

Prediction of maintenance time using time series

Dr. Ayman Youssef*
Dr. Hatem Mamoud**
Taghreed ali***

(Received 21 / 6 / 2016. Accepted 21 / 1 / 2017)

□ ABSTRACT □

This research includes a methodology to study the times of machine repairs of the recorded data for the time of Breakdown Time as a time series, and to analyze them in order to arrive at the best predictive model of repair times for later periods. In order to make decisions and measures for the proper planning of maintenance activities, Jenkins In building the four-phase time series model, recognition, estimation, diagnosis and prediction, The R-code package was applied to statistical applications and programmers.

The results showed that the smallest value of Bayesian Information Criterion (BIC) was AR (1) and MA (0). The predicted model is AR (1) and can be written in general form Autoregressive Integrated Moving Average ARIMA (1, 0, 0) for the studied time series.

After checking the stationary of the time series, the machine repair time was predicted for five subsequent periods, and the new time series was plotting.

Keywords: predictive maintenance, time to repair , time series analysis, Box-Jenkins methodology

* Associate Professor, Department of Design and Production Engineering, Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.

** Associate Professor, Department of Design and Production Engineering, Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.

*** Postgraduate Student, Department of Design and Production Engineering, Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.

التنبؤ بزمن الصيانة باستخدام السلاسل الزمنية

الدكتور أيمن يوسف*

الدكتور حاتم المحمودي**

تغريد علي***

(تاريخ الإيداع 3 / 4 / 2017. قُبِلَ للنشر في 13 / 7 / 2017)

□ ملخص □

يتضمن هذا البحث منهجية لدراسة أزمنة إصلاحات الآلات باستخدام البيانات المسجلة التي تخص زمن إصلاح الأعطال Breakdown Time كسلسلة زمنية، والعمل على تحليلها للوصول إلى أفضل نموذج تنبؤي بأزمنة الإصلاح لفترات لاحقة بغية اتخاذ القرارات والتدابير اللازمة للتخطيط الجيد لأنشطة الصيانة، تم دراسة استقرار السلسلة ومن ثم استخدمت منهجية Box-Jenkins في بناء نموذج السلسلة الزمنية وفق أربعة مراحل هي التعرف والتقدير والتشخيص والتنبؤ، تم تطبيق الحزمة البرمجية R لإجراء التطبيقات والبرامج الإحصائية. أظهرت النتائج أن أصغر قيمة للمعيار BIC (Bayesian Information Criterion) المحدد لنموذج ARMA أعطى نموذج التنبؤ AR(1) و MA(0) والذي يمكن كتابته بالشكل العام ARIMA(1, 0, 0) للسلسلة الزمنية المدروسة. بعد التحقق من استقرار السلسلة، تمت عملية التنبؤ بزمن إصلاح الآلة لفترات لاحقة، ورسم السلسلة الزمنية الجديدة.

الكلمات المفتاحية: الصيانة التنبؤية، زمن الإصلاح، تحليل السلاسل الزمنية، منهجية Box-Jenkins .

* أستاذ مساعد - قسم هندسة التصميم والإنتاج - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية
** أستاذ مساعد - قسم هندسة التصميم والإنتاج - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية
*** طالبة دراسات عليا (دكتوراه) - قسم هندسة التصميم والإنتاج - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية

مقدمة:

يعيش العالم وسط ثورة تقنية واقتصادية هائلة معتمدين في ذلك استعمال مقاييس اقتصادية واجتماعية، طورت هذا العالم باتجاه العصر الصناعي وعصر التكنولوجيا والمعلومات، كان الاهتمام بدراسة الزمن وإدخاله كعامل أساسي يؤثر على جملة التحولات والتبدلات التي تطرأ على الظواهر المدروسة والمشاهدة دوراً هاماً في التنبؤ ومعظم تقنياته وأهمها السلاسل الزمنية.

الصيانة التنبؤية (PDM) Predictive Maintenance

الصيانة التنبؤية هي مجموعة من الأنشطة التي تكشف عن تغيرات في الحالة المادية للمعدات مع الزمن (علامات الفشل) من أجل تنفيذ أعمال الصيانة المناسبة لتحقيق أطول عمر خدمي للآلات بدون ازدياد خطر الأعطال، أو هي الصيانة المتمركزة على التنبؤ بالعطل، وظيفتها الرئيسية هي جمع البيانات التاريخية للمعدات قيد التشغيل مثل الكثافة، والتدفق، والضغط، والاهتزاز، ودرجة الحرارة، والجهد، المقاومة الكهربائية، ومن خلال دراستها وتحليلها يتم تحديد المشاكل المحتملة في المستقبل، [1]

أنواع الصيانة التنبؤية

تم تصنيفها إلى نوعين وفقاً لطرق الكشف عن إشارات الفشل:

1. Condition-based predictive maintenance تعتمد هذه الصيانة على أجهزة رصد الحالة بشكل مستمر أو دوري للكشف عن إشارات الفشل.

2. Statistical-based predictive maintenance تعتمد هذه الصيانة على البيانات الإحصائية من التسجيل الدقيق لتوقيات عناصر ومكونات المصنع من أجل تطوير نماذج التنبؤ بالفشل.

إن عيوب الصيانة التنبؤية تكمن في التكلفة العالية، حيث أن تدريب العاملين في المصنع بكفاءة وفعالية على تطبيقها يتطلب تمويلاً كبيراً، وكذلك تعتمد بشكل كبير على المعلومات المسجلة والتفسير الصحيح لهذه المعلومات، رغم العيوب السابقة، فإن الصيانة التنبؤية وفق الدراسات الاستقصائية المستقلة تؤمن وفورات صناعية وظيفية:

- تخفيض تكاليف الصيانة 25% إلى 30%، وتصل عائدات الاستثمار الى 10 مرات أفضل.

- القضاء على الأعطال 70% إلى 75%، وتخفيض وقت التوقف عن العمل 35% إلى 45%.

- الزيادة في الإنتاج 20% إلى 25%. [2]

تقسم تقنيات التنبؤ Forecasting techniques والتي تعتبر حلقة وصل بين صيانة المعمل والموثوقية، الجاهزية، الإنتاجية، قابلية الصيانة، البيئة الخارجية إلى نوعين:

تقنيات نوعية Qualitative (subjective) techniques: تستخدم في ظل غياب البيانات المؤرشفة، وتقوم

على الحكم الشخصي أو الخبرة.

تقنيات كمية Quantitative (objective) Techniques: تستخدم مع البيانات المؤرشفة العديدة المتوفرة

من آلات قديمة، وتستند على الطرق الرياضية والإحصائية، واستخدام هذه التقنيات أفضل ويعطي نتائج أكثر مصداقية من التقنيات النوعية التي تشمل معظم حالاتها عدم الموثوقية والجاهزية وتكون أقرب إلى الدراسات النظرية وتستخدم للتنبؤ ذات الأفق الطويل [3].

هذا البحث قائم على التقنيات الكمية للتنبؤ والصيانة التنبؤية المعتمدة على البيانات الإحصائية من السجلات الميدانية في ورشة الصيانة عن الآليات الموجودة في محطة الحاويات ودرستها، تم تطبيق البحث على إحدى الآليات

(حاضنات الحاويات) وهي SCH23 والتي تعتبر نموذج للآلات الفعالة والتي يعتمد عليها كبير وتعكس واقع العمل الحقيقي، والموجودة في محطة حاويات مرفأ اللاذقية (LICT) Lattakia International Container Terminal

أهمية البحث وأهدافه:

تأتي أهمية البحث من أهمية التنبؤ وتقنياته والتي تبرز من العلاقة بين عشوائية حدوث العطل والتنبؤ، فكلما زادت العشوائية كلما زادت أهمية التنبؤ، وتحليل السلاسل الزمنية الدور الأساسي في عمليات اتخاذ القرار ورسم السياسات المستقبلية لعمليات الصيانة، إن ضرورة وجود تقنية صيانة مغايرة للصيانة الدورية تسمح بتعظيم جاهزية والموثوقية وهنا تبرز أهمية الصيانة التنبؤية المعتمدة على البيانات التاريخية حيث أن تعطل الآلة عن العمل يؤدي إلى توقف العمل بالتالي، تأخر في تقديم الطلبات للعملاء وبقاء السفن مدة أطول في الميناء، علاوة على ذلك المبالغ الضخمة التي سوف تدفع كتكاليف للصيانة وغرامات للتأخير.

