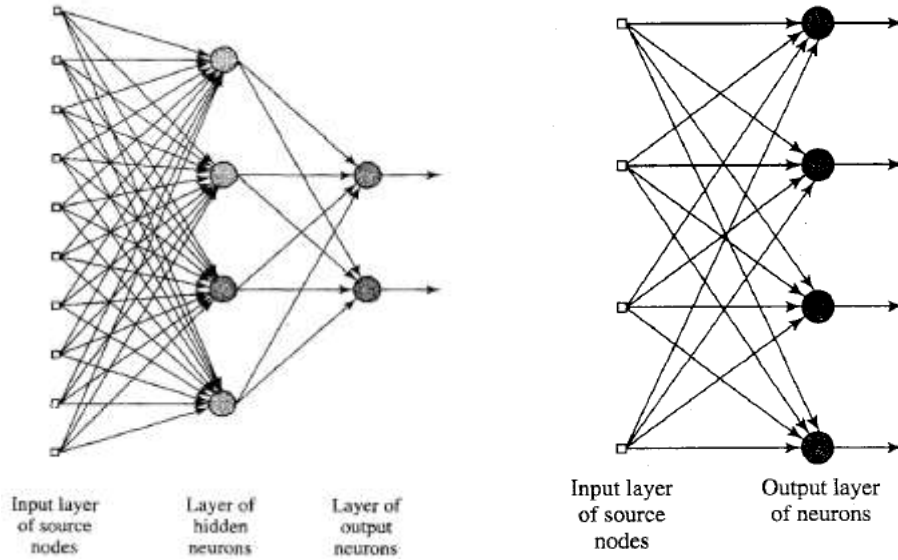
وقد استخدمنا برنامج R لتركيب نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية (ANN) للسلاسل الزمنية، وقد تمَّ اختيار نموذج ANN من خلال بعض الدوال والأوامر بواسطة المدخلات والمخرجات للمتغيرات، حيث تمَّ اختيار عدد الخلايا العصبية المخفية وعدد الفجوات عن طريق منهجية التجربة والخطأ، واختيار عدد الطبقات المخفية يحتاج للخبرة أكثر من التقنية الرياضية.

*الشبكات العصبية الأمامية لأسعار السكر العالمية:

تتحرك المعلومات في هذه الشبكة في اتجاه واحد فقط، إنَّها تتحرك إلى الأمام من خلال إدخال وإخراج الطبقات المخفية (إن وجدت)، وإذا كانت الشبكة أمامية التغذية تحتوي على طبقة مدخلات وطبقة مخرجات فقط بدون طبقات مخفية يطلق عليها شبكات عصبية أمامية التغذية وحيدة

الطبقة شكل (9)، أما إذا احتوت الشبكة الأمامية على الأقل على طبقة مخفية واحدة فإنها تُصبح شبكة أمامية متعددة الطبقات Multi-Layered Feed-Forward Neural Networks أو ما يعرف بـ Multi-Layered Perceptrons (MLP) Networks كما في الشكل (10) (Haykin , 1994).

نبدأ بإدخال واحد مع 5 وحدات في طبقة مخفية، وتعتبر هذه العملية وظيفة تنشيط لوجستية متعددة الطبقات، حيث استخدمت وحدات طبقات مخفية في تطبيق هذه الدراسة (5,10,15,20,25,30,35,40,45,50,55) مع فجوات مختلفة من 1 إلى 15، نتابع تدني القيم من خلال جدول (4) أفقياً وعمودياً حتى نصل إلى القيمة التي توقف هذا التدني، وهي القيمة (0.0098).



