

## التنبؤ والتمهيد للسلاسل الزمنية باستخدام التحويلات مع التطبيق

فاضل عباس الطائي

استاذ مساعد

كلية علوم الحاسبات والرياضيات

قسم الاحصاء والمعلوماتية

المستخلص

يهدف البحث الى دراسة السلاسل الزمنية وامكانية استخدام التحويلات وذلك لتحسين أساليب التنبؤ ، فقد تم بهذا البحث التنبؤ باستخدام التحويلات وكذلك استخدام صياغة التمهيد الاسي المنفرد مع التطبيق

### Smoothing and prediction for time series using transformation with application

This Research aim to study of time series and the ability of use transformation, In this Paper, the predictor use the formulation Exponential Smoothing with application.

#### المقدمة:

ان موضوع السلاسل الزمنية من المواضيع الاساسية التي اصبحت استخدامها في مختلف العلوم بشكل واسع جدا حيث ان الاجراءات الاحصائية الرياضية في تحليل السلاسل الزمنية. معظم هذه التحاليل اصبحت تعطي دوال مهمة للتقدير اضافة الى نقاط اخرى مهمة جدا في اتخاذ القرارات في مواضيع كثيرة وانه يساعد على ملائمة بعض النماذج الرياضية والاحصائية للمشكلة المراد دراستها ،

حيث يحدد بوضوح المعادلة ويستدل من تقدير معالمها الى التنبؤ نحو المستقبل واتخاذ القرارات الصحيحة، هذا اذا كانت السلسلة مستقرة وليس لها فيها مشاكل.

ان التحويلات الرياضية تقضي على هذه المشاكل مهما كانت صغيرة (استقرارية ضعيفة او غير مستقرة او ..... الخ) وحتى أن لم تظهر في الرسم او الاختبارات.

ان استقرارية السلسلة ضرورية جدا في التحليل وذلك للحصول على نموذج رياضي ملائم للسلسلة، ان نماذج التنبؤ يمكن ان يصنف الى صنفين الاول النموذج الذي يمتلك معالم ثابتة

والثاني النماذج الذي يمتلك معلمات متغيرة ((الوسط والتباين)) حيث ان الصنف الاول يتضمن اكثر الطرق لانه النموذج الثابت المعلمات تكون مستقرة في كافة انحاء المدى الملاحظ للبيانات حيث يصرف جهد كبير لجعل السلسلة مستقرة في متوسطها وذلك باجراء فروقات (Difference) وتباينها وذلك باجراء (تحولات لوغارتمية او جدر تربيعي ... الخ) .  
الاجراءات او التحويلات مهمة جدا استخدامها في بيانات السلاسل الزمنية وان استخدام التحويلات يجعل البيانات مهيأة للتحليل ودقيقة والذي تعطي دالة للتقدير .  
في بحثنا هذه سوف نستخدم التحويلات لغرض الاستقرار والحصول على دالة للتنبؤ ثم نقارنها مع دالة التمهيد

ان طرق نسبة التمهيد من الناحية الاخرى يمكن ان يتعامل مع التغيرات والحالة الذي تكون من الصعب للطرق الاخرى القيام بها ، لان تقدير المعلمات او النسب تقدر بطريقة يساعدهم على التعامل مع التغيرات في الاتجاه الافضل من الاول،  
هنالك طرق عديدة ومتنوعة وان استخدام هذه الطرق مفيدة جدا في تحليل السلاسل الزمنية لانها تقوم بتمهيد البيانات قبل تطبيق النماذج الاحصائية عليها و للتعامل بشكل حاسم مع التغيرات في المعلمات لذا نتجه في بحثنا هذه الى نقطة مهمة جدا في حالة استخدام التحويلات هل يستحسن النموذج وهل ان طرق التمهيد يعالج ذلك ونقارنه مع نموذج ARIMA وهل ان استخدام التحويلات يساعدنا في التوصل الى نموذج ملائم للبيانات .