هدف البحث ايجاد منهجية لدراسة أزمنا إصلاحات الآلات المستخدمة في محطة حاويات مرفأ اللاذقية والعمل على تحليلها للوصول إلى أفضل نموذج تنبؤي بأزمنا الإصلاح لفترات لاحقة، والهدف من ذلك اتخاذ القرارات والتدابير اللازمة للتخطيط الجيد لأنشطة الصيانة، وزيادة زمن التشغيل أي زيادة عمر الآلة.

منهجية البحث:

بعد جمع البيانات الخاصة بزمان صيانة الأعطال التي تمت على الآليات الموجودة في محطة حاويات مرفأ اللاذقية (LICT). تم معالجة بيانات حاضنة الحاويات SCH23 والتي تخص زمن الإصلاح لكل ثلاثة أيام للفترة (1/1/2016-30/12/2016) كسلسلة زمنية والعمل على تحليلها للوصول إلى أفضل نموذج تنبؤي بزمان إصلاح الأعطال لفترات لاحقة، ثم رسم المخططات الضرورية المتعلقة بها وكتابة الاستنتاجات والتوصيات. الأدوات المستخدمة في هذا البحث البيانات التي تم تجميعها لدى محطة حاويات مرفأ اللاذقية، حاسوب شخصي محمول CORE i5 CPU و RAM 8G ونظام تشغيل Windows 7 وبرامج معالجة البيانات والتقيب عنها Microsoft Structured Query Language [SQL]، وتطبيق الحزمة البرمجية الإحصائية R، تم إجراء البحث ضمن جامعة تشرين ومحطة حاويات مرفأ اللاذقية (LICT) في الفترة الزمنية من الشهر 1 وحتى الشهر 12 من العام 2016.

تقنيات التنبؤ الكمية Quantitative Forecasting Techniques

المتوسط المتحرك البسيط Simple Moving Averages. المتوسط المتحرك المرجح Weighted Moving Average. تحليل الانحدار Regression Analysis. التمهيد الأسّي Exponential Smoothing. التنبؤ الموسمي Seasonal Forecasting، منهجية Box-Jenkins للسلاسل الزمنية [3].

تعتبر السلاسل الزمنية من أهم تقنيات التحليل التنبؤية ويتم استخدامها على نطاق واسع، الفرق الأساسي ما بين السلاسل الزمنية وغيرها من النماذج التنبؤية الأخرى هو أن السلاسل الزمنية تأخذ بعين الاعتبار المتغيرات المتغيرة مع الزمن بينما النماذج التنبؤية الأخرى فإن عنصر الزمن في البيانات المتاحة إما قد تم تجاهله أو لم يكن متاح. [1] السلسلة الزمنية: مجموعة من المتغيرات العشوائية يتم فهرستها وفقاً للترتيب الذي يتم الحصول عليه في الوقت المناسب وقد تكون هذه الفترات دقائق أو ساعات أو أيام أو أسابيع أو شهور أو سنوات، تحتوي السلسلة الزمنية على

متغيرين أحدهما الزمن (المتغير المستقل) t والثاني قيمة الظاهرة (المتغير التابع) x ، مثلاً سلسلة زمنية من تسلسل المتغيرات العشوائية $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ حيث x_1 متغير عشوائي يدل على قيمة السلسلة عند الفترة الزمنية الأولى t_1 ، x_2 متغير يدل على قيمة الفترة الزمنية الثانية، وهكذا.... ويأخذ التابع الشكل $x=f(t)$. [3، 4]

إن الهدف الأساسي من تحليل السلاسل الزمنية هو تطوير نماذج رياضية والتي تقدم وصفاً منطقياً وواضحاً لبيانات العينة والتنبؤ بالقيم المستقبلية والذي عادة ما يمثل الهدف النهائي من تحليل السلاسل الزمنية. [4]

يتم عرض السلسلة الزمنية في صورة جدول أو خط أو منحنى بياني يعرف بالمنحنى الزمني *time series* *plot*، يعتمد نموذج السلسلة الزمنية بالدرجة الأولى على عنصر الزمن كعامل مستقل لتحديد وتفسير الظاهرة المدروسة واستعمال قيم المتغير التابع لفترات سابقة أي سلوك هذا المتغير في الماضي.

منهجية B-J للسلاسل الزمنية Box-Jenkins Time Series Models .

تم الاعتماد على نماذج السلاسل الزمنية والتي اعتمدها العالمان Box-Jenkins في هذا البحث، حيث أن هذه النماذج تقدم تنبؤات ممتازة لكنها تتطلب بيانات واسعة وحسابات معقدة ولكن مع تقدم نظم قواعد البيانات فقد تم استخدام برامج متقدمة لدراسة هذه النظم ونذكر دراستين:

1- استخدم (H- YIP et al, 2014) منهجية Box-Jenkins للسلاسل الزمنية للتنبؤ بتكاليف صيانة معدات البناء حيث أن التنبؤ الدقيق بتكلفة الصيانة في المستقبل يسهل مهام دعم اتخاذ القرار، وتحديد ميزانية المعدات، وتخطيط الموارد واستبدال الآليات، وذكروا أن تكلفة الإصلاح تشكل 37% من تكلفة الآلة على مدى عمرها الافتراضي، أكدوا أن النمذجة الإحصائية توفر أفضل منهج تنبؤي لتكاليف الصيانة، اعتمدوا البيانات التاريخية للتكاليف ودرسوها كسلسلة زمنية، ولتحسين النموذج التنبؤي أضافوا استهلاك الوقود كسلسلة زمنية أخرى، بالنتيجة كانت السلسلة مستقرة والنموذج التنبؤي للتكاليف كان من نوع ARMA ولم تحدد درجته [6].

2- درس (D- CHIRAG et al, 2017) استهلاك طاقة الأبنية كسلسلة زمنية مدعومة بأجهزة المراقبة التي يتم نشرها في المباني، حيث تم تسجيل استهلاك الطاقة كل ساعة، أكدوا أن نماذج التنبؤ بالطاقة لها أهمية كبيرة في مراقبة استهلاك الطاقة والكشف عن الأخطاء في أنظمة البناء والتنبؤ باستهلاك الطاقة يؤثر على معدات الطاقة وصيانتها، وتم التركيز على النموذج ARIMA ولم تحدد درجته [7].

يحتاج تحليل السلاسل الزمنية إلى تحديد حجم ودور مركبات التغيرات الأساسية التي تتألف منها السلسلة الزمنية المدروسة وهذه المركبات هي:

- 1- مركبة تغيرات الاتجاه العام Trend Line: هي التغيرات التي تطرأ على قيم السلسلة بحكم تطورها العام خلال الزمن ونرمز لهذه التغيرات بالرمز T.
 - 2- مركبة التغيرات الموسمية Seasonal Variations: هي التغيرات التي تطرأ على قيم السلسلة زيادة أو نقصان بسبب فصول السنة أو أشهرها التقويمية ونرمز لها بالرمز S.
 - 3- مركبة التغيرات الدورية Cyclical Fluctuations: هي التغيرات التي تحدث على قيم السلسلة الزمنية بسبب الدورات الطبيعية أو الاجتماعية أو الأحداث الدورية ونرمز لها بالرمز C.
 - 4- مركبة التغيرات العشوائية Random Variations: هي التغيرات التي تحدث على قيم السلسلة لأسباب عشوائية أو طارئة ونرمز لها بالرمز R، ويفترض أن يكون متوسطها معدوم. [8]
- يوجد نوعان من السلاسل الزمنية: السلاسل الزمنية المستقرة والسلاسل الزمنية غير المستقرة.

