التنبؤ بكمية المبيعات للمنتج الطبي بواسطة طريقة التمهيد الأسي الثلاثي

مناهل دانيال عبد الأحد   ندوى سالم يونس
قسم الرياضيات / كلية التربية
جامعة الموصل

الاستلام   القبول
٢٩ / ٠٣ / ٢٠١١   ٠١ / ٠٦ / ٢٠١١

Abstract

This paper deals with the treatment of trend seasonality of time series by using the method of exponential smoothing, indeed the triple exponential method (Winter's Method) which includes two procedures of analysis, the first one is (multiplicative seasonal model) and second (additive seasonal model), we conclude the forecasting for future data for multiplicative model is better than additive model by using many criterions .MAD, MAPE, MSE.

الخلاصة

تناول البحث كيفية معالجة البيانات الموسمية ذات الاتجاه العام باستخدام احدى طرائق التمهيد الأسي وهي طريقة التمهيد الأسي الثلاثي (Winter's method) والذي يتضمن أسلوبين للتحليل. الأسلوب الأول (النموذج الموسمي الضربي) والأسلوب الثاني (النموذج الموسمي الجمعي) وتم التنبؤ بالقيم المستقبلية وتبين ان النموذج الموسمي الضربي كان الأفضل اعتماداً على عدة معايير MAD,MAPE,MSE.

نبذة تاريخية:

وضع الاحصائيون مجموعة من الطرائق والأساليب الإحصائية للاستفادة منها في التنبؤ ومن هذه الطرائق طريقة التمهيد الأسي (Exponential- Smoothing) (E.S) وطريقة بوكس جينكز (Box- Jenkins) حيث نشر الباحث P. R. Winters عام (1960)

بحثاً يتضمن شرحاً لأسلوب (E.S) وكيفية استخدامه للتنبؤ بالقيم المستقبلية للسلسلة الزمنية سواء كانت موسمية او غير موسمية وفي عام (1969) نشر Pegels بحثاً صنف فيه طرائق التمهيد الأسي بما يتناسب مع البيانات المدروسة.

وفي عام (2002) وسع Hyndman طرائق التمهيد الأسي وضم اليها طريقة هولت المتضائل (Damped Holt) وطريقة (Holt- Winters) الموسمية.

كما قدم الباحث (Prajakta S.Kalekar, 2004) بحثا تضمن تحليل بيانات السلسلة الزمنية بواسطة طريقة (Holt- Winters) باستخدام نموذجين رئيسيين (HW) هما النموذج الموسمي الجمعي والنموذج الموسمي الضربي.

كما نشر الباحث (Philipp K.Janert) عام (2006) بحثا استخدم فيه تقنية جديدة لطرائق التمهيد الأسي حيث استخدم المعدل العائم (floating average) لأي عدد فردي من نقاط متتالية استبدل قيم المركز بمعدل نقاط أخرى:

$$z_i \rightarrow \frac{1}{2k+1} \sum_{i=-k}^{k} z_{i+k}$$

$$z_i \rightarrow \sum_{i=-k}^{k} w_k \, z_{i+k}$$

$$\sum_{i=-k}^{k} w_k = 1$$

حيث جميع قيم z_i لها نفس الوزن وحسب تقنية الباحث اعتبر النقاط الموجودة في مركز فترة التمهيد أكثر أهمية من غيرها وقدم عامل الوزن الى المجموع لإيجاد معدل العائم للوزن.

الجانب النظري:

