استخدام تحليل السلاسل الزمنية للتنبؤ بأعداد المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة الانبار

Using Analysis of Time Series to Forecast numbers of The Patients with Malignant Tumors in Anbar Provinc

م.م / سعدية عبد الكريم طعمه

جامعة الانبار / كلية الادارة والاقتصاد (فلوجة)

المستخلص

يهدف البحث إلى تحليل السلاسل الزمنية باستخدام طريقة (Box & Jenkins) في التحليل (التشخيص، التقدير، اختبار ملائمة النموذج، التنبؤ). لإيجاد أفضل نموذج للتنبؤ بأعداد المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة الانبار وذلك بالاعتماد على البيانات الشهرية للفترة (2006–2010). و قد أظهرت نتائج تحليل البيانات أن النموذج الملائم لها هو نموذج الانحدار الذاتي المتكامل من الدرجة الثانية ARIMA(2,1,0) وبالاعتماد على هذا النموذج تم التنبؤ بأعداد المصابين بالأورام الخبيثة شهرياً ولسنتين قادمتين وقد كانت القيم التنبؤية متناسقة مع قيم السلسلة الأصلية مما يدل على كفاءة النموذج.

Abstract:

The aim of this research is to analysis time series with using (Box & Jenkins) method (Identification, Estimation, Diagnostic Checking of Model, Forecasting) to find the beast forecasting model to the number of patients with Malignant Tumors in Anbar Province by using the monthly data for the period (2006-2010). The result of data analysis show that the proper and suitable model is Integrated Autoregressive model of order (2) ARIMA (2, 1, 0). According to this model the Research forecast the numbers of patients with Malignant Tumors the next two years in monthly bass, so the forecasting values represented the scours time series data that deal to the efficiency of the model.

المقدمة

لقد مر بلدنا الحبيب طيلة الثلاثين عام المنصرمة بكوارث الحروب طالت موارده المادية و البشرية سيما الهجمة الامريكيه التي دمرت البني التحتية له ولوثت مائه وهوائه مما يقتضي إجراء نهضة شامله في كافه المجالات و الانشطه الاقتصادية وهذا يحصل بتكاثف جهود الباحثين في كافه الاختصاصات لإجراء الدراسات والبحوث التي من شانها الحد مما أصاب البلد من تلوث و أمراض و أفات طالت الجانب الصحي و الزراعي و الصناعي، لذا جاءت هذه الدراسة لتتناول الجانب الصحي لأهميته على الصعيد التنموي لكونه يعنى بالعنصر البشري والذي تقع على عاتقه البناء والأعمار ومواكبة التقدم والتطور الحضاري. ومن مقومات بناء الصحة هو درء جميع الأمراض ومنها الخبيثة والتي تسبب نسبة عالية من الوفيات مقارنة مع بقية الأمراض ،ونظراً لازدياد عدد المصابين بهذا المرض في الآونة الأخيرة، فقد جاءت هذه الدراسة من اجل كشف هذه الظاهرة والتي ازدادت في محافظة الانبار الواحدة من المحافظات التي تأثرت بالأسلحة الجرثومية والبيولوجية وللنقص الحاد في الرعاية الصحية والعلاجية بسبب تدمير اغلب مراكزها الصحية. وقد اعتمدت الدراسة على البيانات

الشهرية لأعداد المصابين بالأورام الخبيثة للفترة (2006–2010) كسلسلة زمنية لغرض تحليلها للوصول لأفضل نموذج للتنبؤ بأعداد المصابين بهذا المرض لفترات لاحقة بغية اتخاذ التدابير اللازمة للحد من هذه الظاهرة مستقبلاً.

هدف البحث

دراسة السلاسل الزمنية (Time Series) وذلك لتحديد أفضل وأكفأ نموذج إحصائي لغرض استخدامه للتنبؤ بأعداد المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة الانبار للفترة (2011–2012).

فرضية البحث

إن أعداد المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة الانبار ينمو بشكل متزايد للفترة (2006–2010)، ويعتبر التنبؤ بأعداد المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة الانبار مدخلاً للتنبؤ بأعداد المصابين بهذا المرض لبقية المحافظات التي واجهت نفس الظروف (القصف الكثيف بالأسلحة الجرثومية والبيولوجية، التهجير ،الحرق الفسفوري للمنازل ،المداهمات وما يرافقها من أساليب الترويع والأسلحة اليدوية المستخدمة لهذا الغرض).

منهجية البحث والأدوات المستعملة

اعتمد البحث في منهجيته على الجانب النظري الذي تناول خارطة Box and Jenkins(B-J) في تحليل السلاسل الزمنية وهي: (التشخيص، التقدير، اختبار ملائمة النموذج المشخّص، التنبؤ المستقبلي)، ودعم مجريات الجانب النظري بالجانب التطبيقي الذي اعتمد على بيانات واقعية عن أعداد المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة الانبار للوصول إلى أفضل نموذج رياضي للتنبؤ بإعداد المصابين بهذا المرض لفترات لاحقة،وقد تضمن الجزء الأخير من البحث أهم الاستنتاجات والتوصيات ثم الملاحق والمصادر ،أما الأدوات المستخدمة فهي البرنامج الإحصائي (Minitab) و(SPSS V.10).

الدراسات السابقة

لقد درس الاقتصاديون السلاسل الزمنية بشكل مكثف و لا تقتصر دراسة السلسلة الزمنية على الأمور ألاقتصاديه فقط ولكنها شغلت مكانه هامه في العلوم الطبيعية و ألصناعه و ألتجاره و نمو السكان و التربة و الرعاية الصحية وغيرها، ويُعّد تحليل السلاسل الزمنية من الأساليب العلمية والإحصائية لتمثيل العلاقة لبيانات السلسلة الزمنية وتفسير سلوك الظاهرة من خلال دراسة تطورها التاريخي عبر مراحل زمنية ،ومن الباحثين الذين استخدموا هذا الأسلوب:

الباحثان (Wheel Wright & Markedis, 1978:60-64) حيث استخدما نوعين من السلاسل الزمنية العشوائية و الغير عشوائية وقد وجد أن زيادة المعالم في معادلة السلسة العشوائية يقلل من MSE بينما يكون تكرار العملية للحصول على قيم المعالم المثلى هو ثابت ،أما في حالة السلسلة الغير عشوائية والتي افترض قيمها (1,2,1,2,...) فقد ازدادت عدد المعالم بزيادة تكرار العملية تبعاً لذلك من اجل الحصول على اقل قيمة لــ MSE كما تضمن البحث مقارنة (MSE) بينهما واستخدم ثلاث طرق للتنبؤ هي طريقه الانحدار و طريقة (Box–Jenkins) و طريقه (A-F) كون السلسلة الموسمية.أما الباحث(Dent and Min,1978) فقام بدراسة موسعة لمجموعة من النماذج المختلطة (انحدار ذاتي – أوساط متحركة) ARMA بأسلوب المحاكاة وعندما

يكون حجم العينة يساوي (100) وتوصلا إلى أن مقدر الإمكان الأعظم MLE أفضل من المقدرات الأخرى على وفق مقياس MSE واقترحا العينات صغيرة الحجم لملاحظة التغيرات التي تحدث في النتائج، اما (Ahtol, J. and Tiao,1987:15-19) فقد توصلا الى أسلوب للتقدير والاستدلال الإحصائي لمعاملات نموذج الانحدار الذاتي غير المستقر ومن رتبة (p)، وكانت مقدرات معاملات النموذج غير المستقر تتصف بخصائص الاتساق بدرجة أعلى من مقدرات معاملات النموذج المستقر، وقد تناول الباحث (Wei:1990) تحليل دالة قدرة الطيف للحالة أحادية المتغيرات والثنائية ومتعددة المتغيرات وتوضيح دوال قدرة الطيف المتقاطع واستخداماتها وخصائص نماذج ARMA ونماذج ARIMA، في حين قام الباحثان (ألنعيمي والشاروط،2000:4-9) بتحديد أفضل نموذج للتنبؤ لعدد المرضى المصابين بالأورام الخبيثة في محافظه القادسية باستخدام تحليل التدخل للسلاسل الزمنية بتأثير عامل التدخل المتمثل بالحصار الاقتصادي مجزئا السلسلة الزمنية إلى جزأين من (990-993) كفترة أولى و (94-97) كفترة ثانيه ولاحظ من خلال سلسلة أعداد المصابين بالأورام الخبيثة أنها غير مستقرة في الوسط الحسابي و التباين وأن هناك اتجاه عام واضح في السلسلة بعد عام 1973 وهذا يدل على أن تأثير عامل الحصار الاقتصادي زاد من عدد المصابين نتيجة لنقص الأدوية والغذاء إضافة إلى تأثير الأسلحة التي استخدمت أثناء العدوان الثلاثيني على العراق، كما قدم الباحثان (Kaiser and Maravall:2001) ملاحظات لتحليل السلاسل الزمنية لنماذج ARIMA وتطبيقها عمليا في بعض الدراسات في اسبانيا وقد توصلا إلى انه بالإمكان اعتبار نماذج ARIMA هي نماذج ARMA مستقرة مع اختلاف الرتبة فعلى سبيل المثال ARIMA (1,1,1) يمكن اعتبارها نموذج ARMA (2,1) ، أما في عام (2009) قام الباحث (الجبوري،2009: 59) بدراسة السلاسل الزمنية ثنائية المتغيرات للتنبؤ بنسبة تضخم الأسعار وعلاقته بسعر صرف الدولار الأميركي في مقابل الدينار العراقي للمدة من كانون الثاني (2004) لغاية كانون الأول (2008) وقد توصل إلى أن متجه التضخم النقدي اتجاه سعر الصرف يتبع نموذج الانحدار الذاتي ثنائي المتغيرات غير المستقر من الرتبة الثانية (VARIMA(2,1,0.