## الجانب النظري

### اولا - السلاسل الزمنية

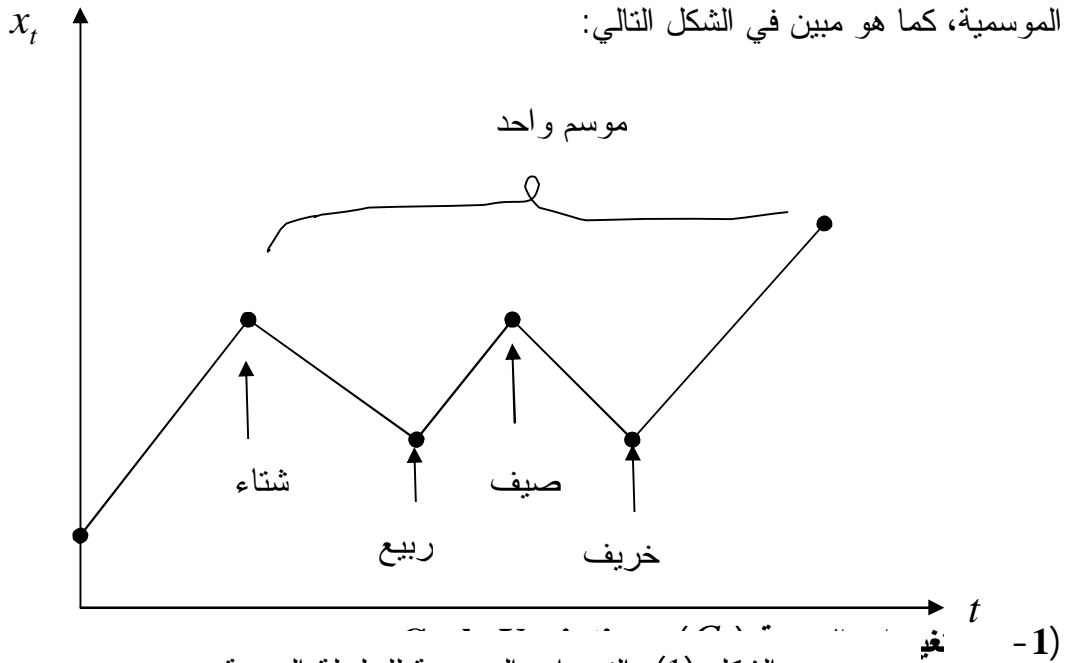
السلسلة الزمنية هي عبارة عن مجموعة من المشاهدات لظاهرة معينة خلال فترة زمنية وتعرف السلسلة الزمنية رياضياً بأنها متتابعة من المتغيرات العشوائية معرفة ضمن فضاء الاحتمالية متعددة المتغيرات ومؤشرة بالدليل  $t$  والذي يعود إلى مجموعة دلالية  $T$  ويرمز للسلسلة الزمنية عادة  $\{x(t), t \in T\}$  أو اختصاراً  $x(t)$  وتتكون من متغيرين احدهما توضيحي وهو متغير الزمن والآخر متغير الاستجابة وهو قيمة الظاهرة المدروسة ويمكن التعبير عنها رياضياً كالاتي:  $y = f(t)$  . أما إذا كان هناك عوامل أخرى (متغيرات توضيحية أخرى) إلى جانب الزمن تؤثر على الظاهرة  $y$  نستخدم العلاقة الرياضية التالية:  $y = f(t, x_1, x_2, \dots, x_n)$  ويمكن تمثيل السلاسل الزمنية على شكل بياني (العبيدي، 1989)

(1) التغيرات التي تؤثر على تطور السلسلة الزمنية:

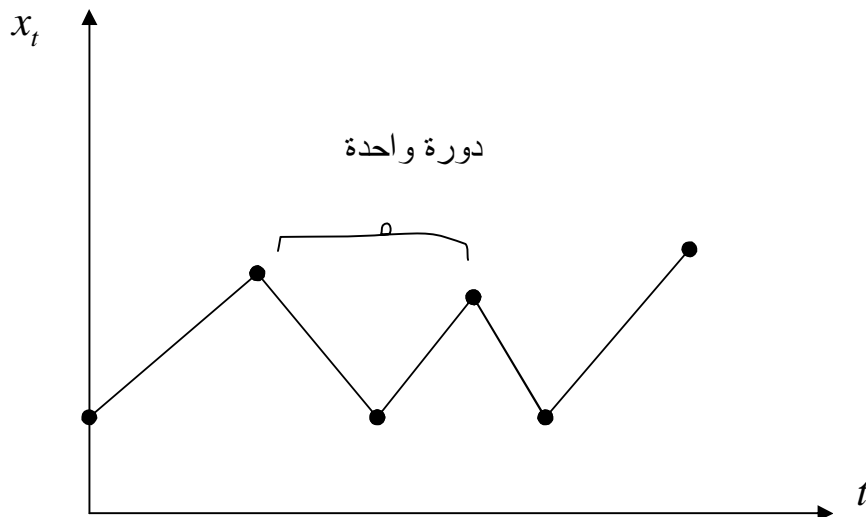
ان معظم السلاسل الزمنية تتأثر بتغيرات عدة وذلك نتيجة عوامل كثيرة ومنها اقتصادية وطبيعية وموسمية... الخ. إن بعض هذه التغيرات قد تؤثر على الاتجاه العام للسلسلة الزمنية في الأجل الطويل والقصيرة.

### (1-1) تغيرات موسمية ( $S_t$ ) : Seasonal Variations

التغيرات الموسمية هي تعبيرات في مواسم أو فصول السنة والتغيرات الموسمية عادة تكرر نفسها. فالعوامل الطبيعية من أهم العوامل التي تسبب التغيرات الموسمية بالإضافة الى عوامل اخرى. كما إن الاختلاف في فصول السنة يعد احد الأسباب الرئيسة في التغيرات الموسمية، كما هو مبين في الشكل التالي:



إن التغيرات الموسمية تكون عادةً متكررة الحدوث ولكنها لا تحدث على فترات منتظمة وقد تستغرق من سنة الى 10 أو أكثر، والشكل التالي يوضح ذلك:



### (3-1) تغييرات عشوائية ( $e_t$ ) Random Variations:

التغيرات العشوائية تكون نتيجة عوامل عشوائية خارج نطاق السيطرة وهذه التغيرات لا يمكن التنبؤ بها وهي مهمة نسبياً بالرغم من صعوبة تفسيرها إلا انه يمكن إظهار تأثيرها وهي تظهر كتذبذبات صغيرة منتظمة في بيانات السلسلة الزمنية. (المشهداني، الدليمي، 1985)