تكون السلسلة الزمنية مستقرة (ساكنة) stationary time series إذا كانت الخصائص الإحصائية لهذه السلسلة ثابتة مع الزمن مثل المتوسط Mean، والتباين Variance، والتغاير Covariance حيث التغاير بين أي متغيرين يعتمد على الفجوة الزمنية الفاصلة بينهما فقط، وتكون غير مستقرة إذا كانت هذه الخصائص الإحصائية غير ثابتة مع الزمن وفي منهجية بوكس-جينكينز الشرط الأساسي هو استقرار السلسلة، فإذا كانت غير مستقرة nonstationary series حيث يكون لها اتجاه عام أو تشتت القيم غير ثابت حول المتوسط، فهناك العديد من التحويلات الرياضية التي تطبق على بيانات السلسلة وجعلها مستقرة، أهم هذه التحويلات هي أخذ فروق السلسلة (الفروقات الأولى أو الثانية) إذا كانت السلسلة غير مستقرة في المتوسط أو أخذ فروق اللوغاريتمات (الفروق الأولى أو الثانية) إذا كانت غير مستقرة في التباين.

نماذج السلاسل الزمنية بوكس-جينكينز Box-Jenkins Time Series Models

يتم بناء نموذج السلسلة الزمنية في هذا البحث وفق منهجية (B-J) عبر أربعة مراحل هي التعرف Identification، والتقدير Estimation، والتشخيص Diagnostic Checking والتنبؤ Forecasting. طبعاً قبل تنفيذ هذه المرحلة يجب التأكد من استقرار السلسلة أي ثبات المتوسط والتباين مع مرور الزمن. تقدم نماذج Box-Jenkins للسلاسل الزمنية تنبؤات ممتازة ولهذه النماذج نوعان أساسيان هما نماذج الانحدار الذاتي autoregressive (AR) models و نماذج المتوسط المتحرك the moving average (MA) models.

نماذج الانحدار الذاتي (AR)

إن القيمة الحالية للسلسلة الزمنية تعتمد على القيم السابقة للسلسلة ذاتها وترتبط معها، نموذج الانحدار الذاتي ذو المرتبة p يرمز له بالرمز $AR(p)$ يعطى بالعلاقة:

$$x_t = c + \theta_1 x_{t-1} + \theta_2 x_{t-2} + \dots + \theta_p x_{t-p} + \varepsilon_t \quad (1)$$

حيث $t=1, 2, 3, \dots, n$ طول السلسلة الزمنية أو عدد المشاهدات.

$\theta_1, \dots, \theta_p$ معاملات نموذج الانحدار الذاتي، $1 \leq \theta \leq 1$ حيث c تمثل ثابت

تمثل ε_t متغيرات عشوائية غير مرتبطة مع بعضها أو التغيرات غير المنتظمة في السلسلة وتسمى الاضطرابات الهادئة (white noise) ولها متوسط ثابت يساوي الصفر وتباين ثابت القيمة رمزه σ_ε^2 .

معامل الارتباط الذاتي (ACF) Autocorrelation Function

هو مقياس يقيس قوة الارتباط بين قيم الظاهرة $\{x_t\}$ في فترات زمنية مختلفة أو يقيس درجة الارتباط بين أي متغيرين من المتغيرات التي تقع ضمن نفس السلسلة الزمنية ويعطى بالعلاقة:

$$\rho(k) = \frac{E[(x_t - \mu)(x_{t-k} - \mu)]}{E(x_t - \mu)^2} = \frac{\gamma(k)}{\gamma(0)} \quad k=0,1,2,\dots \quad (2)$$

حيث $\rho(k)$ معامل الارتباط الذاتي للسلسلة المستقرة عند الفجوة k ويقاس الارتباط الخطي بين المتغيرات على نفس السلسلة الزمنية والتي تبعد عن بعضها البعض فجوة زمنية مقدارها k .

التغاير الذاتي عند الفجوة الزمنية k للسلسلة الساكنة. $\gamma(k)$

$\gamma(0)$ تباين السلسلة الساكنة. μ هو الأمل الرياضي للسلسلة $E(X_t)$

قيم $\rho(k)$ تقع ضمن المجال $[-1,1]$ ، كذلك قيمة $\rho(k)$ متماثلة حول الفجوة $K=0$ أي أن $\rho(-k) = \rho(k)$ لذلك نكتفي عادة برسم معامل الارتباط الذاتي من أجل قيم k الموجبة فقط، وإن $\rho(k)$ تستخدم في التعرف على النموذج الأولي للسلسلة، ويتم تقدير دالة الارتباط الذاتي للسلسلة الساكنة بالعلاقة التالية:

$$r(k) = \hat{\rho}(k) = \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (X_t - \bar{X})(X_{t+k} - \bar{X})}{\sum_{t=1}^n (X_t - \bar{X})^2} \quad (3)$$

حيث تشير \bar{X} إلى الوسط الحسابي للسلسلة [10]

تابع الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) Partial Autocorrelation Function

لهذا التابع دوراً هاماً في التعرف على النموذج الملائم للبيانات الزمنية المدروسة والتي يتم تحليلها وفق منهجية بوكس-جينكينز، ويعرف معامل الارتباط الخطي للعملية المستقرة $\{X_t\}$ عند الفجوة الزمنية k بأنه معامل الارتباط الخطي بين المتغيرين X_t, X_{t-k} بعد حذف تأثير المتغيرات التي تقع بينهما وهي $X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, X_{t-k+1}$ ويرمز لمعامل الارتباط الجزئي عند الفجوة k بالرمز ϕ_{kk} ، حيث $k=1, 2, \dots$

تابع الارتباط الذاتي الجزئي هو علاقة تابعة بين معاملات الارتباط الخطي الجزئي ϕ_{kk} والفجوة الزمنية k . قيم ϕ_{kk} تقع ضمن المجال $[-1,1]$ وإذا كانت ϕ_{kk} مساوياً للصفر فهذا يعني أنه لا توجد علاقة خطية جزئية بين أي متغيرين الفاصل الزمني بينهما k ولكن قد توجد علاقة جزئية غير خطية بينهما. في نماذج المتوسط المتحرك (MA) فإن القيمة الحالية للسلسلة الزمنية (قيمة المشاهدة في الفترة الحالية) تعتمد على الأخطاء العشوائية السابقة والحالية ويرمز له بالرمز $MA(q)$ وذلك عند المرتبة q ، يعطى بالعلاقة:

$$x_t = c + \varepsilon_t + \psi_1 \varepsilon_{t-1} + \psi_2 \varepsilon_{t-2} + \dots + \psi_q \varepsilon_{t-q} \quad (4)$$

$\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_q$ بارامترات نموذج المتوسط المتحرك

يمكن الجمع بين نموذج الانحدار الخطي ذو الرتبة p ونموذج المتوسط المتحرك ذو الرتبة q لنحصل على النموذج $ARMA(p, q)$ ، حيث يتم أولاً تحديد مرتبة النموذج عن طريق تحليل الارتباط الذاتي ثم يتم بعدها حساب قيم البارامترات والهدف من ذلك عادة هو العثور على نموذج يناسب بشكل كاف البيانات مع الحد الأدنى لعدد من المعلمات. [5] ويعرف هذا النموذج بالصورة التالية:

$$x_t = c + \varepsilon_t + \theta_1 x_{t-1} + \theta_2 x_{t-2} + \dots + \theta_p x_t - \psi_1 \varepsilon_{t-1} - \psi_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \psi_q \varepsilon_{t-q} \quad (5)$$

P رتبة الانحدار الذاتي وهي عبارة عن عدد القيم الماضية المستخدمة أو تسمى فترات التباطؤ، فإن كان $(p=1)$ يطلق على النموذج نموذج الانحدار من المرتبة الأولى $AR(1)$ وله الشكل: $x_t = c + \varepsilon_t + \theta_1 x_{t-1}$ وهكذا ...

q رتبة نموذج المتوسط المتحرك وتشير إلى عدد قيم الأخطاء الماضية المستخدمة في النموذج.