1- الجانب النظري

يتناول هذا البند استعراض بعض المفاهيم العامة، وعرض مراحل بناء نموذج السلاسل الزمنية، ويعتمد تحليل السلاسل الزمنية على الخوارزمية التي رسمها الباحثان (B-J, 1976)، التي تبدأ بالمرحلة الأولى، وهي تشخيص ألنموذج الملائم للبيانات، تليها مرحلة تقدير معلمات النموذج المشخّص، ثم تأتي مرحلة فحص ملائمة النموذج المشخّص، فإذا كان النموذج ملائماً تأتي المرحلة الأخيرة، وهي مرحلة التنبؤ المستقبلي.

1-1- مفاهيم رئيسية Fundamental Concepts

السلسلة الزمنية: Time Series

بالإمكان تعريف السلسلة الزمنية بأنها مجموعة من المشاهدات لقيمِ ظاهرةٍ ما تكون مأخوذة في أوقات زمنية محددة (الفترات الفاصلة بين المشاهدة والتي تليها قد تكون متساوية أو غير متساوية ، وفي الغالب تكون متساوية). فإذا كانت متساوية فيعبرعنها $(Z_{t1}, Z_{t2}, \ldots, Z_{tn})$ عند الفترات الزمنية $t_1, t_2, \ldots, t_n$ اذ ان

n تمثل عدد القيم المشاهدة ويمكن تمثيل السلسلة الإحصائية (Statistical Series) بالشكل التالي (الكاطع،2007: 11−12):

$$Z_t = f(t) + a_t \qquad t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

حيث إن:

$f(t)$: يمثل الجزء المنتظم الذي يعبر عنه بدالة رياضية.

a_t يمثل الجزء العشوائي وقد يسمى بالضجيج (التشويش).

ويمكن أن تكون السلسلة الزمنية من النوع المحدد (Deterministic) ومثال على ذلك:

$$Z_t = cos\, 2\pi f_{(t)} \qquad t = 0, \pm 1, \pm 2, \dots$$

أي لا تحتوي على الجزء العشوائي. وفي هذا النوع من السلاسل الزمنية يمكن تحديد السلوك المستقبلي لها.
أو قد تكون السلسلة الزمنية دورية (Periodic) مثال ذلك البيانات التي تظهر بشكل جيبي (Sinusoidal Data) و يمكن تمثيلها بالصيغة:

$$Z_t = Z_{t+S} \quad \forall t \quad t = 0, \pm 1, \pm 2 , \dots$$

حيث أن S : هي دورة السلسلة

ويمكن التمييز بين نوعين من السلاسل الزمنية هي:

السلاسل الزمنية المستقرة، والسلاسل الزمنية غير المستقرة حيث ان هناك حالتان من الاستقرارية وهما الأستقرارية في المتوسط (Stationary in Mean) و الاستقرارية في التباين.(Stationary in Variance) إن الاستقرارية في المتوسط هي حالة السلسلة عندما لا تُظهر اتجاهاً عاماً ويمكن تحويلها إلى مستقرة باستخدام الفروق. أما الاستقرارية في التباين فهي حالة السلسلة عندما لا تُظهر تذبذبات متباينة في شكل السلسلة الزمنية ويمكن تثبيت التباين بالحصول على اللوغاريتم الطبيعي أو الجذر ألتربيعي أو المقلوبات لبيانات السلسلة .

الارتباط الذاتي Autocorrelation (AC)

وهو عبارة عن مؤشر يوضح درجه العلاقة بين قيم نفس المتغير عند فترات إزاحة (k) مختلفة، وتتراوح قيمته بين (1و−1) أي $-1 \le \rho_k \le 1$ ويقدر حسب الصيغة التالية (Box&Pierce,1970,1509-1519):

$$\hat{\rho}_k = \frac{\sum_{t=1}^{n-k}(Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^{n}(Z_t - \bar{Z})^2} \qquad (1-1)$$

حيث Z_t : قيم مشاهدات السلسلة

$\bar{Z}$: يمثل الوسط الحسابي والمساوي الى $\bar{Z} = \sum_{i=1}^{n} \frac{Z_i}{n}$

كما إن التوزيع الإحصائي لمعاملات الارتباط الذاتي هوتوزيع طبيعي بوسط حسابي صفر وتباين (1/n) حيث n حجم العينة وأن : $\forall k \quad =0,1,2,3,\dots \quad \rho_k \sim N\left(0, \frac{1}{n}\right)$

إن الرسم البياني لمعاملات الارتباط الذاتي (ρ_k) ضد فترات الإزاحة (k) حيث أن (k=1,2,3,...) ،يطلق عليها دالة الارتباط الذاتي والتي يرمز لها بـــ (ACF) .

وتعد دالة الارتباط الذاتي (ACF) كوسيلة مهمة لمعرفة استقرارية السلسلة الزمنية حيث إنها تميل أما للانحدار بسرعة نحو الصفر مع ازدياد فترات الإزاحة (الارتداد) (k) أو تتقطع بعد عدد من فترات الإزاحة (k=q) أي ان :

$$\rho_k = 0 \quad \forall k > q$$

وبما إن دالة الارتباط الذاتي للعينة هي فقط تقديرات للارتباطات الذاتية فإن قيمها من المحتمل إن تكون صغيرة وليس صفر أي أن :

$$r_k \neq 0 \quad \forall k > q$$

أما إذا كانت السلسلة الزمنية غير مستقرة بسبب وجود اتجاه صاعد أو نازل في المعدل ، فإن دالة (ACF) للعينة لا تنقطع ولا تنحدر ببطء تجاه الصفر وذلك لكون الشاهدات تميل لان تكون على نفس اتجاه الوسط الحسابي للسلسلة الزمنية لفترات زمنية عديدة ،وكنتيجة لذلك نحصل على ارتباطات ذاتية كبيرة عند فترات إزاحة طويلة(المتولي،9:1989-11).

وتعد دالة الارتباط الذاتي للبواقي Residual Autocorrelation Function (RACF) وسيلة مهمة لفحص ملائمة النموذج عن طريق اختبار عشوائية أخطاء البواقي حيث تكون :

$$\rho = \begin{cases} 1 & k = 0 \\ 0 & k \neq 0 \end{cases}$$

الارتباط الذاتي الجزئي Partial Autocorrelation (PACF)

هو مؤشر يقيس العلاقة بين z_t و z_{t-k} لنفس السلسلة مع افتراض ثبات قيم السلسلة الزمنية و يعرف على انه الحد الأخير من نموذج الانحدار الذاتي من الدرجة AR(P)،ويمكن إيجاد قيم معامل الارتباط الذاتي الجزئي و ذلك عن طريق دالة الارتباط الذاتي (Autocorrelation Function) وحسب الصيغة (الخضيري، 1996 :(8:

$$\varphi^{\wedge}_{k+1,k+1} = \frac{\rho^{\wedge}_{k+1} - \sum_{j=1}^{k} \varphi^{\wedge}_{kj}\, \rho^{\wedge}_{k+1-j}}{1 - \sum_{j=1}^{k} \varphi^{\wedge}_{kj}\, \rho^{\wedge}_{j}}$$

وتستخدم دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) في تحليل السلاسل الزمنية وتستخدم كذلك لتشخيص النموذج المناسب من مجموعة نماذج العمليات العشوائية المستقرة وتحديد درجته وفحص ملائمته لبيانات العينة من خلال اختبار عشوائية أخطاء البواقي.

إن دالة الارتباط الذاتي الجزئي(PACF) للسلسلة الزمنية المستقرة تميل للانحدار بسرعة نحو الصفر مع ازدياد فترات الإزاحة أو تتقطع بعد عدد معين من فترات الإزاحة (Anderson,1942:113-129) (k) .

استقرارية السلاسل الزمنية Stationary Time Series

قد تكون السلسلة الزمنية غير مستقرة في التباين فضلاً عن كونها غير مستقرة في المتوسط (ليس لها استقرارية في الاتجاه العام (Trend) و الذي هو احد عناصرها)، مما يجعل لها عدة أوساط تتذبذب حولها البيانات حتى عندما تكون السلسلة متجانسة . فهذه النماذج توصف بأن لها سلوك غير مستقر ومتجانس (Non stationary

(Homogenous) وتحول إلى مستقرة بأخذ عدد مناسب من عمليات الفروق العملية ويكون باستخدام عامل الفروقات الخلفية (Back Shift Differences Operator) ويرمز له (∇) ويكون(الكاطع،2007 :20):

$$\nabla Z_t = Z_t - Z_{t-1} = (1-B)Z_t$$

فتصبح السلسلة الزمنية مستقرة بعد أخذ (d) من الفروقات أي:

$$z_t^* = \nabla^d Z_t \;, \qquad d \geq 1$$

أما عدم ثبات التباين فيتم معالجته بأخذ اللوغاريتم الطبيعي لبيانات السلسلة أو بأخذ الجذر ألتربيعي لها أو مقلوب البيانات (Nuno,1996:87).