### (2) استقرار السلسلة الزمنية Stationary Time Series

ان استقرارية وعدم استقرارية البيانات مهمة في تحليل السلاسل الزمنية، وكذلك في إيجاد النموذج الرياضي المناسب لها، وإن رسم السلسلة الزمنية في الفترة  $[t, t+h]$  قد يكون في بعض الأحيان مطابقاً لرسم السلسلة في فترة أخرى  $[s, s+h]$  وهذا يدل على انه هناك تجانس زمني في سلوك السلسلة والذي يسمى استقرارية (Stationary, 1999) (Viond) ويمكن أن نقول ان السلسلة الزمنية مستقرة اعتماداً على الرسم البياني للمشاهدات وكذلك إذا كان لها وسط حسابي وتباين ثابت خالية من التأثيرات يقال أنها مستقرة عند تحقيق الشروط الآتية:

$$(1) \text{ ثبوت الوسط الحسابي } E(X_t) = m$$

$$(2) \text{ ثبوت قيمة التباين } \text{Var}(X_t) = s_x^2$$

(3) امتلاك السلسلتين  $Y_t, Y_{t+k}$  على ارتباط وتباين معتمد على الإزاحة  $k$  فقط

$$g_k = E[(X_t - m)(X_{t+k} - m)]$$

حيث يعتمد على القيمة المطلقة لـ  $k$  فقط  $k = 1, 2, \dots, m$  ويمكن التحقق أيضاً باستخدام دوال الارتباط الذاتي من خلال

استخدام مقياس مربع كاي.

$$c_{(m-1)}^2 = n \sum_{k=1}^m P_k^2 \quad (1)$$

حيث أن  $P_k$  يمثل ارتباط ذاتي لقيم  $y$  بازاحة قدرها  $k$

وان  $m$ : هي اكبر مدة ارتداد زمني وعادة تساوي  $(n/2)$  حيث تقارن قيمة مربع كاي المحسوبة مع الجدولية فإذا كانت القيمة معنوية فان ذلك يشير إلى أن البيانات غير مستقرة، أما إذا كانت غير معنوية فان ذلك يشير إلى أن البيانات مستقرة.

### (3) عدم استقرار السلسلة الزمنية Non-Stationary Time Series

ان اغلب السلاسل الزمنية في الواقع العملي والتطبيقي تكون غير مستقرة وقد نفشل في اثبات ذلك في الرسم البياني او الاختبارات الاحصائية، فعلى سبيل المثال نجد أن المتغيرات الاقتصادية غالباً ما تعتبر سلاسل زمنية غير مستقرة كونها تسير بصفة عامة في اتجاه عام. لذلك لا بد من تحويلها إلى سلاسل زمنية مستقرة يسهل نمذجتها.

### (1-3) الاستقرارية التامة Strictly Stationary

يقال أن السلسلة  $\{X_t\}$  استقرارية تامة إذا كان التوزيع الاحتمالي المشترك للمتغيرات  $X_{t_1}, X_{t_2}, \dots, X_{t_m}$  هو نفس التوزيع الاحتمالي المشترك للمتغيرات  $X_{t_1+k}, X_{t_2+k}, \dots, X_{t_m+k}$  ولجميع النقاط الزمنية المختارة  $t_1, t_2, \dots, t_n$  ولأي ثابت (امين بك، 2005) فتكون السلسلة الزمنية استقرارية تامة بتحقيق الشروط الثلاثة السابقة.

### (2-3) الاستقرارية الضعيفة Weak Stationary

إن مفهوم الاستقرارية الضعيفة يسمح للتوزيع الاحتمالي المشترك للمتغيرات  $X_{t_1}, X_{t_2}, \dots, X_{t_n}$  بالتغير لحد ما مع الزمن. ولكن يتطلب أن يكون الوسط والتباين ثابتين. كذلك يتطلب أن يكون التباين  $Cov(X_t, X_{t+k})$  دالة لفترات الإبطاء للفترة  $k$  فقط ولا يعتمد على الزمن  $t$  وكحالة خاصة يقال للسلسلة الزمنية  $\{X_t\}$  بأنها مستقرة من الرتبة الأولى First-order Stationary إذا كانت  $E(X_t) = m$  كمية ثابتة غير معتمدة على  $t$ . كما يقال للسلسلة الزمنية  $\{X_t\}$  بأنها مستقرة من الرتبة الثانية Second order Stationary إذا حققت الشروط الآتية: (Priestley, 1981)

1.  $E(X_t) = m$  حيث  $m$  كمية ثابتة لاتعتمد على  $t$ .
2.  $Var(X_t) = S^2_X$  حيث أن  $S^2$  كمية ثابتة لاتعتمد على الزمن  $t$ .
3.  $Cov(X_{t_1}, X_{t_2}) = g(t_2 - t_1)$  دالة بدلالة  $|t_2 - t_1|$  فقط.

وغالباً ما يمكن تحويل السلسلة الزمنية الى سلسلة مستقرة بإحدى الطرائق التالية:  
(Hamilton, 1994)

#### 1. إجراء تعديل الفروق:

في عام 1976 قام كل من Box & Jenkins (Spyros.M.et.al, 1983) بوصف النماذج وبشكل شامل وضعوا سوية أسلوباً أو نهج المعلومات المرتبطة في فهم ومعالجة عدم الاستقرارية، فإذا كانت  $\{X_t\}$  تمثل سلسلة زمنية غير مستقرة فإن التحويل لجعل السلسلة مستقرة يكون بالشكل الآتي:

$$Y_t = \Delta^d X_t$$

حيث أن  $(\Delta = 1 - B)$  وان  $B$  يسمى بمؤشر الفرق الخلفي، إذا  $BX_t = X_{t-1}$  و  $B^2 X_t = X_{t-2}$  إن عملية الارتداد أو التراجع الزمني تكون ملائمة عندما تصف