تم الإشارة سابقاً أنه من أجل تقدير النموذج يجب تحقيق شرط أساسي وهو أن تكون السلسلة الأصلية X_t مستقرة حيث يتم رسم المنحني الزمني للسلسلة وذلك لتوضيح النمط الذي يتطور به زمن الاصلاح وذلك للتعرف على السمات الرئيسية للسلسلة مثل الاتجاه العام والتشتت والاستقرار، فإن كانت مستقرة يجب التأكد من ذلك بحساب دالة الارتباط الذاتي المقدر للسلسلة ورسمها، فإذا كانت تتلاشى بسرعة بزيادة الفجوات الزمنية فالسلسلة مستقرة. أما إذا

كانت غير مستقر (nonstationary) يجب العمل على جعلها مستقرة، وذلك بأخذ الفروق ويعتبر عدد مرات الفروق المطلوبة لتحويل السلسلة إلى سلسلة مستقرة (stationary) درجة تكامل السلسلة. يقال أن السلسلة متكاملة من الدرجة أو الرتبة d إذا تتطلب أخذ الفروق d مرة لكي تصبح السلسلة مستقرة، وفي هذه الحالة يتحول النموذج من نموذج $ARMA(p, q)$ إلى نموذج الانحدار الذاتي والمتوسط المتحرك المتكامل $ARIMA$ (Autoregressive Integrated Moving Average) ويتميز هذا النموذج بثلاث رتب هي: P رتبة الانحدار الذاتي، d رتبة التكامل، q رتبة نموذج المتوسط المتحرك ويرمز له بالرمز $ARIMA(p, d, q)$ وعادةً ما تكون قيمة d صغيرة قد تأخذ إحدى القيم (0، 1، 2).

يمكننا كتابة النموذج $ARMA(p, q)$ بدلالة معامل التأخر أو معامل الفجوات الزمنية L حيث

$$X_t L = X_{t-1}, X_t L^2 = X_{t-2}, \dots, X_t L^i = X_{t-i} \quad (6)$$

وبالتالي يصبح النموذج كما يلي

$$L(\theta)X_t = c + L(\psi)\varepsilon_t \quad (7)$$

$$L(\psi)\varepsilon_t = (1 + \sum_{i=1}^q \psi_i L^i)\varepsilon_t \quad \text{و} \quad L(\theta)X_t = (1 - \sum_{i=1}^p \theta_i L^i)X_t \quad \text{حيث}$$

نود أن نشير إلى أن السلسلة الزمنية تكون مستقرة إذا كانت جميع جذور المعادلة $L(\theta) = 0$ تقع خارج دائرة الوحدة، يتم تحديد p, q اعتماداً على دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي، وعن طريق استخدام بعض المعايير مثل معياري Bayesian information criterion (BIC) و kaiké information criterion (AIC). [11]

النتائج والمناقشة

تم استخدام سجلات عام كامل من بيانات الصيانة على الآلية المدروسة، وتم التقييم على أساس السلسلة الزمنية التي تربط بين الزمن والوقت اللازم لإتمام عملية الصيانة.

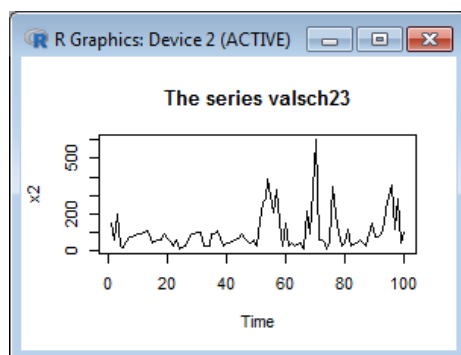
لتطبيق منهجية Box-Jenkins لتحليل السلاسل الزمنية لابد من دراسة استقرار السلسلة الزمنية لمعرفة فيما إذا كانت مستقرة (stationary) أم غير مستقرة (nonstationary) أو بمعنى آخر هل يوجد اتجاه عام محدد (Trend stationary) أو اتجاه عام عشوائي (Random Walk)، (منهم من يعتبر دراسة الاستقرار من مراحل المنهجية ومنهم من يعتبرها مرحلة سابقة للمنهجية) هناك ثلاث أدوات لاختبار استقرار السلسلة هي:

- | | |
|---|--|
| 1)- Graphical analysis | التحليل برسم السلسلة الزمنية |
| 2)- Correlogram or autocorrelation plot | رسم معاملات الارتباط |
| 3)- Unit root tests | اختبارات إحصائية (اختبارات جذر الوحدة) |

تم استخدام البرنامج الإحصائي R حيث يسمح بإجراء التطبيقات الإحصائية من جهة وبناء البرامج الإحصائية من جهة أخرى، وتطبيق المنهجية على الحاضنة 23 للحاويات (SCH23) Straddle Harbor Carrier.

1- التحليل برسم السلسلة الزمنية Graphical analysis .

تم رسم المنحني الزمني للسلسلة الزمنية المذكورة للآلية المدروسة كما هو موضح في الشكل (1).



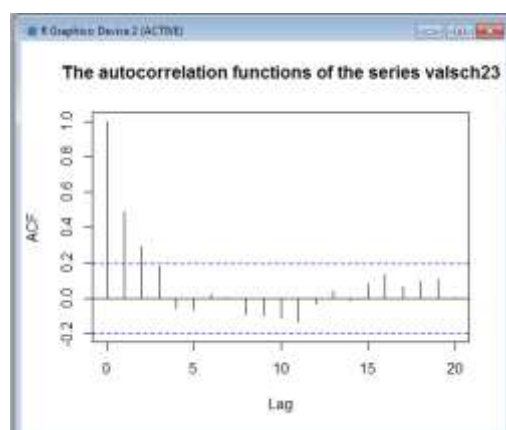
الشكل (1) يظهر المنحني الزمني للسلسلة الزمنية للحاضنة SCH23

يظهر الشكل (1) أن السلسلة الزمنية خالية من أي اتجاه عام عشوائي، بالتالي فالسلسلة الزمنية التي تمثل أزمدة إصلاحات الآلة SCH23 مستقرة مبدئياً وتم التأكد من ذلك بتطبيق رسم معاملات الارتباط الذاتية، والذاتية الجزئية.

(2) - رسم معاملات الارتباط الذاتية (ACF)، ومعاملات الارتباط الذاتية الجزئية (PACF).

(1-2) رسم معاملات الارتباط الذاتي Autocorrelation plot: تم حساب ورسم معاملات الارتباط الذاتية

(ACF) لإثبات استقرار السلسلة لهذه المرحلة والنتائج موجودة في الشكل (2).

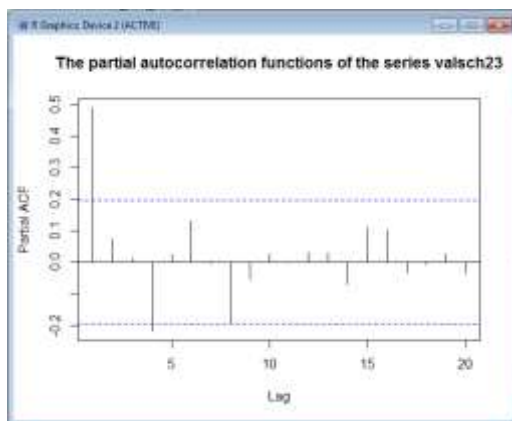


الشكل (2) يبين معامل الارتباط الذاتي لقيم السلسلة.

(2-2) رسم معاملات الارتباط الذاتية الجزئية (PACF) Partial Autocorrelation Function

تم حساب ورسم معاملات الارتباط الذاتية الجزئية (PACF) لإثبات استقرار السلسلة لهذه المرحلة والنتائج

موجودة في الشكل (3).



الشكل (3) يبين معامل الارتباط الذاتي الجزئي لقيم السلسلة.

من الملاحظ في الشكلين (2,3) أن دالة الارتباط الذاتي تتلاشى بسرعة مع زيادة الفجوات الزمنية وهذا يدل على استقرار السلسلة الزمنية المدروسة، كما أن دالة الارتباط الذاتي الجزئي تملك معامل ارتباط وحيد فوق مستوى الثقة.