ان للتنبؤ دوراً بارزاً ومهماً في عملية اتخاذ القرارات لما له من رؤية مستقبلية لما ستكون عليه الظواهر والمتغيرات في المستقبل ومن هنا تأتي أهمية إيجاد نموذج مناسب يوافق البيانات المتوفرة لدى الباحث حيث يحتاج ذلك إلى الكثير من البحث والخبرة. وتعتبر طرائق التمهيد الأسي إحدى الأساليب التي يمكن بواسطتها التنبؤ بالقيم المستقبلية والغرض من التمهيد الأسي عموماً هو محاولة تقليل التغايرات في قيم السلسلة حول خط المنحني الذي يمثل النمط العام. وهناك عدة طرائق للتمهيد الأسي كل طريقة تتناسب مع نوع معين من بيانات السلسلة الزمنية (المستقرة وغير المستقرة) فبصورة عامة عندما تكون البيانات مستقرة تستخدم طريقة التمهيد الأسي الاحادي او التمهيد الأسي الاحادي ذو الاستجابة التكييفية اما اذا كانت البيانات تظهر نمطاً خطياً يمكن الاعتماد على طريقة براون او هولت الخطيتين ولكن عند ظهور نمط الموسمية في البيانات فان تلك الطرائق تعطي نتائج خاطئة للتنبؤ ولتلافي هذه المشكلة يتم اللجوء الى طريقة اخرى للتمهيد الأسي يطلق عليها التمهيد الأسي الثلاثي أو طريقة ونترز الموسمية.

١- طريقة التمهيد الأسي الاحادي Single Exponential Smoothing [1][7] [8][6]

ان عملية التمهيد الأسي تعني تمهيد البيانات التي فيها تشويش او ضوضاء ابيض كما تسمى في السلاسل الزمنية واساس طرائق التمهيد الأسي هو وزن (weighting) المشاهدات الماضية للسلسلة الزمنية واعطائها اوزان تتناقص اسياً مع بعد المشاهدات عن القيمة الحالية (Z_1) باعتبار الملاحظات الحالية تحمل معلومات اكثر من الملاحظات السابقة، لنفرض لدينا السلسلة الزمنية ($Z_1,Z_2,\ldots\ldots Z_{n-1},Z_n$) وان دالة التنبؤ لهذه السلسلة يرمز له بالرمز $\hat{Z}_{n,L}$ وتكتب صيغة التوقع باستخدام النموذج الأسي رياضياً كما يلي:

$$\hat{Z}_{n+1|n} = w_0 Z_n + w_1 Z_{n-1} + w_2 Z_{n-2} + \ldots\ldots \quad (1)$$

$$or \quad \hat{Z}_{n+1|n} = \sum_{i=0}^{\infty} w_i z_{n-i}$$

W_i الأوزان المعطاة للقيم السابقة ومجموعها واحد

$$W_i = \propto (1-\propto)^i \qquad i=0,1,2\ldots\ldots$$

$\propto$ ثابت التمهيد $0 < \propto < 1$

على سبيل المثال اذا كانت قيمة $\propto$ هي 0.5 فان الأوزان تكون

$W_0 = 0.5$
$W_1 = 0.25$
$W_2 = 0.125$
: :

وهكذا إلى ان يصل مجموع الأوزان إلى ١ لجميع قيم $\propto$ عندئذ فان معادلة التقـدير لـ Z_{n+1} تكون بالصيغة التالية:

$$\hat{Z}_{n+1|n} = \propto Z_n + \propto (1-\propto) Z_{n-1} + \propto (1-\propto)^2 Z_{n-2} + \ldots\ldots \quad (2)$$

$$\hat{Z}_{n+1|n} = \propto Z_n + (1-\propto)(\propto Z_{n-1} + \propto (1-\propto) Z_{n-2} + \ldots\ldots) \quad (3)$$

والصيغة العامة المستخدمة لحساب التنبؤ بالتمهيد الأسي هي:

$$\hat{Z}_{n+1|n} = \propto Z_n + (1-\propto) \hat{Z}_{n|n-1} \quad (4)$$

$\hat{Z}_{n|n-1}$ تمثل التقدير السابق

ومن الممكن كتابة الصيغة العامة السابقة للتنبؤ بالصورة التالية:

$$\hat{Z}_{n+1|n} = \propto \varepsilon_n + \hat{Z}_{n|n-1} \quad (5)$$

$$\varepsilon_n = Z_n - \hat{Z}_{n|n-1}$$

حيث تشير المعادلة الأخيرة ان الخطأ في الفترة (n) عبارة عن القيمة الفعلية ناقصا القيمة التنبؤية لنفس الفترة. وبهذا يتبين ان التنبؤ بواسطة التمهيد الأسي هو القيمة التنبؤية القديمة + تعديل للخطأ الذي حدث في أخر تنبؤ .ويمكن ملاحظة تأثير قيمة $\propto$ على مقدار التمهيد حيث ان القيمة الكبيرة لـ $\propto$ (قريبة من الواحد) فان التنبؤ الجديد لها يتضمن تعديلا كبيرا للخطأ

في التنبؤ السابق وعلى العكس اذا كانت α (قريبة من الصفر) التعديل يكون طفيفا. حيث ان اكثر ما يعمله التمهيد الأسي هو تعديل التنبؤ القادم بنسبة معينة لأحدث خطأ تنبؤي.