2-1 نماذج بوكس و جينكنز (Box & Jenkins (B – J للسلاسل الزمنية

1-2-1 نموذج الانحدار الذاتي Autoregressive Model (AR)

الصيغة العامة لنموذج الانحدار الذاتي من الدرجة (p) ستأخذ الشكل التالي : (الجبوري،2010 :13):

$$Z_t = \Phi_0 + \Phi_1 Z_{t-1} + \Phi_2 Z_{t-2} + \cdots + \Phi_p Z_{t-p} + a_t \qquad (1\text{-}2)$$

أو

$$\Phi_p(B) Z_t = \Phi_0 + a_t \qquad)3(1-$$

حيث ان :

Z_t : قيم مشاهدات السلسلة

Φ_i : معالم النموذج i= 1, 2 , 3 , ….P

Φ_0 :الحد الثابت

p : درجة النموذج

a_t: الأخطاء العشوائية التي تتوزع طبيعياً بوسط صفر وتباين مساوي σ_a^2

إن نموذج الانحدار الذاتي يمكن ان يستخدم لتمثيل السلاسل الزمنية المستقرة و غير المستقرة وان شروط تحقيق استقرارية النموذج يجب أن تقع جذور المعادلة $\Phi_p(B) = 0$ خارج حدود دائرة الوحدة ،أي أن تكون $(-1 < \Phi_p < 1)$

حيث أن B : عامل الارتداد الخلفي (Back shift operator) ويعرف بالشكل التالي :

$$B^k Z_t = Z_{t-k} \quad \forall k = 1, 2, \ldots$$

إن دالة الارتباط الذاتي لنموذج الانحدار AR(p) تتضاءل أسيا (exponential damping) مع زيادة فترات الإزاحة (k) ، في حين تنقطع دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) بعد الفترة p (الصراف،1981 :17).

وهناك حالتان خاصتان للصيغة العامة للانحدار الذاتي AR(p) وهما نموذجا الانحدار الذاتي من الدرجة الأولى AR(1) ومن الدرجة الثانيةAR(2) اللذان يعتبران من النماذج الشائعة الاستخدام لتمثيل معظم السلاسل الزمنية (المتولي،27:1989:27–33) .

ففي حالة كون (p=1) فإن المعادلة (2–1) تصبح كالآتي :

$$Z_t = \phi_0 + \Phi_{1_1} Z_{t-1} + a_t \qquad (1-4)$$

والتي تمثل نموذج انحدار ذاتي من الدرجة الأولىAR(1) . إن شروط تحقيق الإستقرارية في النموذج تتطلب أن تكون جذور المعادلة : $(\Phi_1(B) = 1 - \Phi_1 B = 0)$ خارج حدود دائرة الوحدة أي أن

$$-1 < \Phi_1 < 1 :$$

وأن دالة الارتباط الذاتي (ACF) للنموذج تكون كالآتي:

$$p_k = \Phi_1 P_{k-1}$$

ويمكن حل هذه المعادلة (مع استخدام ρ_0 =0) والحصول على:

$$\rho_k = \Phi_1^k \qquad k = 0, 1, 2, \dots$$

أن دالة الارتباط الذاتي لنموذج AR(1) تنحدر بصورة أسية (exponentially) عندما تكون (Φ_1) موجبة وتنحدر بصورة أسية متناوبة في الإشارة عندما تكون (Φ_1) سالبة.

أما دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) لنموذج AR(1) فهي :

$$\rho_{11} = \Phi_1$$
$$\rho_{kk} = 0 \qquad k > 1$$

لذلك فإن دالة الارتباط الذاتي الجزئي(PACF) تنقطع بعد الإزاحة الأولى$(k > 1)$.

و في حالة كون (p=2) في المعادلة (1-2) فإننا نحصل على نموذج الانحدار الذاتي من الدرجة الثانية AR(2) والذي تكون صيغته كالآتي:

$$Z_t = \phi_0 + \Phi_{1\,1} Z_{t-1} + \Phi_{1\,2} Z_{t-2} + a_t \qquad (1-5)$$

لكي يكون النموذج AR(2) مستقر فإنه يجب أن تقع جذور المعادلة $(1 - \Phi_1 B - \Phi_2 B^2 = 0)$ خارج حدود دائرة الوحدة أي يجب أن تحقق المعلمتين (Φ_1, Φ_2) الشروط التالية :

$$(\Phi_1 + \Phi_2 < 1), \quad (\Phi_2 - \Phi_1 < 1), \quad (-1 < \Phi_2 < 1)$$

أما صيغة دالة الارتباط الذاتي لنموذجAR(2) فتكون كالآتي :

$$\rho_k = \Phi_1 \rho_k + \Phi_2 \rho_{k-2} \qquad k > 0$$

وفي حالة (k=1,2) فإن :

$$\rho_1 = \Phi_1 + \Phi_2 \rho_1$$
$$\rho_2 = \Phi_1 \rho_1 + \Phi_2$$

وقد بين (B-J,1976:58-60) ان دالة الارتباط الذاتي لنموذج AR(2) تتضاءل أسيا (exponential damping) إذا كانت:

$$\Phi_1^2 + 4\Phi_2 \geq 0$$

أما إذا كانت:

$$\Phi_1^2 + 4\Phi_2 < 0$$

فإن دالة الارتباط الذاتي (ACF) تكون عبارة عن موجات جيب متضائلة (Wave damping sine).

أما الارتباطات الذاتية الجزئية (ρ_{kk}) لنموذج AR(2) يمكن أن تمثل كالآتي:

$$P_{11} = \frac{\Phi 1}{1-\Phi_1}\ ,\ P_{22} = \Phi_2\ \ ,P_{kk} = 0$$

لذلك فإن دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) لنموذج AR(2) تنقطع بعد الإزاحة الثانية أي ($k > 2$).

1-2-2 نموذج الأوساط المتحركة Moving Average Model (MA)

يمكن تمثيل نموذج الأوساط المتحركة من الدرجة (q) باستخدام عامل الارتداد الخلفي (B) على النحو الآتي (الجبوري، 2010: 17):

$$Z_t = \phi_0 + \left(I - \Theta_1 B - \Theta_2 B^2 - \ \dots\ - \Theta_q B^q\right) a_t$$

والصيغة العامة لهذا النموذج :

$$Z_t = \phi_0 + a_t - \Theta_1 a_{t-1} - \Theta_2 a_{t-2} - \ \dots\ - \Theta_q a_{t-q} \qquad (1-6)$$

حيث ان Θ_i معالم نموذج الأوساط المتحركة

$i = 1, 2, 3, \dots\dots, q$ وأن $-1 < \Theta < 1$

q : درجة النموذج.

وان دالة الارتباط الذاتي للنموذج (MA) تنقطع اوتقترب من الصفر بعد الإزاحة (q) في حين تتضاءل دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) وبشكل أسي (الصراف،1981: 17) .

1-2-3 النموذج المختلط (الانحدار الذاتي – الأوساط المتحركة)

Mixed Autoregressive Moving Average Model (ARMA)

يمكن كتابة النموذج بالصيغة العامة من الدرجة (p , q)على النحو الآتي (B-J,1976)

$$Z_t = \phi_0 + \Phi_1 Z_{t-1} + \cdots + \Phi_p Z_{t-p} + a_t - \Theta_1 a_{t-1} - \ \dots\ - \Theta_q a_{t-q} \qquad (1-7)$$

وباستخدام عامل الارتداد الخلفي(B):

$$\Phi_p(B) Z_t = \phi_0 + \Theta_q(B) a_t$$

$\Phi_p(B)$: هي متعدد حدود في (B) لمعالم نموذج الانحدار الذاتي (Φ_1........,Φ_p).

$\Theta_q(B)$: هي متعدد حدود في (B) لمعالم نموذج الأوساط المتحركة (Θ_1,......,Θ_q).

ولكي تتوفر الاستقرارية في هذا النموذج يجب أن تكون جذور المعادلة ($\Phi_p(B) = 0$) هي خارج حدود دائرة الوحدة وكذلك بالنسبة لجذور المعادلة ($\Theta_q(B) = 0$) (الجبوري،2010 :19).

1-2-4 النمــوذج المختلـــــط المتــكامــل

Autoregressive Integrated Moving Average Models (ARIMA)

قد تكون بعض نماذج السلاسل الزمنية غير مستقرة من ذات نفسها ولكنها تصبح مستقرة بعد الكثير من التحويلات أو الفروق ولذلك فالنموذج الذي يعبر عن هذه العملية سوف يختلف عن النموذج الأصلي إذ يجب إن يتضمن تلك التحويلات أو الفروق التي أجريت على النموذج ، إن هذه النماذج المستقرة تدعى بالنماذج المختلطة المتكاملة .