العملية بالاختلاف، على سبيل المثال إذا كانت السلسلة الزمنية غير مستقرة إذن بإمكاننا أن نعالج عدم الاستقرار، حيث تصبح مستقرة بواسطة اخذ الاختلاف الأول First Difference كما هي في المعادلة التالية :

$$X'_t = X_t - X_{t-1}$$

باستخدام عملية الارتداد الزمني للمعادلة السابقة تكون الصيغة بالشكل الآتي :

$$X'_t = X_t - BX_{t-1} = (1-B)X_t$$

نلاحظ أن الاختلاف الأول الذي مثل بواسطة  $(1-B)$  وبالتشابه مع الاختلاف الثاني والذي يسمى Second Difference وتكون بالصيغة التالية :

$$X''_t = X'_t - X'_{t-1} = (X_t - X_{t-1}) - (X_{t-1} - X_{t-2}) \\ \Rightarrow (1-2B+B^2)X_t = (1-B)^2 X_t$$

إن الغرض من اخذ الاختلاف الأول والثاني هو لتحقيق الاستقرار للسلسلة الزمنية وبشكل عام إذا أخذنا  $d$ th-order للاختلاف نكتب النموذج بهذه الحالة :

للبيانات يجعلها مستقرة واغلب الأحيان تكون قيمتها مساوية إلى  $d=1,2$   $dth-order difference = (1-B)^d X_t$  حيث أن  $d$  هي مقدار الفرق الذي يحسب (Anderson, 1971) (Spyros M. Steren, 1983) ويمكن إجراء أكثر من فرق ولكن عادة يعد الفرق الأول أو الثاني كافياً .

## 2. في حالة عدم ثبات التباين:

ان عدم تثبيت التباين تعتبر من المشاكل الرئيسية في عدم الحصول على نموذج دقيق وان اخذ التحويلات ( اللوغاريتم أو اخذ الجذر التربيعي .... الخ) لبيانات السلسلة الزمنية تعالج ذلك. (فاندل، 1992).

وان التحويلات للسلاسل الزمنية ربما يقودنا لاجاد سلسلة زمنية مستقرة ، وبشكل عام نماذج ARIMA والتحويلات للسلسلة الزمنية تعطينا دوال مهمة للتقدير وهذه الحالة تشابه ملائمة النماذج في حالة اجراء التمهيد

وهناك اربعة من التحويلات المتوفرة وبالتحديد لسلسلة موجبة، وافرض ان  $Y_t > 0$  هي السلسلة الاصلية وان  $X_t$  هي السلسلة المحولة وفيمايلي التحويلات:-

1- التحويل اللوغارتمي  $X_t = \ln(Y_t)$

2- التحويل اللوجستي  $X_t = \ln(cY_t / (1 - cY_t))$

حيث ان  $c = (1 - e^{-6}) 10^{-\text{ceil}(\log_{10}(\max(Y_t)))}$

وان  $\text{ceil}(w)$  عدد صحيح وصغير اكبر من او يساوي  $(\log_{10}(\max(y_t)))$

3- التحويل الجذر التربيعي  $x_t = \sqrt{y_t}$

4- تحويل Box-Cox 
$$x_t = \begin{cases} \frac{y_t^l - 1}{l} & l \neq 0 \\ \ln(y_t), & l = 0 \end{cases}$$

**Time Series Models نماذج السلاسل الزمنية (4)**

تتضمن نماذج السلاسل الزمنية اللاموسمية المستقرة منها وغير المستقرة: فيما يلي أنواع نماذج السلاسل الزمنية اللاموسمية الشائعة .

**(1) نموذج الانحدار الذاتي (AR) Auto Regressive**

من الأوائل الذين قاموا بدراسة نماذج السلاسل الزمنية المستقرة هو العالم Yule في عام 1926 حيث قام بدراسة نموذج الانحدار الذاتي (AR(P) وكمل طريقه إلى النموذج العام لنماذج الانحدار الذاتي Wiker عام (1931) (لصفاوي والطائي، 2003) فالصيغة العامة لهذا النموذج من الرتبة (P) واختصاراً AR(P) هي:

$$X_t = C + j_1 X_{t-1} + j_2 X_{t-2} + \dots + j_p X_{t-p} + a_t \quad \dots (2)$$

حيث أن:

$a_t$ : تمثل الخطأ العشوائي أو ما يسمى بالتشويش Noise يتوزع توزيعاً طبيعياً بوسط صفر وتباين  $S_a^2$ .

$C$ : تمثل ثابت، وان  $-1 < j < 1$   $j_1, j_2, \dots, j_p$ : تمثل معاملات نموذج الانحدار الذاتي والتغيرات المفسرة تمثل القيم السابقة لمتغير الاستجابة  $(Y_t)$  أي أن القيم المزحفة للمتغير  $(Y_t)$  ولذلك تسمى هذه الصيغة بالانحدار الذاتي حيث يصف AR العلاقة بين المشاهدات السابقة والحالية.

ودالة الارتباط الذاتي له تتناقص تدريجياً بشكل أسي متخذة شكلاً منحنياً تنازلياً في حين أن دالة الارتباط الذاتي الجزئي له تنقطع بعد الفترة  $P$ ، فمثلاً عندما  $P=1$  أي في حالة  $AR(1)$  عندئذ تصبح المعادلة (2.9) بالشكل التالي:

$$X_t = C + j_1 X_{t-1} + a_t \quad \dots (3)$$

### (2) نموذج الأوساط المتحركة (Moving Average Model(MA))

قام الباحث Stutzky (1937) بدراسة نماذج المتوسطات المتحركة  $MA(q)$  ووضع الصيغة العامة لهذا النموذج من الرتبة  $(q)$  واختصاراً  $MA(q)$  هي:

$$X_t = C - q_1 a_{t-1} - q_2 a_{t-2} - \dots - q_q a_{t-q} + a_t \quad \dots (4)$$

حيث أن

$a_t$ : تمثل الخطأ العشوائي أو ما يسمى بالتشويش Noise يتوزع توزيعاً طبيعياً بوسط صفر وتباين  $S_a^2$ .