لتأكيد هذا الاستقرار تم تطبيق اختبار ديكي - فولر Dickey-Fuller والذي يعطي نتائج دقيقة، وهو إحدى المنهجيات الأكثر استخداماً في هذا المجال، ويتألف من سلسلة من الاختبارات الإحصائية الموضحة [9] فيما يلي:

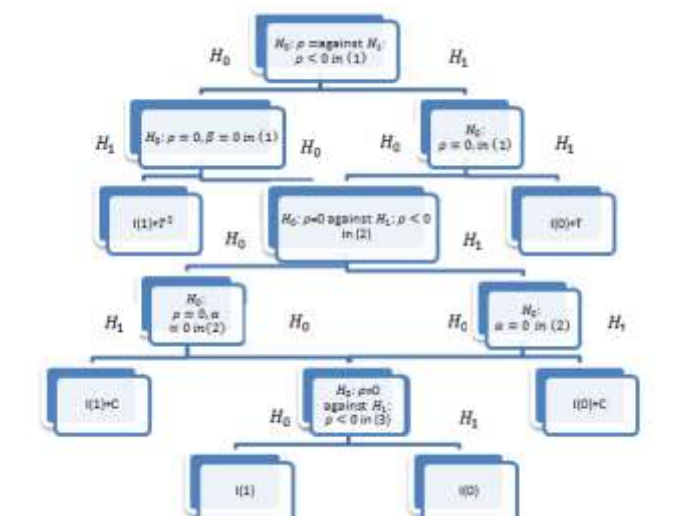
(3) اختبار ديكي - فولر Dickey-Fuller

تملك الخوارزمية ثلاث معادلات حيث كل معادلة تمثل نموذج تنبؤي، مبينة في الشكل (4).

$$\Delta Y_t = \rho Y_{t-1} + \alpha + \beta t + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (8)$$

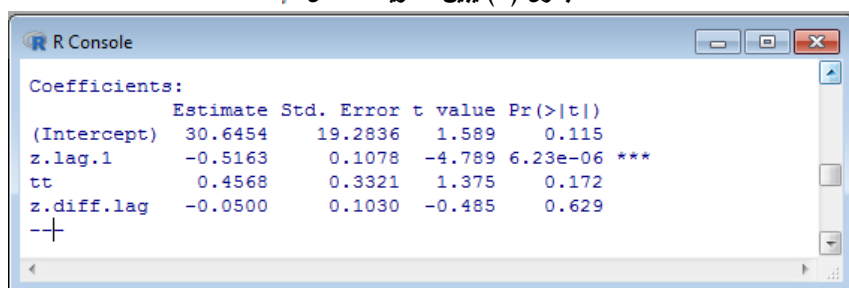
$$\Delta Y_t = \rho Y_{t-1} + \alpha + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (9)$$

$$\Delta Y_t = \rho Y_{t-1} + \sum_{i=1}^p \phi_i \Delta Y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (10)$$



الشكل (4) يبين مخطط خوارزمية ديكي - فولر Dickey-Fuller

يتم أولاً اختبار قيمة البارامتر ρ من خلال فرضيتي العدم والفرضية البديلة والنتائج موضحة في الجدول (1) :
 فرضية العدم: $H_0: \rho = 0$ أي يوجد جذر واحدة والسلسلة غير مستقرة.
 الفرضية البديلة: $H_1: \rho \neq 0$ أي لا يوجد جذر واحدة والسلسلة مستقرة.

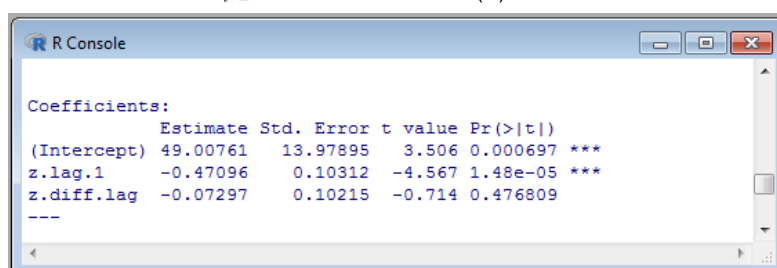
الجدول (1) يبين معنوية المعامل ρ


	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	30.6454	19.2836	1.589	0.115
z.lag.1	-0.5163	0.1078	-4.789	6.23e-06 ***
tt	0.4568	0.3321	1.375	0.172
z.diff.lag	-0.0500	0.1030	-0.485	0.629

من النتائج يستخلص أن قيمة p-value لاختبار (t-student) هي $p = 6.23e^{-06}$ أصغر بكثير من 0.05 ، بالتالي يتم رفض فرضية العدم أي لا يوجد جذر واحدة والسلسلة مستقرة ، وطبقت الخطوة الثانية من الخوارزمية (المعادلة 9) وهي اختبار البارامتر β والدال فيما إذا كان للسلسلة اتجاه عام (Trend) وبالنظر إلى النتائج يلاحظ أن قيمة اختبار (t-student) لهذا البارامتر تساوي $0.172 < 0.05$ ، بالتالي تقبل فرضية العدم التي تقول أن $\beta = 0$ أي لا يوجد اتجاه عام محدد.

بعد اختبار معاملات Coefficients النموذج العام المبني على فرض أن السلسلة تحتوي على حد ثابت واتجاه عام محدد وبعد أن تبين إحصائياً أن السلسلة لا تحتوي جذر الواحدة ($\rho \neq 0$) ولا على اتجاه عام ($\beta = 0$) تم الانتقال لاختبار معاملات النموذج رقم 2 المبني على فرض أن السلسلة لديها حد ثابت فقط.

بتطبيق المعادلة رقم 9 تم اختبار α و ρ والنتائج موضحة في الجدول (2).

الجدول (2) يبين معنوية المعاملين ρ و α


	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	49.00761	13.97895	3.506	0.000697 ***
z.lag.1	-0.47096	0.10312	-4.567	1.48e-05 ***
z.diff.lag	-0.07297	0.10215	-0.714	0.476809

بينت النتائج أن $P - value = 1.48e^{-05} > 0.05$ وبالتالي تم رفض فرضية العدم أي لا يوجد جذر واحدة وبالتالي لا يوجد اتجاه عام عشوائي (Random Walk) وبعد النظر إلى الحد الثابت α تم تشكيل الفرضيتين :
 فرضية العدم: $H_0: \alpha = 0$ عندها لا يكون هناك حد ثابت.
 الفرضية البديلة $H_1: \alpha \neq 0$ يكون لدينا حد ثابت.

بينت النتائج أن قيمة p-value لاختبار (t-student) هي $p = 0.000697 < 0.05$ بالتالي تم رفض فرضية العدم وقبلت الفرضية البديلة أي يوجد حد ثابت ولا يوجد جذر واحدة.

ملاحظة: من المعلوم أنه لو تم قبول فرضية العدم $H_0: \alpha = 0$ أي لا يوجد حد ثابت عندها كان يجب الانتقال إلى المعادلة 10 في اختبار ديكي- فولر Dickey-Fuller.

إن النتائج التي تم الحصول عليها من تطبيق المعادلات 8 و 9 تؤكد على ماتم التوصل اليه من خلال رسم السلسلة الزمنية و رسم معاملات Coefficients الارتباط الذاتية وهو استقرار السلسلة الزمنية، وبالتالي تم الانتقال إلى تطبيق باقي مراحل منهجية بوكس- جينكيز Box-Jenkins Time Series Models.

مراحل منهجية بوكس- جينكيز Box-Jenkins Time Series Models

المرحلة الأولى: التعرف Identification :

هي أهم خطوة في بناء نموذج السلسلة الزمنية ويقصد به التعرف على النموذج المبدئي الملائم لبيانات السلسلة الزمنية المدروسة، وتم ذلك باختبار رتب النموذج الثلاث (p,d,q) ، حيث اشار الرمز d إلى رتبة أو درجة الفروق الضرورية لاستقرار السلسلة الزمنية، p هي عدد المشاهدات السابقة التي تم إدراجها في النموذج الأولي الملائم، q عدد متغيرات الاضطرابات الهادئة التي شملها النموذج الملائم.

تم تطبيق هذه المرحلة باستخدام طريقتين أساسيتين، الطريقة الأولى اعتمدت على مخططات معاملات الارتباط الخطي الذاتية والجزئية، والطريقة الثانية هي عبارة عن اختبارات ومعايير إحصائية .