تعد نماذج (ARIMA) أكثر نماذج السلاسل الزمنية استخداماً إذ انه بالإمكان اشتقاق جميع النماذج منها سواء الانحدار الذاتي أو الأوساط المتحركة أو المختلطة . وتتكون هذه النماذج من ثلاثة أجزاء ، يمثل الجزء الأول منها نموذج انحدار ذاتي AR(p)الذي يستخدم عادة في عملية التنبؤات للسلسلة الزمنية، أما الجزء الأخر فيمثل نموذج الأوساط المتحركة MA(q) ويمثل الجزء الثالث I(d) الفروق التي تتطلبها السلسلة من اجل أن تكون مستقرة (Stationary) ولذلك فأنه يعبر عن نماذج (Auto Regressive Integrated Moving Average Models) غير الموسمية وفق الصيغةARIMA (p ,d ,q) حيث أن:

P : هي رتبة نموذج الانحدار الذاتي AR(p) .

q : هي رتبة نموذج الأوساط المتحركة MA(q) .

d : هي عدد الفروق التي تجعل السلسلة مستقرة .

باستخدام عامل الارتداد الخلفي (B) في الصيغة التالية :(Dent& Min,1978:33-45), (الكاطع، 2007:30)

$$\boldsymbol{\phi(B)(1-B)^d X_t = \phi_0 + \theta(B)a_t}$$

حيث أن:

$$\boldsymbol{\phi(B) = \left(1 - \phi_1 B - \cdots - \phi_p B^p\right)}$$
$$\boldsymbol{\theta(B) = \left(1 - \theta_1 B - \cdots - \theta_q B^q\right)}$$
$$\boldsymbol{(1-B)^d = \nabla^d}$$

وبفرض أن: $\boldsymbol{\nabla^d X_t = Z_t}$

فان الصيغة العامة للنموذج المختلط المتكامل :ARIMA(p, d, q)

$$\boldsymbol{Z_t = \Phi_0 + \phi_1 Z_{t-1} + \cdots + \phi_p Z_{t-p} + \cdots + dZ_{t-p-d} + a_t - \theta_1 a_{t-1} + \cdots + \theta_q a_{t-q}} \quad (1-8)$$

وعليه يمكن اعتبار نماذج ARIMAهي نماذج ARMA مستقرة مع اختلاف الرتبة (Kaiser,2001:34).

1-3 بناء نموذج السلاسل الزمنية

يتم بناء نموذج السلاسل الزمنية عبر أربعة مراحل هي: تشخيص النموذج الملائم للبيانات، تقدير معلومات النموذج المشخّص، اختبار ملائمة النموذج المشخّص، التنبؤ المستقبلي (B-J, 1976 :240-243)

1-3-1 تشخيص النموذج Identification

إن تشخيص نماذج السلاسل الزمنية تُعدُّ أهم خطوة من خطوات بناء نماذج السلاسل الزمنية، وأول مرحلة من مراحل الخوارزمية التي وضع أساسها الباحثان Box و Jenkins عام 1976، ؛ ويجب أن تسبق مرحلة التشخيص مرحلة تهيئة البيانات فإذا كانت البيانات مستقرة من خلال ملاحظة رسم البيانات الأصلية والارتباطات الذاتية والجزئية لها فإن البيانات مهيأة للتشخيص. أما إذا كانت السلسلة غير مستقرة في الوسط ، والتباين ، فإنه يتم معالجة عدم الاستقرارية في الوسط بأخذ الفرق الأول (d=1) فإذا لم تستقر نأخذ الفرق الثاني(d=2) ، وغالباً ما تستقر بعد الفرق الأول أو الثاني . أما عدم الاستقرارية في التباين ، فيتم معالجتها من خلال إجراء التحويل المناسب للبيانات ، فبعد تحقيق استقرارية السلسلة الزمنية تبدأ عملية تحديد النموذج ونقصد بذلك استخدام البيانات أو أية معلومات عن الكيفية التي تتولد بها السلسلة الزمنية ، فالهدف هنا هو الحصول على فكرة عن قيمة p و d وq التي نحتاجها في النموذج الخطي العام ARIMA والموضحة صيغته في المعادلة (1-7) ومن ثم الحصول على تقديرات أولية لمعلمات النموذج (B-J,1976:245) .

إن الأداتين المستخدمتين لتحديد النموذج ودرجته هما دالتي الارتباط الذاتي (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF) حيث يتم الرسم البياني لــ (ACF) و(PACF) ومن ثم يتم مطابقة معاملات الارتباط الذاتي والجزئي مع السلوك النظري لدالتي الارتباط الذاتي (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي(PACF) فإذا كان (الصراف،1981:16-18):

- بيان دالة (ACF) تتناقص تدريجياً وبشكل أسي او سلوك دالة الجيب المتضائلة وبيان دالة (PACF) ينقطع بعد الإزاحة (P) فإن النموذج الملائم للبيانات هو AR(P).
- بيان دالة ((ACF) ينقطع بعد الإزاحة (q) وبيان دالة (PACF) تتناقص تدريجيا ًوبشكل أسي او سلوك دالة الجيب المتضائلة فإن النموذج الملائم للبيانات هو MA (q).
- بيان الدالة (ACF) و(PACF) تتناقص تدريجيا ًوبشكل أسي او سلوك دالة الجيب المتضائلة فإن النموذج الملائم للبيانات هو ARMA (p ,q)

2-3-1 التقدير Estimation

إن عملية تقدير النموذج هي المرحلة الثانية من مراحل دراسة السلاسل الزمنية وتحليلها، وتأتي بعد عملية تشخيص النموذج الملائم للسلسلة الزمنية، ولكي يحقق النموذج الهدف الأساس من بنائه، وهو التنبؤ فيجب علينا أن نضمن جودة تقديره و ملائمته للسلسلة الزمنية ، وهناك عدة طرائق لتقدير معالم النموذج من أبرزها (Pirce,1971:299-312):

1. طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية Method of Ordinary Least Squares (O.L.S.E.) تقوم هذه الطريقة على مبدأ تقليص مجموع مربعات خطأ التقدير، وجعله في نهايته الصغرى.
2. طريقة الإمكان الأعظم Maximum Likelihood Method و تتلخص الطريقة في أن أقيام مصفوفة معالم النموذج المراد تقديرها يتم اختيارها وفقاً لمبدأ تعظيم دالة الإمكان.

3-3-1 اختبار دقة النموذج Diagnostic Checking of Model

يتم اختبار ملائمة النموذج ومدى صلاحيته لتمثيل بيانات السلسلة الزمنية من خلال:

- اختبار معنوية معالم النموذج وذلك باستخدام احصاءة الاختبار (t-student) وذلك للتحقق من معنوية معاملات النموذج إحصائيا أي لا تختلف عن الصفر ، فإذا كانت غير معنوية لابد من استبعاد احد رتب AR أو MA
- تحليل الارتباطات الذاتية للبواقي a_t وبطريقتين(الجبوري،2010: 29- 28) :

1- الطريقة التي تعتمد على اختبار Q (Ljung & Box) وذلك لاختبار فرضية العدم الآتية :

$$H_0 = \rho_1 = \rho_2 = \cdots = \rho_s = 0$$

معتمدين على الارتباطات الذاتية للبواقي. أما الصيغة الرياضية لاحصاءة الاختبار (Q) هي:

$$Q_{(s)} = n(n+2)\sum_{k=1}^{s} \frac{1}{n-k} r_k^2(a) \qquad)9(1-$$

حيث أن مقياس الاختبار Q يتوزع توزيع χ^2 وان : $Q_{(s)} \sim \chi^2_{((s-m),\alpha)}$

وأن : m= عدد المعامل المقدرة ، k= عدد الإزاحات الكلية ، s= اكبر إزاحة مأخوذة.

2- الطريقة الثانية:

هي الطريقة التي تعتمد فيها على حدود الثقة للارتباطات الذاتية للبواقي المقدرة $(\hat{a_t})$ والتي يجب أن تقع بين الحدين $(\mp 1.96/\sqrt{n})$ باحتمال (0.95)، فإذا تحقق ذلك فهذا يدل على إن البواقي (Residuals) تتوزع عشوائياً و أن النموذج يقدم تمثيلاً وافياً للبيانات ويمكن استخدامه للتنبؤ وأن الارتباطات الذاتية للبواقي تتوزع طبيعيا بوسط حسابي صفر وتباين (1\n).

كما سيتم استخدام معيار معلومات أكيك (Akaike's Information Criterion) (AIC) (S.Makridakis, 1998:75) وذلك لاختيار النموذج الأفضل (وهو النموذج الذي يكون تباينه ضعيف ويقل تباينه بزيادة عدد المعالم المقدرة و مجموع مربعات البواقي قليل) ويعرف معيار (AIC) رياضياً بما يلي:

$$\mathrm{AIC}(p) = \ln(\sigma^2) + \frac{2(p+q)}{n} \qquad (1\text{-}10)$$

حيث : σ^2 تمثل تباين النموذج ،وأن (p + q)تمثل عدد المعالم المقدرة.