شكل (10): شبكة أمامية متعددة الطبقات

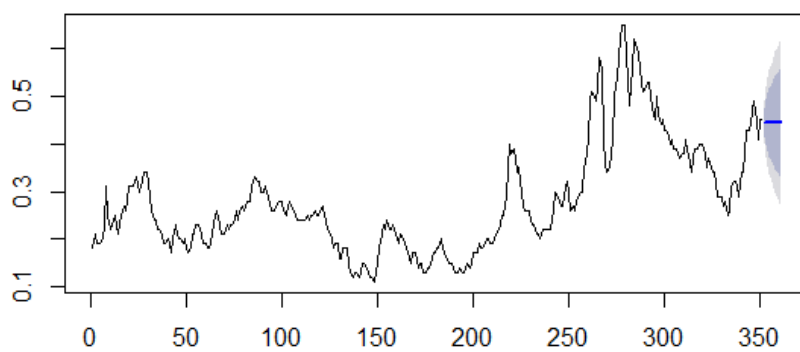
شكل (9): شبكة أمامية ذات طبقة واحدة

جدول (4): نتائج RMSE لنموذج الشبكات العصبية

عدد وحدات الطبقات العصبية														
	5	10	15	20	25	30	35	40	45	50	55	60	65	
1	0.0232	.0232	.0232	.0232	.0232	.0232	.0232	.0232	.0232	.0232	.0232	.0232	.0232	
2	0.0213	.0209	.0208	.0208	.0208	.0209	.0208	.0207	.0209	.0207	.0208	.0207	.0207	
3	0.0202	.0201	.0200	.0187	.0186	.0186	.0186	.0185	.0184	.0185	.0183	.0183	.0184	
4	.0201	.0200	.0199	.0171	.0163	.0162	.0161	.0169	.0168	.0166	.0167	.0166	.0167	
5	.0200	.0199	.0171	.0162	.0157	.0155	.0156	.0155	.0145	.0155	.0156	.0154	.0156	
6	.0199	.0171	.0162	.0150	.0147	.0144	.0143	.0145	.0143	.0144	.0147	.0143	.0144	
7	.0171	.0162	.0150	.0136	.0128	.0130	.0130	.0128	.0130	.0130	.0132	.0130	.0131	
8	.0162	.0150	.0136	.0125	.0120	.0121	.0117	.0120	.0121	.0122	.0123	.0121	.0122	
9	.0150	.0136	.0125	.0122	.0115	.0110	.0114	.0113	.0113	.0115	.0114	.0114	.0116	
10	.0136	.0125	.0122	.0114	.0109	.0105	.0109	.0107	.0107	.0108	.0098	.0108	.0108	
11	.0125	.122	.0144	.0105	.0102	.0102	.0101	.0100	.0099	.0098	.0099	.0101	.0101	
12	.0122	.0121	.0105	.0095	.0093	.0085	.0089	.0084	.0093	.0099	.0091	.0090	.0090	
13	.0121	.0105	.0098	.0092	.0085	.0082	.0081	.0082	.0082	.0083	.0082	.0080	.0082	
14	.0105	.0098	.0096	.0088	.0080	.0079	.0079	.0078	.0075	.0076	.0079	.0077	.0077	
15	.0098	.0096	.0088	.0081	.0075	.0074	.0070	.0069	.0070	.0068	.0069	.0077	.0077	

القيم الحقيقية	التنبؤات	الشهر
0.45	0.4552919	يناير
0.40	0.4603241	فبراير
0.36	0.4650363	مارس
0.35	0.4693804	أبريل
0.31	0.4733242	مايو
0.32	0.4768533	يونيو
0.32	0.4799701	يوليو
0.32	0.4826915	أغسطس
0.32	0.4850445	سبتمبر
0.33	0.4870624	أكتوبر

Forecasts from ARIMA(0,1,1)



شكل (11): القيم المتنبأ بها للأشهر من 1-2018 وحتى 11-2018 للشبكات العصبية

time

جدول (6): قياسات الدقة لنموذجي ANN و ARIMA

Measuring Accuracy	ANN model	ARIMA model
RMSE	0.0231	0.02250
MSE	0.003	0.03
MAPE	6.038	5.917
MAE	0.0165	0.01613
MASE	1.015	0.9877

وكما هو واضح أعلاه من جدول (6) نجد أن نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية أعطى قيمة أكبر للمعايير الخمسة السابقة بالرغم من تقارب القيم، وهذا يعني أن تنبؤات السلاسل الزمنية أقرب إلى القيم الفعلية من تنبؤات الشبكات العصبية.

وكما هو واضح فإن أسلوب السلاسل الزمنية متفوق على أسلوب الشبكات العصبية وفق المعايير الإحصائية السابقة. إذ تم الحصول على نتائج ذات قيم أقل للمعايير الإحصائية المستخدمة لحساب أخطاء التنبؤ. لذلك يعتبر أسلوب السلاسل الزمنية هو الأسلوب الأفضل والأكثر دقة للتنبؤ بالقيم المستقبلية للسلسلة الزمنية قيد الدراسة، وبناءً عليه سيعتمد أسلوب السلاسل الزمنية هو النموذج النهائي للدراسة، ويمكن الاعتماد عليه في التنبؤ المستقبلي لسلسلة بيانات أسعار السكر العالمية.

النتائج (Conclusions):

تعتبر دراسة أسعار السكر والتنبؤ بها من بين الدراسات الأكثر صعوبة ذلك للحجم الكبير من المتغيرات الاقتصادية و السياسية والطبيعية التي يمكن أن تؤثر على هذه السلعة الاستراتيجية، ولكن ومع التطور الكبير الذي شهدته النماذج القياسية، خاصة النماذج المتعلقة بالسلاسل الزمنية والشبكات العصبية أصبح من الممكن نمذجة سلسلة أسعار السكر ودراسة تطوراتها وتحديد أرقام يمكن أن تقترب من الأسعار الحقيقية لهذه السلعة.