$C$ : تمثل ثابت، وان  $-1 < q < 1$

$q_1, q_2, \dots, q_q$ : تمثل معاملات المتوسطات المتحركة، أي أن قيمة المشاهدة في الفترة الحالية تعتمد على الأخطاء العشوائية للفترات السابقة والفترة الحالية، أي اعتماد الأخطاء المتعاقبة لبناء النموذج وهو يصف البنية ذات الارتباط الذاتي لسلسلة الاضطراب، والمعادلة (4) تمثل نموذج الأوساط المتحركة من الرتبة  $q$  ويتم تحديد رتبة النموذج من دالة الارتباط الذاتي له حيث تنقطع بعد فترة  $q$  في حين دالة الارتباط الذاتي الجزئي تتناقص تدريجياً بشكل منحنى تنازلي، فمثلاً عندما  $(q=2)$  أي في حالة  $MA(2)$  تكون المعادلة (4) بالشكل الآتي:

$$X_t = C - q_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} + a_t \quad \dots (5)$$

### (3) النماذج المختلطة (الانحدار الذاتي-المتوسطات المتحركة)

#### Auto Regressive-Moving Average Models (ARMA)

أكمل الباحث Slutzky الى ايجاد النموذج بشكل مختلط الباحث وكمّل طريق الباحث Wold عام 1938 حيث قام بتطوير هذين النموذجين بسلسلة من العمليات الى ثلاثة اتجاهات في اجراء التقدير وسماها بعمليات نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة Auto Mixed Regressive-Moving Average Models (ARMA) حيث يمثل هذا النموذج



خليطاً من نموذج الانحدار الذاتي ونموذج المتوسطات المتحركة ويرمز لها باختصار  $ARMA(p,q)$  ويستخدم في حالة كون البيانات مستقرة .  
والصيغة العامة لهذا النموذج من الرتبة  $(p,q)$  هي:

$$X_t = C + j_1 X_{t-1} + j_2 X_{t-2} + \dots + j_p X_{t-p} + a_t - q_1 a_{t-1} - q_2 a_{t-2} - \dots - q_q a_{t-q} \quad \dots(6)$$

ودالتا الارتباط الذاتي والذاتي الجزئي له يتناقضان تدريجياً، فمثلاً  $ARMA(1,1)$  تكون بالشكل الآتي

$$X_t = j_1 X_{t-1} - q_1 a_{t-1} + C + a_t \quad \dots(7)$$

#### 4) النماذج المختلطة المتكاملة:

##### Auto Regressive Integrated Moving Average Models (ARIMA)

قام كل من Box & Jenkins (1976) بوصف النماذج وبشكل شامل ووضعوا سوية أسلوب أو نهج المعلومات المرتبطة في فهم ومعالجة الاستقرار في البيانات وتوصلوا إلى النموذج المسمى بنماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة المتكاملة ففي حالة كون السلسلة غير مستقرة يمكن تحويلها إلى سلسلة مستقرة بأخذ الفروق من الدرجة  $d$  ( $d=1,2$ ) وهذا النموذج يعوض عن دراسة سائر النماذج ويرمز له بالرمز  $ARIMA$  والنموذج من الرتبة  $(p,d,q)$  يكتب بالشكل  $ARIMA(p,d,q)$  ويكون بالصيغة التالية:

$$j(B)(1-B)^d X_t = q(B)a_t \quad \dots(8)$$

حيث أن :

$$j(B) = 1 - j_1 B - j_2 B^2 - \dots - j_p B^p$$

$$q(B) = 1 - q_1 B - q_2 B^2 - \dots - q_q B^q$$

### ثانيا: التمهيد الاسي للسلاسل Exponential Smoothing Series

لقد صنف Pegels(1969) طرق التمهيد الاسي احد الطرق المهمة في تقدير السلاسل الزمنية الذي يتضمن طرق مختلفة كل طريقة تصنف كي تكون مناسبة للسلسلة. وهي طرق تتنبؤ خاصة بالسلاسل اللاموسمية وبما أن هذه الطرق عديدة سنختار طرق التنبؤ الأكثر ملائمة والتي تكون ملائمة للسلاسل اللاموسمية وان هذه الطرائق سميت بهذه التسمية وذلك لإعطاء المشاهدات السابقة أوزان ذات قيم غير متساوية طالما أن هذه الأوزان تتناقص أسيا من نقاط البيانات الأكثر حداثة . ويمكن ان نوضح ذلك من خلال معادلة التمهيد التالية (James Tylor,2003)

$$F_{t+1} = ax_t + (1-a)F_t \quad (9)$$

#### طريقة Single Exponential Smoothing

اقترحت هذه الطريقة من قبل الباحث (C.C.Holt 1958) وكان في البداية يستخدم فقط للسلسلة الزمنية غير الموسمية ثم بعد ذلك اكد الباحث (Browns ,1963) على امكانية استخدامه لأكثر انواع السلاسل الزمنية ثم كمل طريقه الباحث (Harrison 1965) وان اجراءات هذه الطريقة حسب الخطوات التالية : ( Spyros.M &els, 1983) .