ولكن مشكلة هذه الطريقة انها لا تتوقع الا لقيمة مستقبلية واحدة اي انها تفترض عدم وجود اي نمطية في السلسلة الزمنية وبالتالي جميع القيم المستقبلية تساوي القيمة المستقبلية الاولى

$$(\hat{Z}_t = \hat{Z}_{t+1} = \hat{Z}_{t+2} = \ldots\ldots) \ .$$

التنبؤ بطريقة هولت (Holt Forecasting Method) [1][7]

تستخدم هذه الطريقة عند ظهور اتجاه عام في السلسلة الزمنية حيث تتبع السلسلة خطا مستقيماً صاعدا او النمط الأسي كون السلسلة تتبع خط صاعد منحني الى الاعلى عندئذ يتأثر التوقع المستقبلي للنمطين الخطي والأسي بثابت نمط (β) .

ان التمهيد بطريقة هولت يشابه من حيث المبدأ تمهيد براون غير انه لا يستخدم معادلة التمهيد الضربي، حيث يتم عوضا عن هذه المعادلة تمهيد قيم النزعة مباشرة وان هذا الاجراء يعطي عملية التنبؤ مرونة اكبر وذلك لانه يمهد النزعة بواسطة معلمة اخرى غير المعلمة التي يتم استخدامها مع السلسلة الرئيسية. فيتم إيجاد التنبؤ باستخدام نموذجين احدهما يعالج المستوى (level) والاخر يعالج الاتجاه (Trend) بمعلمتين (α , β) والتي تقع قيمها بين (0.1,0.2,…….,0.9).

وان دالة التنبؤ التي تعطي تقدير للسلسلة I تكتب كما يلي

$$\hat{Z}_{n+I|n} = m_n + I b_n \qquad (6)$$

حيث m_n تمثل المستوي، b_n تمثل الاتجاه،

عندئذ التنبؤ لقيمة مستقبلية واحدة يكون كالتالي

$$\hat{Z}_{t|t-1} = m_{t-1} + b_{t-1} \qquad (7)$$

وكما في التمهيد الأسي البسيط فان المقدر الجديد للمستوى m_t ومركبة الاتجاه b_t

$$m_t = \alpha z_t + (1-\alpha)(m_{t-1} + b_{t-1}) \qquad (8)$$

$$b_t = \beta(m_t - m_{t-1}) + (1-\beta) b_{t-1} \qquad (9)$$

هذه الطريقة تحتاج الى إيجاد القيم الأولية لكل من m_t و b_t وفي اغلب الأحيان تؤخذ $m_1 = z_1$ و $b_1 = (z_2 - z_1)$ كقيم أولية مناسبة.

التنبؤ بطريقة هولت ونترز Holt-Winters Forecasting Method [4][5] [6][7]

وهي الطريقة التي تناولها البحث كون هذه الطريقة تناسب البيانات الموسمية موضوع الدراسة بسبب ظهور النمطية الموسمية ذات الاتجاه العام فيها. وهي تطوير لطريقة هولت التي وسعت لتضم ثلاث معادلات ولهذه الطريقة نوعين من التحليلات.