وقد عدلت الصيغة أعلاه وذلك لإعطاء وزناً اكبر للنماذج المستعملة لأكبر عدد من المشاهدات :

$$\mathrm{MAIC} = \frac{\mathrm{AIC}}{n} \qquad (1\text{-}11)$$

كذلك يتم استخدام معيار شوارز (Schwartz) بموجب المعادلة الآتية:

$$SBC = Log(\sigma^2) + Log(n)(\frac{p+q}{n}) \qquad (1\text{-}12)$$

1-4-4 التنبؤ Forecasting

التنبؤ هو الخطوة الأخيرة من خطوات دراسة وتحليل نماذج السلاسل الزمنية، و يُعدُّ الهدف الأساس من الدراسة، فبعد تحديد النموذج الملائم للبيانات يتم استخدامه لمعرفة قيم الظاهرة المستقبلية ولفترات (L) ويمكن حساب التنبؤ بعدد خطوات (L) وفق الصيغة: (Dougls, 1977:78-91)

$$\hat{Z}_{t+L} = E[Z_{t+L} \mid Z_t , Z_{t-1} , Z_{t-2} , \ldots\ldots] \quad \text{for } L \geq 1 \qquad (1\text{-}13)$$

فإذا كان النموذج AR(1) فإنّ أفضل تنبؤ بعدد خطوات (L) هو:

$$\hat{Z}_{t+L} = \Phi^L Z_{t-1+L} \qquad L \geq 1$$

أما إذا كان النموذج AR(2) فإنّ أفضل تنبؤ بعدد خطوات (L) هو:

$$\hat{Z}_{t+L} = \Phi_1^L Z_{t-1+L} + \Phi_2^L Z_{t-2+L} \qquad L \geq 1$$

وفي حالة الأوساط المتحركة MA(q) فإنّ أفضل تنبؤ بعدد خطوات (L) هو:

$$\hat{Z}_{t+L} = a_{t+L} - \theta_1^L a_{t-1+L} - \theta_2^L a_{t-2+L} - \cdots \theta_q^L a_{t-q+L}$$

وفي حالة النموذج المختلط ARMA(p , q) فان أفضل تنبؤ بعدد خطوات (L) هو:

$$\hat{Z}_{t+L} = \Phi_1^L Z_{t-1+L} + \Phi_2^L Z_{t-2+L} \qquad L \geq 1$$

2- الجانب التطبيقي

2-1 جمع البيانات

جُمعت البيانات والتي تتألف من سلسلة زمنية تتكون من (60) مشاهدة، وتعود إلى المدة من كانون الثاني عام 2006 لغاية كانون الأول عام 2010، وان هذه البيانات تمثل أعداد المصابين بالأورام الخبيثة في مدينة الرمادي والمأخوذة من سجلات مستشفى الرمادي العام، وكما موضحة في جدول رقم (1).

جدول رقم (1)

أعداد المصابين بالأورام الخبيثة في مدينة الرمادي*

Year / Month	2006	2007	2008	2009	2010
January	17	33	44	61	80
February	18	35	45	60	88
March	18	36	47	63	85
April	20	37	46	62	79
May	19	38	46	64	90
June	25	37	49	66	92
July	29	38	47	67	93

August	30	39	53	69	93
September	33	40	51	69	97
October	33	42	53	68	95
November	32	43	55	75	97
December	33	46	60	74	99

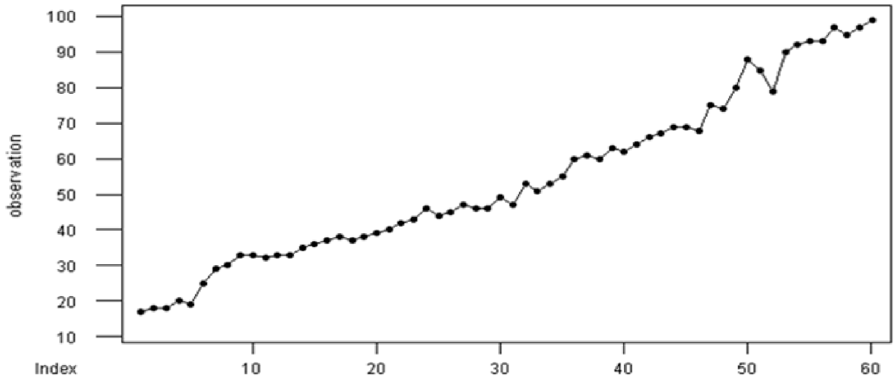
*المصدر: مستشفى الرمادي العام ، شعبة الإحصاء

2-2 مرحلة تهيئة البيانات

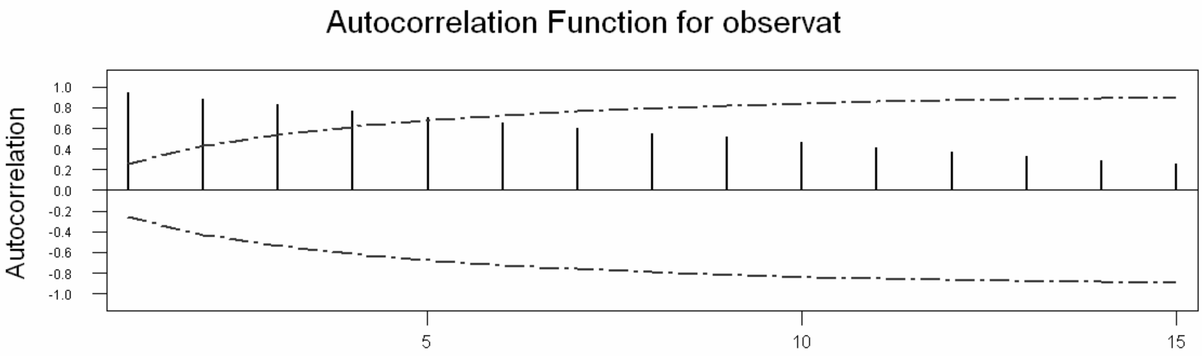
يتم في هذه المرحلة تحضير البيانات من خلال رسم شكل الانتشار، واستخراج معاملات الارتباط الذاتي و الجزئي وكذلك رسم حدود الثقة لدالة الارتباط الذاتي للبيانات الأصلية لمعرفة سلوك هذه البيانات وذلك باستخدام البرنامج الإحصائي (Minitab)، فمن خلال شكل رقم (1) نلاحظ أن التباين يميل إلى الثبات إلا إننا نلاحظ وجود اتجاه عام متزايد مع الزمن مما يدل على عدم استقرارية بيانات السلسلة في المتوسط وقد أكدت ذلك قيم معاملات الارتباط الذاتي والجزئي كما في الشكل رقم (2) والتي أظهرت فيه قيم معاملات الارتباط الذاتي حتى الفجوة (15) مختلفة معنوياً عن الصفر، ولكي تكون السلسلة مستقرة لابد من دخول جميع قيم معاملات الارتباط الذاتي للعينة ضمن حدود الثقة ماعدا عند الإزاحة الأولى، أو الثانية فممكن أن تقع خارج حدود الثقة، حيث إن حدود الثقة للبيانات بمستوى دقة (95%) هي: $(-0.25 \leq r_k \leq +0.25)$، ولاختبار معنوية المعاملات الكلية لدالة الارتباط الذاتي باستخدام Ljung & Box (Q.stat) فكانت قيمتها:

$$\left(Q\ .stat = 377.79 > \chi^2_{(15,0.05)} = 24.996\right)$$

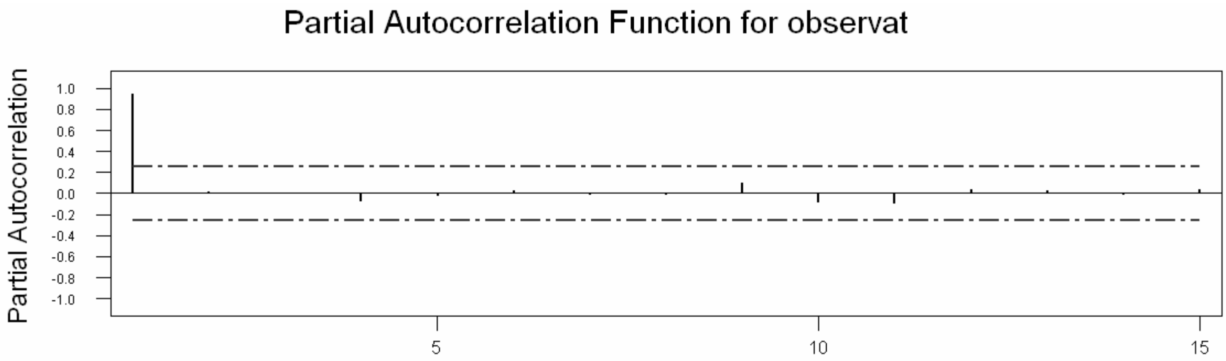
وهذا ما يؤكد عدم استقرارية السلسلة الزمنية في المتوسط ، لذا ترفض فرضية العدم التي تشير إلى تساوي معاملات الارتباط الذاتي مع بعضها ومساواتها بالصفر ، وتقبل الفرضية البديلة وهذا يعني إن السلسلة الزمنية غير مستقرة، ولمعالجة ذلك تم اخذ الفرق الأول لبياناتها $[\nabla Z_t = (Z_t - Z_{t-1})]$ والشكل (2) يبين رسم منحنى $[Z_t^*]$ إذ نلاحظ فقدان الاتجاه العام في سلوكه ، مما يدل على استقرارية السلسلة في المتوسط (إزالة الاتجاه العام) ؛ ولتأكيد ذلك تم رسم حدود الثقة لدالة الارتباط الذاتي والجزئي للعينة ، والمبيّنة في الشكل (4)، حيث نلاحظ أن جميع الارتباطات الذاتية والجزئية للعينة هي داخل حدود الثقة وإنها معنوية فقط عند الفترتين الأولى والثانية ، وهذا يؤكد الاستقرارية في المتوسط ،كما يمكن ملاحظة عدم وجود تأثيرات موسمية في السلسلة فبذلك أصبحت البيانات جاهزة لتطبيق المرحلة الأولى من مراحل منهجية (B-J,1976) لدراسة نماذج السلاسل الزمنية وتحليلها.