ا فرض ان  $X_{t-N}$  مشاهدات قديمة واحتمالية توفرها صغير وغير متوفرة وهكذا فان بموقع  $X_{t-N}$  يجب ان يستخدم القيمة التقريبية ، وان المعادلة تكون بالشكل الاتي

$$F_{t+1} = F_t + \left( \frac{x_t}{N} - \frac{x_{t-N}}{N} \right) \quad (10)$$

وان احد البدائل الممكنة للمشاهدات القديمة سوف تكون الخطوة القادمة للتنبؤ  $F_t$

$$F_{t+1} = F_t + \left( \frac{x_t}{N} - \frac{F_t}{N} \right) \quad (11)$$

وتكون المعادلة بالشكل التالي

لاحظ ان البيانات لهذه المعادلة تكون اكثر استقرارية لانها تستند على وزن وهي قيمة

$$F_{t+1} = \left( \frac{1}{N} \right) x_t + \left( 1 - \frac{1}{N} \right) F_t \quad (12)$$

كسرية ويمكن ان نبسط المعادلة الى الشكل التالي :

لاحظ ان البيانات ممكن ان تكون مستقرة لانها تعتمد على وزن هي قيمة تقريبية جيدة ، ومن المعادلة رقم ( 12 ) يمكن ان نقول ان التنبؤ لـ  $F_{t+1}$  يستند على وزن  $1/N$  لمعظم المشاهدات الحديثة ووزن التنبؤات السابقة  $F_t$  تعتمد على  $(1-1/N)$  ، وان  $N$  هو عدد موجب

و  $1/N$  هي أيضاً قيمة موجبة بين الصفر (إذا كانت  $N$  تساوي ما لانهاية) و الواحد (إذا كانت  $N=1$ ) وبتعويض  $\alpha$  بدلاً من  $1/N$  تصبح المعادلة رقم (12) كالآتي:

حيث ان هذه المعادلة يمثل التمهيد الاسي البسيط

حيث تعرف  $F_{t+1}$ : بالتمهيد الاحصائي (Smoothed Statistic)، أما  $F_t$  فهي تمثل قيمة التنبؤ للفترة السابقة ( $t$ ) لهذا النموذج ويدعى ( $a$ ) بثابت التمهيد (Smoothing Constant)، و ( $X_t$ ) تمثل السلسلة الأصلية.

$(1-a)^r$  هي عبارة عن أوزان مشاهدات السلسلة الزمنية حيث نلاحظ أن أوزان هذه المشاهدات تتناقص تدريجياً كلما تباعد زمن حدوث تلك المشاهدات فلو افترضنا قيمة معينة لـ  $(0.01 < a < 0.3)$  لاكتشفنا بأن تناقص هذه الأوزان يكون أسياً ولذلك سميت طريقة التنبؤ بطريقة التمهيد الاسي.

#### الجانب التطبيقي

تم في هذا الجانب تطبيق الجانب النظري على البيانات لغرض التنبؤ بالقيم المستقبلية وقد تم الحصول على البيانات المستخدمة من الهيئة العامة للأحواء الجوية والرصد الزلزالي. وقد اخذنا البيانات لسلسلة معدلات الامطار ( $X$ ) وذلك لما لها اهمية في حياتنا وخاصة الانسان والنبات وكانت البيانات للفترة من سنة (1971) ولغاية سنة (2002) وان اولى خطوات تحليل بيانات السلسلة الزمنية هو رسم المشاهدات على المحور العمودي وعنصر الزمن على المحور الافقي وان الرسم سوف يبين الخصائص المهمة للسلسلة الزمنية

توفيق افضل نموذج لنماذج  $ARIMA(P,D,Q)$  :

ولتوفيق افضل نموذج من نماذج السلاسل الزمنية للامطار تم استخدام معيارين:

أ- معيار اكاكي ( $AIC$ )  $aki$  Information Criteri

، فان العالم [Akaike (1973,1974)] اقترح معياره المستخدم والمسمى ( $AIC$ ) الذي

يعني ( $Akaike$  Information Criteria) والمعرف كالتالي:

$$AIC(k) = n \ln S_e^2 + 2k \quad \dots$$

حيث ان ( $k$ ): تمثل عدد المعالم في النموذج، و  $S_e^2$  مقدار التباين و  $n$  عدد المشاهدات، فلمعرفة أفضل نموذج نختار اقل قيمة للمعيار  $AIC(k)$ ، وقد اعتمدت هذا المعيار لكونه اكثر و اوسع المعايير استخداماً وملائمة للبيانات.

ب - معيار متوسط مربعات الخطأ (MSE):

$$MSE = \frac{\sum_{t=1}^n (X_t - \hat{X}_t)^2}{n - (k+1)}$$

حيث ان  $n$  : تمثل عدد المشاهدات و  $k$  : تمثل عدد المعلمات و  $Y_t$  : تمثل قيم المشاهدة و  $\hat{Y}_t$  : تمثل القيم بعد إجراء التمهيد للبيانات. وكلما كانت قيمة (MSE) صغيرة كان النموذج المستخدم يمثل البيانات احسن تمثيل.