[النماذج]: أولاً: النموذج الموسمي الضربي (Multiplicative Seasonality Model)
ثانياً: النموذج الموسمي الجمعي (Additive Seasonality Model)

أولاً: النموذج الموسمي الضربي لطريقة Holt- winters

$$\hat{Z}_{n+1|n} = (m_n + Lb_n)\, C_{n-s+1} \qquad (10)$$

m_n المركبة اللاموسمية

b_n مركبة الاتجاه

C_{n-s+1} علاقة المركبة الموسمية مع s اشارة الى الفترة الموسمية قد تكون فصلية (٤) او شهرية (١٢)

$\hat{Z}_{n+1|n}$ القيمة المتنبأ بها

ان التنبؤ بطريقة ونترز الضربي يعتمد على ثلاث معادلات لكل معادلة ثابت تمهيدي (α, β, γ)

أولاً: تمهيد البيانات تمهيداً كلياً

$$m_t = \alpha \frac{Z_t}{C_{t-s}} + (1-\alpha)(m_{t-1} + b_{t-1}), \qquad t=1,2,\ldots..n \qquad (11)$$

ثانياً: تمهيد الاتجاه بأخذ الفروق $(m_t - m_{t-1})$ لتعديل الاتجاه في السلسلة Z_t .

$$b_t = \beta\,(m_t - m_{t-1}) + (1-\beta)\,b_{t-1} \qquad (12)$$

ثالثاً: تمهيد الموسمية

$$c_t = \gamma \frac{Z_t}{m_t} + (1-\gamma)\, c_{t-s} \qquad (13)$$

α ثابت التمهيد اللاموسمي

β ثابت تمهيد الاتجاه

γ ثابت تمهيد الموسمية

m_t التمهيد اللاموسمي للسلسلة للفترة t

b_t تمهيد الاتجاه للفترة t

c_t تمهيد المركبة الموسمية

ثانياً: النموذج الموسمي الجمعي (Additive Seasonality Model)

تكون معادلة التنبؤ بالصيغة التالية

$$\hat{Z}_{n+1|n} = m_n + b_n + c_{n-s+l} \quad (14)$$
$$m_t = \alpha (z_t - c_{t-s}) + (1-\alpha)(m_{t-1} + b_{t-1}) \quad (15)$$
$$b_t = \beta (m_t - m_{t-1}) + (1-\beta) b_{t-1} \quad (16)$$
$$c_t = \gamma (z_t - m_t) + (1-\gamma) c_{t-s} \quad (17)$$

إيجاد القيم الأولية لمعلمات التمهيد:[5]

جميع طرائق التمهيد الأسي تحتاج إلى إيجاد القيم الأولية للمركبات فمثلا

$$m_o = \sum_{t=1}^{s} \frac{Z_t}{s} \quad (18)$$

m_0 تمثل القيمة الأولية لمركبة المستوي وتساوي المعدل الملاحظ لأول سنة

S تمثل طول الموسمية

القيمة الأولية للاتجاه (Trend) هي متوسط الفروق للفترتين بين اول وثاني متوسطات السنة

$$b_0 = \frac{\left\{\sum_{t=1}^{s} \frac{Z_t}{s}\right\} - \left\{\sum_{t=s+1}^{2s} \frac{Z_t}{s}\right\}}{S} \quad (19)$$

وأخيراً القيمة الأولية للمركبة الموسمية يمكن إيجادها من الصيغة التالية:

$$c_0 = \frac{z_k - (k-t)b_0/2}{m_0} \quad \{\text{Multiplicative}\} \quad (20)$$
$$c_0 = z_k - \{m_0 + (k-1)\, b_o/2\} \quad \{\text{Additive}\}$$

حيث $k=1,2,\ldots s$

وتمثل النسبة بين اول مجموعة بيانات على متوسط اول سنة. اما قيم معلمات التمهيد ستكون بين (0-0.9) ويفضل المعلمات التي تعطي اقل قيمة للمعايير الثلاثة.

نمط البيانات Pattern of Data: [1]

من المعروف ان بعض السلاسل الزمنية تظهر نمطا للموسمية بجانب الاتجاه العام. وسلاسل زمنية اخرى تتضمن معدلا معينا بالإضافة الى تذبذبات عشوائية. بسبب هذه الاختلافات في تركيبات السلاسل الزمنية ظهرت عدة طرائق تنبؤية تلائم مختلف أنواع التذبذبات في السلاسل الزمنية. لذلك من المهم على الباحث ان يكون مطلعا على الأنواع المختلفة من طرائق التنبؤ كي يتمكن من اختيار الطريقة التنبؤية الملائمة لنوع البيانات تحت الدراسة.