شكل (1) منحنى أعداد المصابين بالأورام الخبيثة للفترة (2006–2010)

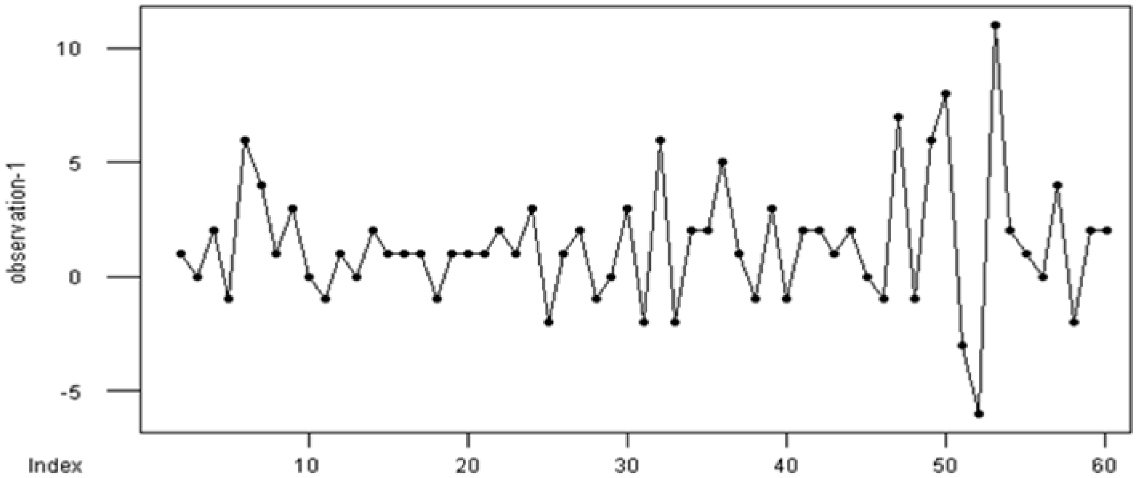


Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	0.94	7.27	55.58	8	0.55	1.38	299.25	15	0.25	0.56	377.79
2	0.88	4.11	105.50	9	0.51	1.25	318.31				
3	0.83	3.08	150.21	10	0.47	1.11	334.42				
4	0.77	2.49	189.30	11	0.41	0.96	347.19				
5	0.71	2.09	223.10	12	0.37	0.84	357.55				
6	0.65	1.80	252.51	13	0.33	0.74	365.97				
7	0.60	1.57	277.80	14	0.28	0.64	372.54				

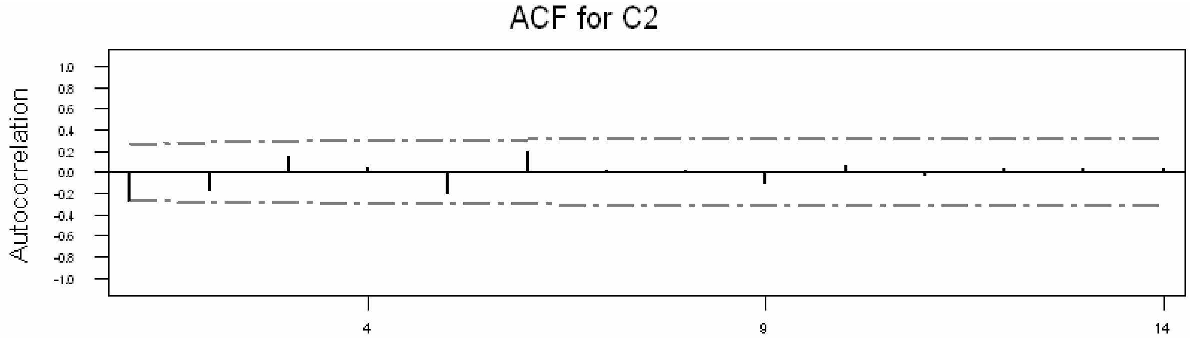


Lag	PAC	T	Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	0.94	7.27	8	-0.03	-0.20	15	0.03	0.21
2	0.01	0.05	9	0.10	0.76			
3	-0.01	-0.09	10	-0.10	-0.76			
4	-0.08	-0.61	11	-0.11	-0.85			
5	-0.03	-0.26	12	0.03	0.25			
6	0.02	0.15	13	0.03	0.19			
7	-0.02	-0.19	14	-0.02	-0.19			

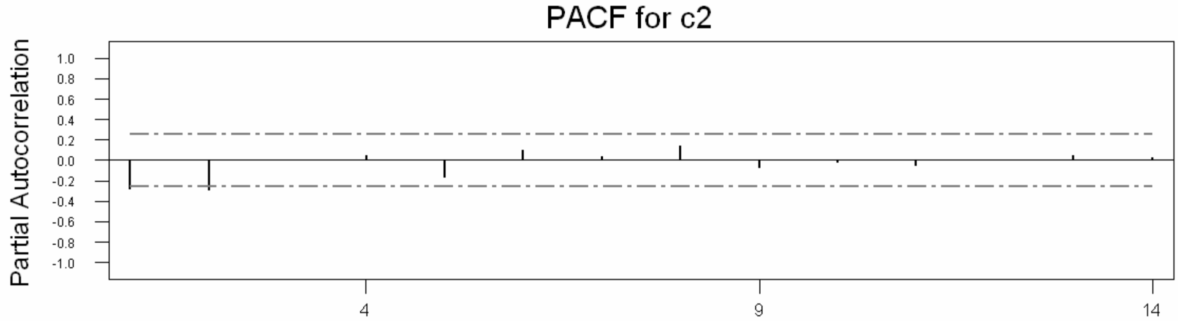
الشكل رقم(2) رقم معاملات الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة الزمنية



شكل رقم (3) منحنى السلسلة الزمنية بعد اخذ الفرق الأول



Lag	Corr	T	LBQ	Lag	Corr	T	LBQ
1	-0.29	-2.22	5.19	8	0.01	0.05	14.54
2	-0.19	-1.37	7.52	9	-0.11	-0.71	15.44
3	0.15	1.01	8.90	10	0.05	0.33	15.65
4	0.04	0.26	9.00	11	-0.05	-0.31	15.83
5	-0.21	-1.44	12.01	12	0.03	0.18	15.89
6	0.19	1.26	14.52	13	0.03	0.19	15.96
7	0.01	0.09	14.53	14	0.03	0.17	16.02



Lag	PAC	T	Lag	PAC	T
1	-0.29	-2.22	8	0.13	1.01
2	-0.30	-2.31	9	-0.08	-0.61
3	-0.02	-0.12	10	-0.03	-0.24
4	0.04	0.28	11	-0.07	-0.51
5	-0.17	-1.33	12	-0.01	-0.05
6	0.09	0.72	13	0.04	0.32
7	0.03	0.22	14	0.02	0.12

شكل رقم (4) معاملات الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة الزمنية بعد الفرق الأول

2-3 التشخيص

إن الخطوة الأولى في مراحل بناء نموذج السلاسل الزمنية هي تشخيص النموذج (Identification) ، وقد تم تطبيق معايير التشخيص التي تعتمد على شكل منحنى دالة الارتباط الذاتي للعينة (ACF)، وشكل منحنى دالة الارتباط الذاتي الجزئي (PACF) وعند مطابقة قيم معاملات الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة الزمنية بعد اخذ الفرق الأول مع السلوك النظري لها كما في الشكل (4) لوحظ منحنى دالة (ACF) تتناقص تدريجياً مع زيادة فترات الإزاحة (k) سالكة سلوكاً سلوك دالة الجيب المتضائلة تدريجياً ،في حين لوحظ قطع بعد الإزاحة الثانية (Cut-off)لدالة (PACF)، من خلال ذلك نستنتج ان النموذج الملائم هو انحدار ذاتي من الدرجة الثانية ARIMA(2,1,0)ولتحديد رتبة الانحدار الذاتي بشكل أدق تمت مقارنةً ARIMA(2,1,0) مع نموذج

ARIMA(1,1,0) والذي أظهر معنوية معالمه أيضا تم استخدام معايير المفاضلة بين النموذجين وكما مبين في جدول رقم (2) .