توفيق افضل نموذج لسلسلة معدلات الامطار :

باستخدام نماذج ARIMA(P,D,Q) تم توفيق افضل نماذج حيث تم اختيار افضل نموذج بالاعتماد على قيمتي المعيارين AIC(K) و MSE ويتبين من النتائج الموجودة في الجدول (1) ان النموذج ARIMA(5,0,2) هو افضل نموذج لامتلاكه اقل قيمة للمعيارين AIC(K) و MSE ويمكن كتابة النموذج بعد تقدير معلماته (بالاعتماد على نظام Minitab13)

جدول (1): يبين معيار AIC(K) و MSE لنماذج ARIMA(P,D,Q)

لمعدلات الامطار

MODEL	MSE	AIC(k)	MODEL	MSE	AIC(k)	MODEL	MSE	AIC(k)
ARIMA(0,0,1)	12784	127.307	ARIMA(1,0,4)	13354	127.894	ARIMA(4,0,1)	12073	126.536
ARIMA(0,0,2)	13063	127.597	ARIMA(1,0,5)	13832	128.367	ARIMA(4,0,3)	11016	125.303
ARIMA(0,0,3)	13038	127.572	ARIMA(2,0,1)	12324	126.813	ARIMA(4,0,4)	11547	125.937
ARIMA(0,0,4)	11617	126.018	ARIMA(2,0,2)	11861	126.298	ARIMA(4,0,5)	10975	125.253
ARIMA(0,0,5)	11995	126.449	ARIMA(2,0,3)	10992	125.273	ARIMA(5,0,1)	12925	127.454
ARIMA(1,0,0)	12729	127.249	ARIMA(2,0,4)	11625	126.027	ARIMA(5,0,2)	10674	124.878
ARIMA(2,0,0)	13167	127.704	ARIMA(2,0,5)	12010	126.466	ARIMA(5,0,3)	11964	126.414
ARIMA(3,0,0)	13289	127.828	ARIMA(3,0,1)	11596	125.994	ARIMA(5,0,4)	13069	127.604
ARIMA(4,0,0)	13365	127.905	ARIMA(3,0,2)	13777	128.314	)		
ARIMA(5,0,0)	13649	128.188	ARIMA(3,0,3)	11764	126.187			
ARIMA(1,0,1)	13172	127.709	ARIMA(3,0,4)	12093	126.559			
ARIMA(1,0,2)	13131	127.667	ARIMA(3,0,5)	10901	125.161			
ARIMA(1,0,3)	12813	127.337						

(3-4) التنبؤ باستخدام التحويلات:

تم تطبيق نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة على بيانات معدلات الامطار بعد اجراء التحويلات لها بطريقة الجذر التربيعي وتم توفيق افضل نموذج بالاعتماد على قيمة المعيارين AIC(K) و MSE ويتبين من النتائج الموجودة في الجدول (2) ان النموذج ARIMA(1,0,0) هو افضل نموذج لامتلاكه اقل قيمة للمعيارين AIC(K) و MSE ويمكن كتابة النموذج بعد تقدير معلماته (بالاعتماد على نظام Minitab 13).

جدول (2): يبين معيار AIC(K) و MSE لنماذج ARIMA(P,D,Q)

لمعدلات الامطار

MODEL	MSE	AIC(k)	MODEL	MSE	AIC(k)	MODEL	MSE	AIC(k)
ARIMA(0,0,1)	8.512	33.760	ARIMA(1,0,4)	8.804	42.2298	ARIMA(4,0,1)	8.139	41.1383
ARIMA(0,0,2)	8.645	35.970	ARIMA(1,0,5)	9.084	44.6649	ARIMA(4,0,2)	7.432	41.8700
ARIMA(0,0,3)	8.6	37.900	ARIMA(2,0,1)	8.177	37.2030	ARIMA(4,0,3)	7.657	44.2880
ARIMA(0,0,4)	7.416	37.840	ARIMA(2,0,2)	7.14	37.3100	ARIMA(4,0,4)	7.765	46.4800
ARIMA(0,0,5)	7.6	40.180	ARIMA(2,0,3)	8.773	42.1800	ARIMA(4,0,5)	8.664	50.0070
ARIMA(1,0,0)	8.456	33.660	ARIMA(2,0,4)	8.093	43.0590	ARIMA(5,0,1)	9.61	45.4470
ARIMA(2,0,0)	8.745	36.130	ARIMA(2,0,5)	7.954	44.8180	ARIMA(5,0,2)	7.65	44.2770
ARIMA(3,0,0)	8.815	38.271	ARIMA(3,0,1)	7.792	38.5328	ARIMA(5,0,3)	7.432	45.8700
ARIMA(4,0,0)	8.877	40.344	ARIMA(3,0,2)	9.708	43.5880	ARIMA(5,0,4)	9.917	51.8800
ARIMA(5,0,0)	9.081	42.660	ARIMA(3,0,3)	7.734	42.4289			
ARIMA(1,0,1)	8.747	36.300	ARIMA(3,0,4)	7.947	44.8065			
ARIMA(1,0,2)	8.771	38.177	ARIMA(3,0,5)	7.631	46.2426			
ARIMA(1,0,3)	8.441	39.644	ARIMA(4,0,1)	8.139	41.1383			

(3-4) التنبؤ باستخدام طرق التمهيد الاسي:

تم تطبيق النماذج نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة على بيانات معدلات الامطار بعد اجراء التمهيد لها بطريقة التمهيد الاسي البسيط وتم توفيق افضل نموذج بالاعتماد على قيمة المعياريين AIC(K) و MSE ويتبين من النتائج الموجودة في الجدول (3) ان النموذج ARIMA(1,0,0) هو افضل نموذج لامتلاكه اقل قيمة للمعيارين AIC(K) و MSE ويمكن كتابة النموذج بعد تقدير معلماته (بالاعتماد على نظام Minitab (13).