الطريقة الأولى اعتمدت على مخططات معاملات الارتباط الخطي الذاتية والجزئية:

من الشكليين (2) و(3) اللذين يمثلان (ACF) و(PACF) تمت ملاحظة أنهما قدما صورة واضحة تقريباً عن درجة النموذج حيث (ACF) تناقص وتلاشى تقريباً بعد ثلاث فجوات زمنية و (PACF) له معامل واحد معنوي بالتالي هو النموذج AR(1) أو يكتب بالشكل ARIMA(1, 0, 0) ، حيث $d = 0$ لأن السلسلة مستقرة بالتالي لم تكن الحاجة إلى أخذ الفروق، وللتأكد من النموذج المختار تم تطبيق الطريقة الثانية.

الطريقة الثانية: الاختبار الإحصائي اعتماداً على معيار Bayesian information criterion (BIC)

هو معيار استخدم لاختيار نموذج بين مجموعة محدودة من النماذج وتحديد درجة هذا النموذج. إن النموذج المختار يوافق أقل قيمة لمعيار (BIC) ، وتم مشاهدة ذلك من النتائج، حيث تم أخذ قيم q من 0 إلى 5 والأمر ذاته ل p وبتنفيذ الخوارزمية تم الحصول على النموذج AR(1) الموافق لأصغر قيمة لـ (BIC) وموجودة في الجدول (3).

الجدول (3) يبين قيم BIC

BIC	MA(0)	MA(1)	MA(2)	MA(3)	MA(4)	MA(5)
AR(0)	1214.236	1197.413	1199.630	1192.398	1196.769	1200.106
AR(1)	1191.759	1195.877	1200.197	1196.860	1200.740	1204.662
AR(2)	1195.838	1200.441	1204.076	1199.721	1204.285	1208.774
AR(3)	1200.424	1203.161	1203.277	1204.266	1208.780	1213.390
AR(4)	1199.651	1204.145	1205.458	1208.755	1213.358	1217.988
AR(5)	1204.027	1208.311	1208.980	1213.359	1217.964	1222.568

من الجدول (3) يظهر أن أصغر قيمة للمعيار BIC هي 1191.759 والتي توافق AR(1) و MA(0).

المرحلة الثانية: التقدير Estimation

بعد التعرف على النموذج المبدئي الملائم للبيانات المتاحة، توجب تقدير معالم هذا النموذج، وتم ذلك باستخدام طريقة الإمكانية (المعقولة) العظمى (Maximum Likelihood (ML)، بعد كتابة التعليمات المناسبة وتطبيق البرنامج تم الحصول على النتائج الموضحة في الجدول (4):

النتائج أشارت إلى القيمة المقدرة لمتوسط السلسلة $\hat{\mu} = 104.1903$ وللبارامتر $\hat{\theta}_1 = 0.4849$ وبالتالي تم استنتاج قيمة الحد الثابت المقدرة كما يلي: $\hat{\epsilon} = 104.1903 * (1 - 0.4849) = 53.66842$

الجدول (4) يبين قيم معاملات النموذج

```

R Console
ARIMA(1,0,0) with non-zero mean

Coefficients:
          ar1      mean
          0.4849 104.1903
s.e.:      0.0866  16.7941

sigma^2 estimated as 7778:  log likelihood=-588.97
AIC=1183.94  AICc=1184.19  BIC=1191.76
>

```

بالتالي تم كتابة النموذج التنبؤي بالشكل:

$$X_t = 53.66842 + 0.4849X_{t-1} + \hat{\epsilon}_t$$

$$\hat{\sigma}^2 = 7778$$

المرحلة الثالثة: التشخيص أو الفحص التشخيصي Diagnostic Checking

إن النموذج الذي تم الحصول عليه في مرحلة التعرف اعتمد على مجموعة من الفرضيات النظرية الخاصة بالعملية العشوائية التي ولدت البيانات والشكل العام للنموذج والتغيرات العشوائية وهذا يعني أن مقدرات المعالم والاستدلالات الإحصائية المختلفة ليس لها معنى إلا إذا كانت هذه الفروض صحيحة، لذلك يجب دراسة ملائمة هذه الفروض للسلسلة الزمنية المتاحة والتأكد من ملائمة النموذج المبدئي حتى يمكن استخدامه في التنبؤ وإلا يجب تعديل النموذج وإخضاع النموذج المعدل للاختبارات حتى الحصول على أفضل نموذج للبيانات المتاحة.

يعتمد تشخيص النموذج بصفة عامة على إجراء العديد من الفحوص والاختبارات أهمها اختبار معنوية معاملات النموذج وتحليل البواقي.

اختبار معنوية المعاملات: أي هل لهذه المعالم دلالة إحصائية أم لا، ويتم ذلك عن طريق اختبار

Z-statistic حيث يتم كتابة الفرضيتين: فرضية العدم: $H_0: \hat{\mu} = 0$ و الفرضية البديلة $H_1: \hat{\mu} \neq 0$

الفرضيتين الخاصتين بالبارامتر $\hat{\theta}_1$: فرضية العدم: $H_0: \hat{\theta}_1 = 0$ والفرضية البديلة $H_1: \hat{\theta}_1 \neq 0$

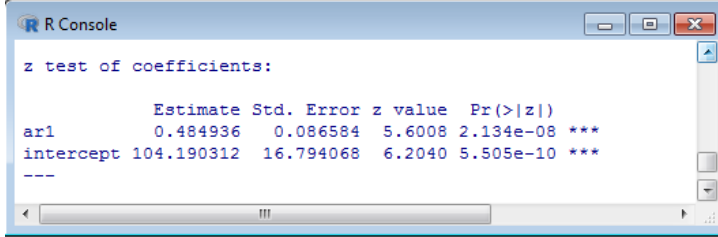
بعد تطبيق الاختبار تم الحصول على النتائج الموجودة في الجدول (5).

نلاحظ من النتائج أن قيمة p-value لاختبار Z-statistic الخاصة ب $\hat{\theta}_1$:

بالتالي $p - value = 2.134e^{-08} < 0.05$ ترفض فرضية العدم وتقبل البديلة أي $\hat{\theta}_1 \neq 0$ بالتالي $\hat{\theta}_1$ ذو دلالة إحصائية أو ذات معنى، والأمر ذاته ل $\hat{\mu}$ ، حيث أن قيمة p-value لاختبار : Z-statistic

بالتالي ترفض فرضية العدم وتقبل الفرضية البديلة ونستنتج $P - value = 5.505e^{-10} < 0.05$ إحصائياً أن متوسط السلسلة ليس صفري وهذا يشير إلى أن النموذج لديه حد ثابت لا يساوي الصفر أي له دلالة إحصائية.

الجدول (5) يبين قيم اختبار معنوية المعاملات.



```

R Console
z test of coefficients:
      Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
ar1      0.484936   0.086584   5.6008 2.134e-08 ***
intercept 104.190312 16.794068   6.2040 5.505e-10 ***
---

```

المرحلة التالية من تشخيص النموذج هي تحليل البواقي.

تحليل البواقي (الأخطاء) Residuals Analysis

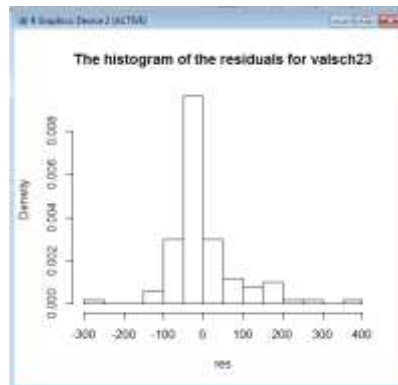
بعد أن تم التأكد من ملائمة النموذج المبدئي فإن البواقي الناتجة عن عملية التقدير يجب أن تحقق الفروض الخاصة بالتغيرات العشوائية ε_t .

تعرف البواقي $\hat{\varepsilon}_t$ بأنها الفرق بين القيم المشاهدة للسلسلة التي تم تحليلها X_t والقيم المقدرة لهذه المشاهدات \hat{X}_t ، وإن الخصائص الرئيسية للمتغيرات ε_t هي أن متوسطها يجب أن يكون صفراً وتباينها ثابت بالإضافة إلى عدم وجود ارتباط بين هذه المتغيرات لذلك فإذا كان النموذج جيداً فإن البواقي يجب أن تتوافق مع هذه الخصائص ويتم ذلك من خلال تحليل البواقي باستخدام طريقتين هما رسم البواقي وفحص دالة الارتباط الذاتي للبواقي والطريق الثانية هي الاختبار الإحصائي.