جدول رقم (2)

يوضح حساب مجموع مربعات االبواقي، تباين النموذج ، معيار معلومات أكيـــــك ومعيار شوارز

Model order (p)	Adj.SSE	Risiduals.V	AIC	MAIC	SBC
ARIMA(1,1,0)	414.7877	7.4069	286.5302	4.8564	290.6852
ARIMA(2,1,0)	377.9074	6.7483	283.0703	4.7978	289.3029

مما تقدم نستنتج ان أقل قيمة لمعايير المفاضلة المبينة اعلاه يحملها النموذج ذو الرتبة الثانية ، وبالتالي إن نموذج الانحدار الذاتي المتكامل ARIMA(2 , 1 , 0) هو النموذج الملائم للبيانات وصيغته الرياضية :

$$(1-\phi_1 B-\phi_2 B^2)\nabla Z_t=\phi_0+a_t$$

Or :

$$Z_t=\phi_0+Z_{t-1}+\phi_1(Z_{t-1}-Z_{t-2})+\phi_2(Z_{t-1}-Z_{t-2})+a_t$$

2-4 التقدير Estimation

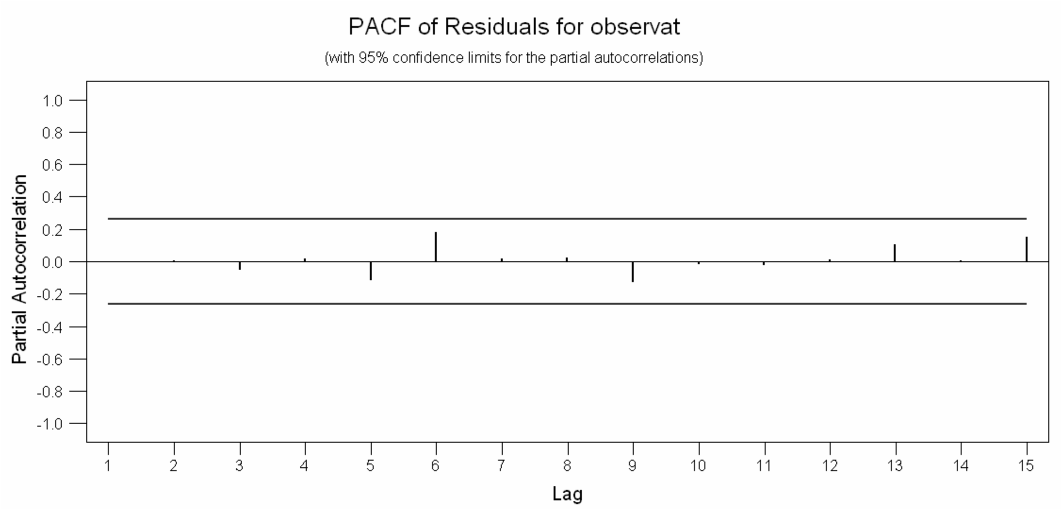
بعد التحقق من ملائمة النموذج واختبار معنوية معالمه واختبار تجانس التباين تأتي الخطوة التالية من مراحل بناء نموذج السلاسل الزمنية هي تقدير النموذج و بتطبيق طريقة المربعات الصغرى الاعتيادية (Ordinary Least Squares) على بيانات السلسلة وبالاعتماد على البرنامج الجاهز(SPSS V.10) تم الحصول على النتائج التالية والتي أثبتت اختلاف معنوية المعالم عن الصفر.

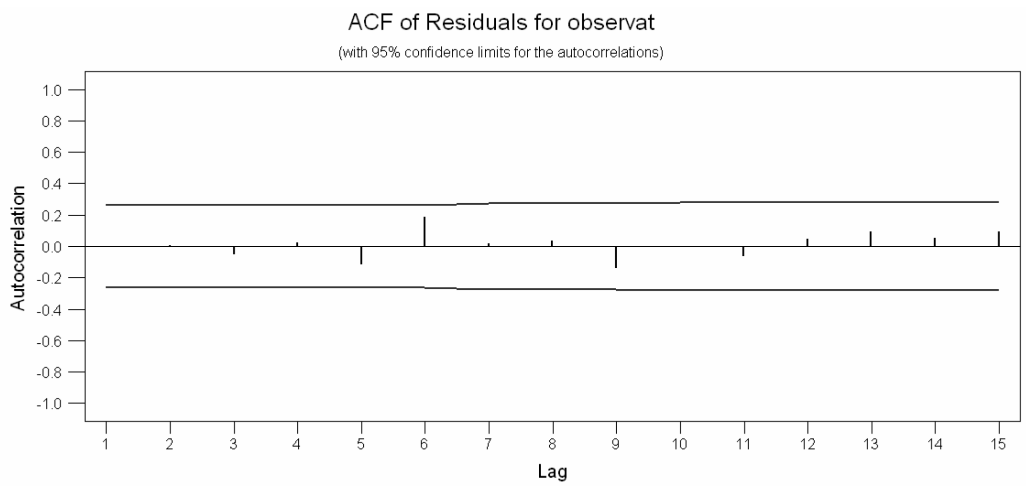
```
                    Final Estimation of Parameters:
 T                 StDev      Ceoff.            Type
-2.9243           0.1272    -0.3715            AR 1
    -2.3136       0.1272    -0.2943            AR 2
0.2045          6.7994       1.3907         Constant
                Differencing : 1 regular differenc
Number   of   observation   :   original   series   60,after
                                      defferencing 59

                                   Analysis of Variance :
  DF          Adj.sum  of  squares              Residuals
                                                variance
Residuals    56        373.9074                   6.7484
                                     Standard error = 2.5919
                                 Log Liklehood= -138.53514
                                      283.0703     AIC   =
                                        4.7978     MAIC  =
                                      289.3029     SBC   =
```

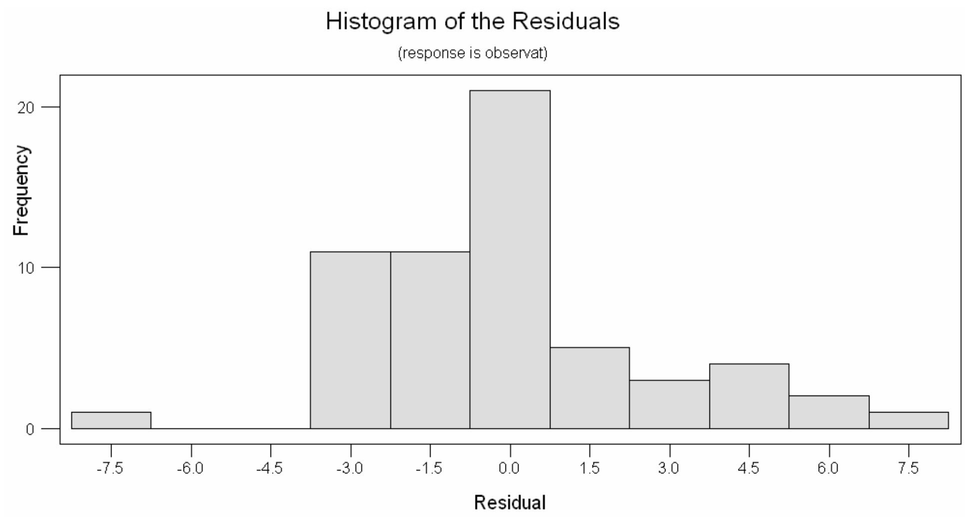
2-5 اختبار دقة ملائمة النموذج

لاختبار عشوائية سلسلة البواقي تم استخراج معاملات الارتباط الذاتي والجزئي للبواقي المقدر وكما مبين في الشكل (5) إن جميع معاملا ت الارتباط الذاتي لها $r_k(\hat{a})$ تقع ضمن حدود الثقة: $(-0.26 \le r_k(\hat{a}) \le +0.26)$. ولغرض التأكد من ملائمة النموذج تم تطبيق احصاءة ألاختبار [(Q.stat) (Ljung & Box)] ومن الملاحظ أن القيمة المحسوبة ل Q_{12}(5.5=) أقل من القيمة الجد ولية لـــ ($\chi^2_{(10,0.05)}$) والبالغة (18.307)، وهذا يعني قبول فرضية العدم القائلة بعشوائية البواقي (White Noise) ، وبالتالي فإن النموذج ARIMA(2,1,0) هو النموذج الملائم للبيانات. ولغرض التأكد من معنوية معالم النموذج واحتساب حدي الثقة للتنبؤ تم التأكد إن الأخطاء تتوزع طبيعياً وذلك من خلال تمثيل سلسلة بواقي النموذج المقدر كما في شكل (6) والذي يظهر فيه خصائص التوزيع الطبيعي، مما يؤدي إلى قبول النموذج واستخدامه للتنبؤ.