وتعتبر كل من نماذج ARIMA ونماذج الشبكات العصبية أدوات جيدة وأعطت نتائج مقبولة في فترة بناء النموذج وفترة اختبار القدرة التنبؤية للنموذج المقترح. ومن خلال تحليل البيانات المتوفرة واستخدام منهجية بوكس - جنكينز وأسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية، في النهاية خلصنا إلى النتائج التالية:

1. تم تطبيق المراحل الأربع لبناء نموذج ARIMA وكان أفضل نموذج تم الوصول إليه باستخدام المعايير الإحصائية هو نموذج ARIMA (0.1.1)، وتم فحص ملائمة النموذج المقترح إحصائياً باستخدام المعايير الإحصائية واستخدامه للتنبؤ.
2. تم فحص توقعات أسعار السكر مع قيم معلومات مختلفة، مع الأخذ بعين الاعتبار العدد المختلف للطبقات المخفية والفجوات المختلفة. ووجد الباحث أن القيم الدنيا ل RMSE للسلاسل الزمنية هي 0.0098 في 50 طبقة مخفية و 11 فجوة. وعلى الرغم من أن نماذج الشبكات العصبية غالباً ما تعطي تنبؤات أفضل من نماذج ARIMA إلا أن نموذج ARIMA أعطى تنبؤات أفضل للتطبيق على بيانات السلسلة. مع العلم أن تنبؤات نموذج الشبكات العصبية قريب جداً من نموذج ARIMA مما يعطي مؤشر على احتواء السلسلة الزمنية على أنماط غير خطية.
3. إن صلاحية نماذج الشبكات العصبية للتطبيق في الواقع العملي لنماذج التنبؤ تؤكد تسهيل مهمة اتخاذ القرارات، إذ إن هذه النماذج تحقق لعملية التنبؤ التطور المستهدف منها.
4. بعد المفاضلة بين نموذج ARIMA (0.1.1) ونموذج الشبكات العصبية وجد أن النموذج الأفضل هو نموذج السلاسل الزمنية وذلك باستخدام عدة معايير هي (MSE-RMSE - MASE- MAE-MAPE). إذ تم الحصول على نتائج ذات قيم أقل للمعايير الإحصائية المستخدمة لحساب أخطاء التنبؤ.

التوصيات (Recommendations):

- بناءً على ما تم إنجازه خلال البحث تم تقديم مجموعة من التوصيات والمقترحات التي نأمل أن تحقق الفائدة المتوقعة منها لكل الجهات المعنية بأسعار السكر العالمية والمهتمين، كما يلي:
1. الأخذ بنتائج هذا البحث والصيغة المعتمدة للتنبؤ من قبل الجهات ذات العلاقة لاعتماده على أسلوب علمي ملائم للتنبؤ، ونوصي باستخدام نماذج السلاسل الزمنية للتصنيف لكفاءته في التصنيف، بمعدلات خطأ أقل من نماذج الشبكات العصبية، وحساسية عالية للنموذج.
 2. استخدام أساليب وطرق إحصائية أخرى للتنبؤ بأسعار السكر العالمية ومقارنتها مع نتائج هذا البحث.
 3. استخدام نماذج شبكات عصبية أخرى مع نماذج بوكس - جنكينز مثل الشبكات العصبية المتكررة والتي تتميز باحتفاظها بأحداث الماضي.
 4. يجب على واضعي السياسات الاقتصادية والمسؤولين في فلسطين والدول العربية الاستعانة بهذه الدراسة لاقتراح خطة لمواجهة تنبؤات الارتفاع في أسعار السكر.

المراجع:

- السعدي، سامي، (2004). "مقارنة بين طريقة المربعات الصغرى وطريقة بوكس جنكنز في تحليل السلاسل الزمنية"، رسالة ماجستير غير منشورة، مكة المكرمة، جامعة أم القرى، السعودية.
- الجبوري، (2010). "التنبؤ بأسعار النفط العراقي للعام 2010 باستخدام السلاسل الزمنية"، العراق.
- طعمة، سعدية، (2012). " تحليل السلاسل الزمنية باستخدام منهجية بوكس و جنكنز"، جامعة الأنبار ، العراق.
- عبد النور، عادل، (2002). "الشبكات العصبية الاصطناعية"، جامعة الملك سعود، السعودية.
- غافل، أمل، (2013). "استخدام نماذج بوكس - جنكنز في التنبؤ بإنتاج الطاقة الكهربائية"، مجلة جامعة كربلاء العلمية، العدد (2)، الجامعة المستنصرية، بغداد.

المراجع الأجنبية:

- Haykin, Simon, (1994). " Neural Networks. A Comprehensive Foundation", Macmillan College, New York.
- Haidar, Kulkarni, and Pan.(2008). "Use of neural networks to predict crude oil price".
- Moshiri and Foroutan,(2005). "Find that several series corresponding to crude oil prices contain units roots".

<http://www.indexmundi.com/commodities/?commodity=crude-oil&months>.