السلاسل الزمنية الموسمية: [1][2]

ان الكثير من المتغيرات الاقتصادية مثل المحاصيل الزراعية والسفر والانفاق...الخ تخضع لنمط الموسمية حيث انها تكرر نفسها عند فترات معينة قد تكون (يوم- شهر- سنة)

ويؤدي تجاهل هذا النمط في السلسلة الى زيادة تباين السلسلة عند التنبؤ ويتم اكتشاف النزعة الموسمية من خلال رسم البيانات [الشكل البياني] باستخدام دالتي الارتباط الذاتي (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (PACF) تظهر التباطأت....12,24,36, للبيانات الشهرية والتباطأت (...4,8,12) للبيانات ربع سنوية بشكل معنوي بدلاً من التباطؤات ....1,2 اللاموسمية. وفي هذه الحالة يتم إضافة عنصر انحدار ذاتي موسمي او عنصر متوسط متحرك موسمي او كلاهما عند الفترة الثانية عشر اذا كانت معنوية للبيانات الشهرية $AR(1)_{12}$ او $MA(1)_{12}$ في النموذج.

ويتم معالجتها في طريقة (Box- Jenkins) باخذ الفروق الموسمية بالإضافة الى الفروق غير الموسمية وتكتب النماذج الموسمية بالصيغة التالية:

$ARIMA(p, d, q)\,(P, D, Q)_s$

P عدد المعلمات لـ AR الموسمية

D عدد الفروق الموسمية

Q عدد المعلمات لـ MA الموسمية

وتعرف رياضياً

$$\phi_p(B)\,\Phi_p(B^S)\,\nabla^d\,\nabla_s^D\,Z_t = \Theta_Q(B^s)\,_q(B)\,\varepsilon_t \qquad (22)$$

Where

$\phi_p(B) = 1-\phi_1 B-\phi_2 B^2 \ldots\ldots\ldots\ldots -\phi_p B^P$

$_q(B) = 1-{}_1B-{}_2B^2 \ldots\ldots\ldots\ldots -qB^q$

$\Phi_p(B^s) = 1-\Phi_1 B^s \ldots\ldots\ldots\ldots -\Phi_P B^{SP}$

$\Theta_Q(B^s) = 1-\Theta_1 B^s \ldots\ldots\ldots\ldots -\Theta_Q B^{SQ}$

حيث

$BZ_t = Z_{t-1}$

$B^2Z_t = Z_{t-2}$

B عامل الإزاحة الخلفية

B^s عامل الإزاحة الخلفية الموسمية

Φ's ، ϕ's معلمات الانحدار الذاتي الموسمية وغير الموسمية

Θ's ، θ's معلمات المتوسط المتحرك الموسمية وغير الموسمية

D الفروق الموسمية

d الفروق غير الموسمية

الارتباطات الذاتية المصححة للاخطاء

[3][5] Corrected for Auto correlation of Residuals

عندما تكون الارتباطات الذاتية المصححة للاخطاء موجودة فان التنبؤ بطريقة Holt-Winters سيكون كالتالي:

$$\hat{z}_{n+L|n}=(m_n+lb_n)\,C_{n-s+1}+\hat{r}_1\,\varepsilon_n \qquad \text{(Multiplicative)}$$

$$\hat{z}_{n+L|n}=m_n+b_n+C_{n+s+1}+\hat{r}_1\,\varepsilon_n \qquad \text{(Additive)}$$