رسم البواقي وفحص دالة الارتباط الذاتي للبواقي

تم من خلال البرنامج الإحصائي R رسم المدرج التكراري Histogram وهو من الاليات الشهيرة في تحليل البيانات لبساطته وفعاليته للبواقي والمدرج مبين في الشكل 5:

يلاحظ من الشكل أن القيم القريبة من الصفر لديها تكرارات أكبر والمخطط بشكل عام يشبه التوزيع الطبيعي.



الشكل (5) يبين المدرج التكراري Histogram للبواقي

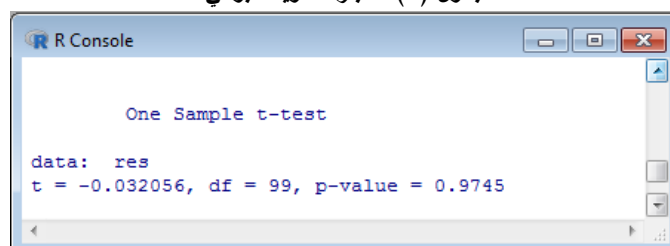
الاختبار الإحصائي:

اختبار t-student للبقاوي وبتم وضع الفرضيتين التاليتين: فرضية العدم: $H_0: E(\hat{\epsilon}_t) = 0$

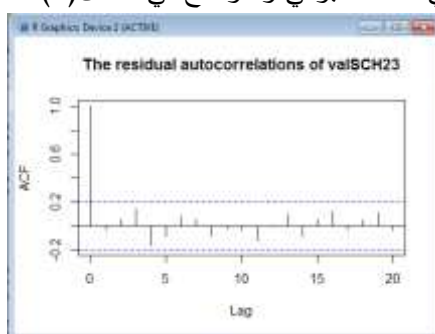
الفرضية البديلة $H_1: E(\hat{\epsilon}_t) \neq 0$

يطبق الاختبار وبتم الحصول على النتائج الموضحة في الجدول (6).

الجدول (6) اختبار معنوية البقاوي.



يلاحظ من النتائج أن قيمة p-value لاختبار t-student الخاصة بالبقاوي : $p = 0.9745 > 0.05$ بالتالي تقبل فرضية العدم وترفض الفرضية البديلة أي أن $E(\hat{\epsilon}_t) = 0$. ويرسم معاملات الارتباط الذاتي ACF للبقاوي والموضح في الشكل (6).



الشكل (6) يبين معاملات الارتباط Autocorrelation Function للبقاوي.

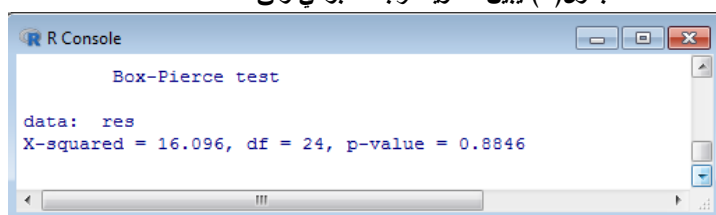
يلاحظ من الشكل أنه جميع المعاملات تقع ضمن مجال ثقة 95% ولا توجد ارتباطات بين البقاوي تؤخذ بعين الاعتبار وللتأكد من ذلك تم تنفيذ الاختبار الإحصائي Box-Pierce (بوكس-بيرس).

اختبار (بوكس-بيرس) Box-Pierce

فرضية العدم: $H_0: p_1 = p_2 = \dots = p_h = 0$ والفرضية البديلة $H_1: \text{at least } p_i \neq 0$

بالتطبيق تم الحصول على النتائج الموضحة بالجدول (7).

الجدول (7) يبين معنوية ارتباط البقاوي وفق Box-Pierce



يلاحظ من النتائج أن قيمة p-value لاختبار Box-Pierce : $p - value = 0.8846 > 0.05$.
بالتالي تقبل فرضية العدم وترفض الفرضية البديلة أي لا يوجد ارتباطات تؤخذ بعين الاعتبار بين البواقي.

المرحلة الرابعة: التنبؤ Forecasting

بعد إجراء كل الاختبارات السابقة يستنتج أن النموذج $AR(1)$ أو يمكن كتابته بالشكل $ARIMA(1, 0, 0)$ للسلسلة الزمنية المدروسة صالح للتنبؤ ، وسنقوم بعملية التنبؤ لخمس فترات لاحقة.

$$X_{t+1} = 53.66842 + 0.4849X_t + \hat{\varepsilon}_{t+1} \quad \text{للتنبؤ للفترة الاولى (h=1) تم تنفيذ التالي}$$

عند التنبؤ يتم تجاهل الأخطاء المستقبلية لأن التوقع الرياضي الشرطي لـ $\hat{\varepsilon}_{t+1}$ بالنسبة للماضي مساوي للصفر فكانت القيمة المنتبأ بها في اللحظة t+1 كالتالي:

$$\bar{X}_{t+1} = E(X_{t+1}|X_u, u < t + 1) = 53.66842 + 0.4849X_t = 104.098 ; X_t = 104$$

تم حساب تباين الخطأ للتنبؤ لفترة واحدة :
 $Var(X_{t+1} - \bar{X}_{t+1}) = Var(\hat{\varepsilon}_{t+1}) = \sigma^2 = 7778$

تحت فرضية أن الأخطاء خاضعة للتوزيع الطبيعي تم بناء مجال ثقة للقيمة المنتبأ بها للفترة الأولى و باحتمال قدره 95% كما يلي:

$$CI(1) = 104.098 \mp 1.96 \times \sqrt{7778} = [-68.76022, 276.9562]$$

حيث 1.96 هي القيمة الجدولية للتوزيع الطبيعي المعياري عند الاحتمال 0.975.

تم استخدام نفس العملية للتنبؤ للفترة الثانية (h=2)

$$X_{t+2} = 53.66842 + 0.4849X_{t+1} + \hat{\varepsilon}_{t+2}$$

والقيمة المنتبأ بها للفترة الثانية

$$\bar{X}_{t+2} = 53.66842 + 0.4849\bar{X}_{t+1} = 104.1456$$

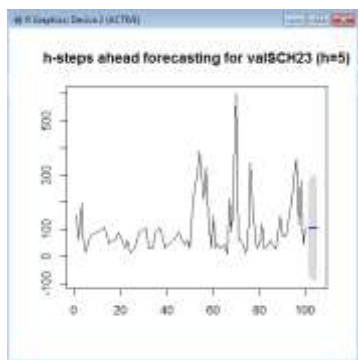
وحساب تباين الخطأ للتنبؤ

$$\begin{aligned} Var(X_{t+2} - \bar{X}_{t+2}) &= Var(0.4849 \times (X_{t+1} - \bar{X}_{t+1}) + \hat{\varepsilon}_{t+2}) = \\ &= 0.4849^2 \times 7778 + 7778 = 9606.826 \end{aligned}$$

وكان مجال الثقة للقيمة المنتبأ بها للفترة الثانية كما يلي:

$$CI(2) = 104.1456 \mp 1.96 \times \sqrt{9606.826} = [-87.96275, 296.2538]$$

يمكن المتابعة بنفس الطريقة للحصول على القيم التنبؤية لفترات أكبر. الشكل (7) والجدول (8) يبينان القيم المنتبأ بها باستخدام الحزمة البرمجية R لخمس فترات مع مجالات الثقة المتعلقة بها.