شكل رقم (5) معاملات الأرتباط الذاتي والجزئي لبواقي النموذج المقدر



شكل رقم (6) التوزيع الطبيعي لبواقي النموذج المقدر

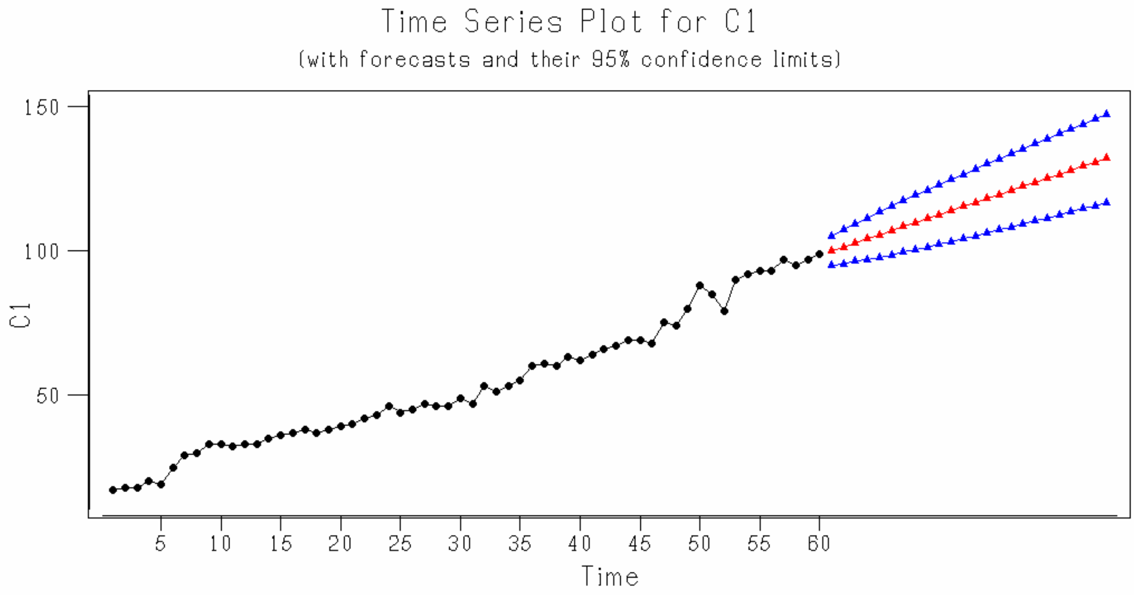
6-2 التنبؤ

تم في هذا البند استخدام النموذج في الفقرة (2-3) للتنبؤ بأعداد المرضى المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة الانبار للفترة (2011-2012) والتي عرضت نتائجه في جدول رقم (3)،كما وتم تمثيل السلسلة الزمنية لهذه التنبؤات في الشكل (7) والتي أظهرت تتبع نفس سلوك السلسلة الأصلية.

جدول رقم (3)

أعداد المرضى المصابين بالأورام الخبيثة المتنبأ بها في محافظة الانبار للفترة (2011-2012)

Year / Month	2011	2012
January	100	117
February	101	118
March	103	120
April	104	121
May	106	122
June	107	124
July	108	125
August	110	126
September	111	128
October	113	129
November	114	131
December	115	132



شكل رقم (7) منحنى القيم التنبؤية لسلسلة اعداد المصابين بالأورام الخبيثة للفترة (2011- 2012)

3- الاستنتاجات والتوصيات

3-1 الاستنتاجات

1. نلاحظ من خلال دراسة سلسلة أعداد المرضى المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة الانبار إنها غير مستقرة في المتوسط وأن هناك اتجاه عام واضح في السلسلة يتضح كثيراً بعد عام 2009 حيث أن ظهور تأثير الأسلحة الجرثومية و البيولوجية المستخدمة إثناء العدوان الأمريكي زاد من عدد المصابين إضافة إلى نقص الأدوية والأجهزة والمستلزمات الطبية .
2. لقد تم تحقيق استقرارية السلسلة الزمنية بعد اخذ الفرق الأول للبيانات ، وبعد مطابقة معاملات الارتباط الذاتي والجزئي للسلسلة الزمنية مع السلوك النظري لدالتي الارتباط الذاتي والجزئي فقد اتضح أن دالة الارتباط الذاتي تناقص تدريجياً مع زيادة فترات الإزاحة (K) وبشكل موجات جيب متضائلة في حين لوحظ قطع في دالة الارتباط الذاتي الجزئي للعينة بعد الإزاحة الثانية .
3. باستخدام معايير المفاضلة بين عدة نماذج وهي (اقل قيمة لتباين النموذج ، اقل قيمة لمجموع مربعات الخطأ ، معيار معلومات أكيك (AIC) و (SBC) وجد أن النموذج الملائم للبيانات هو نموذج الانحدار الذاتي من الرتبة الثانية وقد تم التأكد من صحة تشخيص النموذج من خلال الاختبارات الإحصائية (معنوية المعالم المقدرة وتحليل دالة الارتباط الذاتي للبواقي).

4. وجد أن النموذج الكفوء والملائم لبيانات السلسلة هو نموذج الانحدار الذاتي المتكامل ARIMA (2, 1,0).
5. باستخدام هذا النموذج للتنبؤ بأعداد المرضى المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة الانبار للفترة (2011-2012) أظهرت القيم التنبؤية تناسقاً مع القيم الأصلية للسلسلة.

3-2 التوصيات

من خلال النتائج التي تم التوصل إليها نوصي بما يأتي:

1. الأخذ بنتائج هذا البحث الذي يُظهر تزايد في أعداد المصابين بالأورام الخبيثة بمرور الزمن مما يقتضي اتخاذ التدابير اللازمة من قبل الجهات المختصة والكفيلة بالحد من هذه الظاهرة سيما وان اغلب مستشفيات المحافظة تفتقر لأجهزة الكشف المبكر لهذا المرض والمستلزمات العلاجية له .
2. تعميم هذه الدراسة إلى دراسات مناظرة في المحافظات التي تعرضت للظروف المشابهة لمحافظة الانبار لغرض المقارنة بينها.

المصادر

1. الجبوري ، وليد دهان صليبي، (2010) "التنبؤ بمستوى التضخم في أسعار المستهلك الشهرية في العراق باستخدام السلاسل الزمنية ثنائية المتغيرات"، رسالة ماجستير في الإحصاء، كلية الإدارة والاقتصاد، الجامعة المستنصرية
2. الخضيري ،محمد قدوري عبد،(1996) "دراسة مقارنة لطرائق التقدير و التنبؤ لبعض نماذج بوكس وجينكنز الموسمية" ، رسالة ماجستير في الإحصاء، جامعة بغداد،كلية الإدارة والاقتصاد..
3. الصراف ، نزار مصطفى، (1981)، "تحليل السلاسل الزمنية باستخدام التنقية الإحصائية للتنبؤات الاقتصادية في العراق"، رسالة ماجستير في الإحصاء، جامعة بغداد، كلية الإدارة والاقتصاد.
4. الكاطع ، أحلام حنش، (2007)، "اختبارات التكامل الكسرى في نماذج ARIMA"، رسالة ماجستير في الإحصاء، جامعة بغداد، كلية الإدارة والاقتصاد.
5. المتولي ،أحمد شاكر محمد طاهر، (1989)، "استخدام تحليل التدخل في السلسلة الزمنية وتطبيقاتها في البيانات البيئية" ، رسالة ماجستير في الإحصاء، جامعة صلاح الدين، كلية الإدارة والاقتصاد.
6. ألنعيمي، محمد عبد العال، ومحمد حبيب الشاروط، (2000) "استخدام نموج التدخل في السلاسل الزمنية لتقدير عدد المصابين بالأورام الخبيثة في محافظة القادسية"، مجلة القادسية للعلوم الإدارية والاقتصادية ، المجلد(3) العدد(1).
7. Ahtola, J. and Tiao, G. C. (1987), "A note on asymptotic inference in autoregressive models with roots on the unit circle", Journal of time series analysis, Vol. 8 No. 1 pp. 15-19.
8. Anderson, R.l, (1942),"Distribution oftheseries Analysis Correlation Coeffficient", Ann, Mat.Statistic, Vol.13. P (113-129).
9. Box, G.E.P and Jenkins, G.M. (1976), "Time Series Analysis Forecasting and control", Holden day, London.
10. Box, G.E.P. & Pierce, D.A., (1970), "Distribution of the Residual Autocorrelation in Autoregressive-integrated moving Average Time Series Models", JASA, VOL.65, P. (1520-1526).
11. Douglas,C.M & Contreas, J.G.,(1976),"Note On Forecasting With Adaptive Filtering, O.P.Q,Vol.24,No.4,P(87-90).
12. Kaiser, R. and Maravall, A. (2001), "Notes on Time Series Analysis ARIMA Models and Signal Extraction", Benco de Esponaservicio Estudios
13. Nuno Crato, (1996), "Some Results on the Spectral Analysis of stationary Time Series" Portugal Mathematic Vol. 53. Fasc. 2-1996.

14. Pirece,A.D.(1971),"Least Squares Estimation in the Regression Model with Autoregresseion-Moving Average Errors",Biomatrika,Vol.58,P(299-321).
15. S. Makridakis, S. C. Wheelwright and R. J. Hyndman (1998), “Forecasting Methods and Applications ", Third Edition, John Wiley & Sons, Inc. Publication, New York, USA.
16. Wheel Wright, S.G. & Markedis, S. (1973), "An Examination of the Use of Adaptive filtering in Forecasting O.P.Q", vol.24, No.1, P (60-64).