جدول (3): يبين معيار AIC(K) و MSE لنماذج ARIMA(P,D,Q)

لمعدلات الامطار

MODEL	MSE	AIC(k)	MODEL	MSE	AIC(k)	MODEL	MSE	AIC(k)
ARIMA(0,0,1)	106.45	66.840	ARIMA(1,0,4)	39.63	61.530	ARIMA(4,0,1)	33.441	59.25
ARIMA(0,0,2)	56.05	60.200	ARIMA(1,0,5)	36.399	62.390	ARIMA(4,0,2)	36.457	62.41
ARIMA(0,0,3)	42.25	58.400	ARIMA(2,0,1)	34.784	55.780	ARIMA(4,0,3)	32.682	62.90
ARIMA(0,0,4)	42.55	60.490	ARIMA(2,0,2)	33.247	57.170	ARIMA(4,0,4)	30.15	63.80
ARIMA(0,0,5)	44.04	62.960	ARIMA(2,0,3)	38.71	61.000	ARIMA(4,0,5)	32.925	67.04
ARIMA(1,0,0)	38.45	53.130	ARIMA(2,0,4)	37.214	62.000	ARIMA(5,0,1)	34.821	61.79
ARIMA(2,0,0)	37.1	54.650	ARIMA(2,0,5)	35.271	63.970	ARIMA(5,0,2)	29.388	61.51
ARIMA(3,0,0)	38.09	57.005	ARIMA(3,0,1)	34.952	57.840	ARIMA(5,0,3)	34.759	65.77
ARIMA(4,0,0)	39.04	59.330	ARIMA(3,0,2)	-----	*	ARIMA(5,0,4)	45.111	71.28
ARIMA(5,0,0)	35.181	59.930	ARIMA(3,0,3)	28.965	59.310			
ARIMA(1,0,1)	37.74	54.880	ARIMA(3,0,4)	35.547	64.070			
ARIMA(1,0,2)	-----		ARIMA(3,0,5)	30.625	64.068			
ARIMA(1,0,3)	-----							

### النتائج والتوصيات

- 1- ان سلسلة معدلات الامطار كانت مستقرة
- 2- كان النموذج الملائم لسلسلة معدلات الامطار هو نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة ARIMA(5,0,2) لامتلاكه اقل قيمة للمعيارين AIC(K) و MSE.
- 3- بعد اجراء التحويل بطريقة الجذر التربيعي كان النموذج الملائم للدراسة هو نموذج ARIMA(1,0,0) لامتلاكه اقل قيمة للمعيارين AIC(K) و MSE.
- 4- بعد اجراء التمهيد الاسي البسيط للبيانات كان النموذج الملائم للدراسة هو نموذج ARIMA(1,0,0) لامتلاكه اقل قيمة للمعيارين AIC(K) و MSE.
- 5- بمقارنة نتائج المستحصلة عليها نجد ان النموذج بعد اجراء التحويل و التمهيد هو نفس النموذج وهو افضل بكثير قبل اجراء التحويل او التمهيد.
- 6- نوصي باستخدام طرق التحويل لغرض التوصل الى افضل نموذج للتنبؤ.
- 7- نوصي باستخدام طرق التمهيد الاسي لغرض التوصل الى افضل نموذج للتنبؤ.

### المصادر

- 1- الكوراني، جيهان فخري (2007) "التنبؤ لنماذج ARIMA الموسمية باستخدام طرق التمهيد الاسي مع التطبيق" رسالة ماجستير (غير منشورة)، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، جامعة الموصل، العراق.
  - 2- العبيدي، عبدالغفور جاسم سالم (1989) "تحليل ونمذجة السلسلة الزمنية لدرجات الحرارة في مدينة الموصل.
  - 3- المشهداني، محمود حسن، والدليمي، محمد مناجد عيفان (1985) "طرق الاحصاء الارقام القياسية والسلاسل الزمنية " جامعة بغداد، كلية الاداره والاقتصاد
  - 4- امين بك، عزة حازم زكي (2005) "استخدام الشبكات العصبية في التكهّن للسلاسل الزمنية" رسالة ماجستير غير منشورة، كلية علوم الحاسبات والرياضيات، جامعة الموصل.
  - 5- فاندال، والتر (1992) 'السلاسل الزمنية من الوجهة التطبيقية ونماذج بوكس جانكز' تعريب عبدالمرضي حامد عزام، دار المريخ للنشر، الرياض، المملكة العربية السعودية.
  - 6- الصفاوي، صفاء يونس والطائي، فاضل عباس (2003)، 'طرق معالجة عدم الاستقرارية لبعض بيانات السلاسل الزمنية مع التطبيق، مجلة تنمية الرافيدين، العدد 73.
- 7-Chatfiled C( 1975).. " The Analysis of time Series Theory and practice" Chaman and Hdi, London,

- 8-Douglas N,"Bayesian Confidence Intervals for Smoothing splines " JASA-DECEMBER ,1988,v83 N. 404.
- 9-James W.Taylor (2003)" Exponential Smoothing with a damped Multiplicative Trend " International Journal of Forecasting" Vol.19 ,pp 715-725.
- 10-James W.Taylor (2004)" Volatility Forecasting with Smooth Transition Exponential Smoothing " International Journal of " Vol.20 ,pp 273-286..
- 11-Spyros, M, Steven .C.W&Victor E.M(1983);"Forecasting Methods and Application"second Edition,John wiley&Sons.
- 12-Stanly L.Sclove (2002)" Exponential Smoothing and Box-Jenkis ARIMA Models" ILLinois Chicago
- 13-Priestley, M. B., (1981) "**SPECTRAL Analysis and Time Series**", Vol. 1, Department of Mathematics, University of Manchester, Academic Press Inc. London, UK.
- 14-Voind,H.D.(1999)"Time Series analysis" Economic Fordham University,Bronex,New York,USA