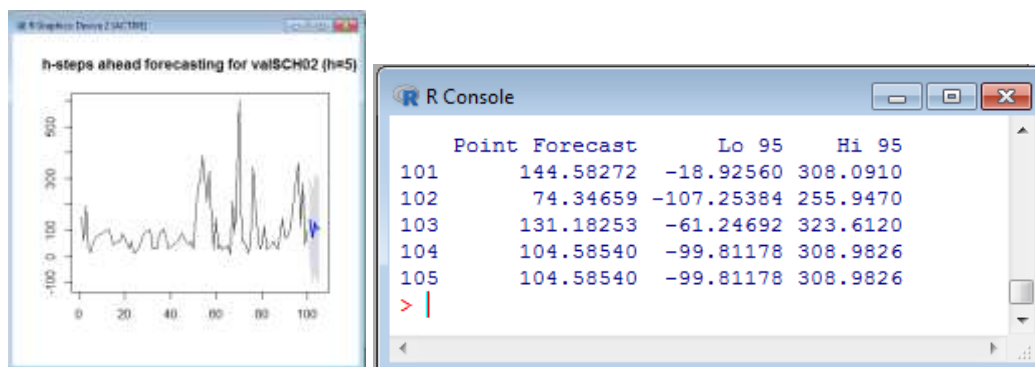
الشكل (7) يبين المخطط الزمني للتنبؤ لزمن إصلاح الآلة SCH23 لخمس عشرة يوماً

الرسم البياني يوضح التنبؤ لخمس فترات، كل فترة ثلاثة أيام مع مجال ثقة 95%، نتائج التنبؤ في الجدول (8).

الجدول (8) يبين قيم التنبؤ لزمن إصلاح الآلة SCH23 لخمس فترات

	Point Forecast	Lo 95	Hi 95
101	104.0980	-68.75884	276.9549
102	104.1456	-87.96389	296.2550
103	104.1686	-92.19437	300.5316
104	104.1798	-93.17015	301.5297
105	104.1852	-93.39611	301.7665

ولدى العودة إلى البيانات تم التأكد من صحة التنبؤ بمجال ثقة 95% مما يدل على دقة النموذج وموثوقية النتائج. طبقت المنهجية على الآلة SCH02 تم الوصول للنتائج التالية الموضحة في الشكل (8):



الشكل (8) يبين قيم والمخطط الزمني للتنبؤ للآلة SCH02 لخمس عشرة يوماً.

الاستنتاجات والتوصيات:

من خلال تحليل البيانات واستخدام منهجية Box-Jenkins في بناء نموذج السلسلة الزمنية وفق المراحل التعرف، التقدير، التشخيص والتنبؤ، تطبيق الحزمة البرمجية R لإجراء التطبيقات الإحصائية تم التوصل إلى النتائج التالية:

1- أن السلسلة الزمنية التي تمثل أزمنا إصلاحات الآلة SCH23 هي سلسلة مستقرة، وأثبت ذلك باختبار ديكي- فولر يستخلص أن قيمة p-value لاختبار (t-student) هي $p = 6.23e^{-06}$ أصغر بكثير من 0.05،

واختبار البارامتر β الدال فيما إذا كان للسلسلة اتجاه عام، ومن النتائج يلاحظ أن قيمة (t-student) لهذا البارامتر تساوي $0.172 < 0.05$ ، بالتالي قبلت فرضية العدم أي لا يوجد اتجاه عام محدد، وبمتابعة الاختبار تبين وجود حد ثابت وعدم وجود جذر واحدة فالسلسلة إذاً مستقرة.

2- تم اختيار النموذج المناسب من بين نماذج ARIMA الممكنة باستخدام المعايير الإحصائية حيث أن أصغر قيمة للمعيار BIC هي 1191.759 والتي توافق $R(1)$ و $MA(0)$ ، بعد التعرف على النموذج المبدئي الملائم للبيانات، تم تقدير معالم هذا النموذج باستخدام طريقة الإمكانية العظمى (ML) والحصول على النموذج التنبؤي المبدئي:

$$X_t = 53.66842 + 0.4849X_{t-1} + \varepsilon_t$$

3- فحص ملائمة النموذج المقترح إحصائياً من خلال اختبار معنوية معاملات النموذج وتحليل البواقي، يلاحظ أن قيمة p-value لاختبار Box-Pierce : $p - value = 0.8846 > 0.05$ بالتالي تقبل فرضية العدم أي لا يوجد ارتباطات تؤخذ بعين الاعتبار بين البواقي.

4- بعد إجراء جميع الاختبارات تم استنتاج أن النموذج $AR(1)$ أو $ARIMA(1, 0, 0)$ للسلسلة الزمنية المدروسة صالح للتنبؤ، وتمت عملية التنبؤ لخمس فترات لاحقة، كل فترة ثلاثة أيام مع مستوى ثقة 95%.

التوصيات:

- 1- تطبيق نتائج منهجية هذا البحث على جميع الآليات في المحطة، لذلك من الممكن للجهة ذات العلاقة الأخذ بهذه النتائج لاعتماد المنهجية على أسلوب علمي ملائم ودقيق للتنبؤ بالقيم المستقبلية.
- 2- تطبيق تقنيات وطرق تنبؤية أخرى للتنبؤ بأزمة إصلاح الأعطال ومقارنتها مع نتائج هذا البحث.
- 3- يلعب التنبؤ بأزمة الإصلاح دوراً هاماً في برمجة أنشطة الصيانة من حيث رفع الجاهزية وإدارة المخزون وقطع الغيار، وتهيئة آلات بديلة عن الآلات التي ستتعطل.
- 5- ضرورة تسجيل كل بارامترات الصيانة لفترات مديدة ليتم التمكن من التنبؤ لفترات طويلة ومجالات مختلفة الجزء من الآلة، تكاليف الوقود، القطع، فترات التعطل، الجاهزية، الموثوقية، الانتفاعية، مما يقلل من تكاليف الصيانة.

المراجع

- [1]- HAROLD DODE, F., JOAEO, G., JOSE, L. , "A review of monitoring methods for predictive maintenance of electric power transformers based on dissolved gas analysis", Renewable and Sustainable Energy Reviews 46(2015)201-209.
- [2]- SULLIVAN, G. P., PUGH, R. , MELENDEZ, A. P.; HUNT, W. D., "Operations & Maintenance Best Practices", A Guide to Achieving Operational Efficiency Prepared by Pacific Northwest National Laboratory for the Federal Energy Management Program, U.S. Department of Energy, August 2010.
- [3]- VIJAY, K. , "Predictive Analytics and Data Mining". Morgan Kaufmann is an imprint of Elsevier 225 Wyman Street, Waltham, MA 02451, USA Copyright© 2015 Elsevier Inc.
- [4]- ROBERT H. SHUMWAY, D. , "Time Series Analysis and Its Applications", Springer New York Dordrecht Heidelberg London, Springer Science+Business Media , DOI 10.1007/978-1-4419-7865-3 LLC 2011.

[5]- HESHAM, K. . SALIH O.” *Duffuaa Maintenance Forecasting and Capacity Planning*”, British Library Cataloguing in Publication Data A catalogue record for this book is available from the British Library, Library of Congress Control Number: 2009931371© Springer-Verlag London Limited 2009.

[6]- YIP,H.L, FAN.H , CHIANG.Y.H., “*Predicting the maintenance cost of construction equipment: Comparison between general regression neural network and Box–Jenkins time series models*”. ScienceDirect. Hong Kong Polytechnic University, Automation in Construction 38, 2014,30–38.

[7]- CHIRAG, D., FAN, Z., JUNJING, Y., SIEW, E., KWOK, S. “*A review on time series forecasting techniques for building energy consumption.*” Contents lists available at ScienceDirect. National University of Singapore, Renewable and Sustainable Energy Reviews 74 ,2017, 902–924.

[8]- FALKL, M., MAROHN, F., MCHL, R. , HOFMANN, D., MACKE, M., SPACHMANN, C. , ENGLERT, S., “*Time Series Analysis | Examples with SAS*”, Copyright © 2012 Michael Falk, by Chair of Statistics, University of Wuerzburg, Version 2012.August.01.

[9]- DADAKAS, D. , KARPEITIS, C. , FASSAS, A, VARELAS, E. , “*Sectoral Differences in the Choice of the Time Horizon during Estimation of the Unconditional Stock Beta*”, Nicholas Apergis, Published: 17 December 2016.

[10]- BEN-DAYA, M. , DUFFUAA, S.O., RAOUF, A. , KNEZEVIC, J. , AIT-KADI, D. “*Handbook of Maintenance Management and Engineering*”, springer 2009.

[11]- DARRIBA, D. , POSADA, D. , “*jModelTest 2.0 Manual v0.1.1*”, Verlag London Limited August 7, 2014.