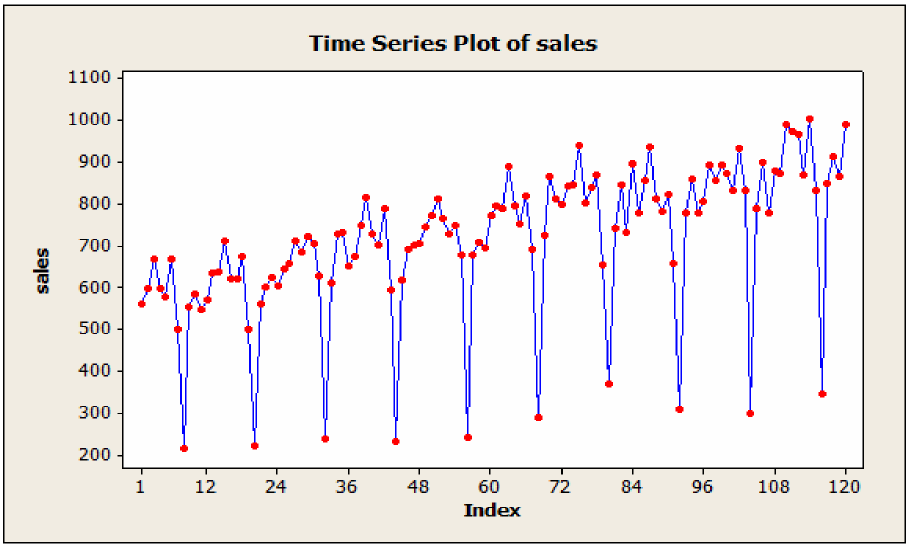
ε_n خطأ التنبؤ

$$r_1=\frac{\sum \varepsilon_n \varepsilon_{n-1}}{\sum \varepsilon_n^2}$$

r_1 معامل الارتباط الذاتي من الرتبة الاولى للأخطاء المتنبأ بها

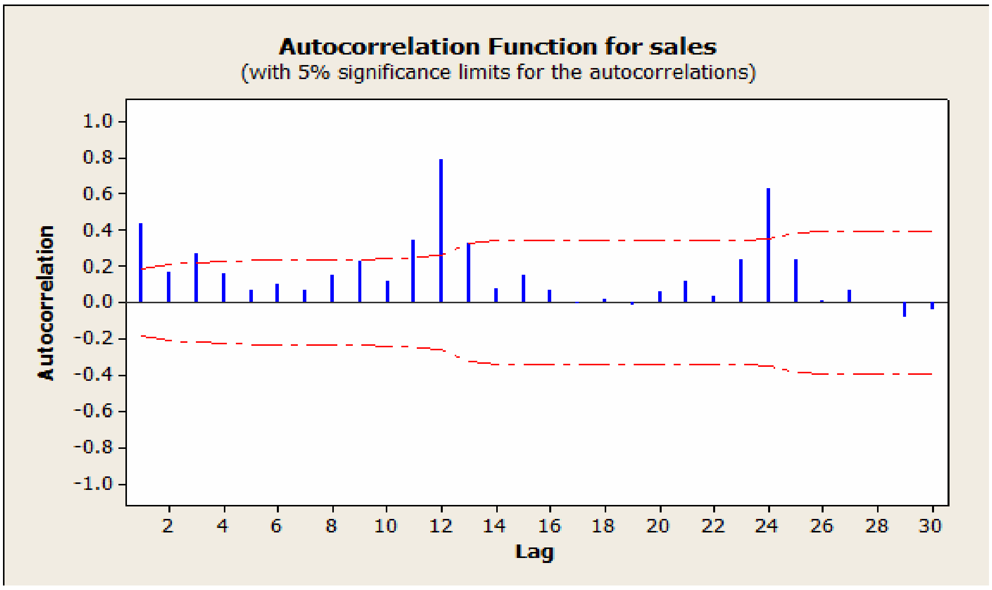
الجانب العملي:

تم الحصول على بيانات لكمية المبيعات للمنتج الطبي لشركة المانية:[9] للفترة (1981-1990) وتم رسم البيانات باستخدام البرنامج الاحصائي (MINITAB). من خلال الامر(Time series plot) لوحظ انها تمتلك نمطاً موسمياً وباتجاه تصاعدي كما في الشكل (١).



الشكل (١): رسم السلسلة الزمنية الأصلية للمنتج الطبي

وللتأكد من نمط السلسلة تم رسم السلسلة باستخدام دالة الارتباط الذاتي حيث اتضح بان السلسلة الزمنية تمتلك نمطا موسميا وباتجاه متزايد ولوحظ ان الظاهرة موسمية بدورة (١٢) شهر كما موضح في الشكل (٢).



الشكل (٢): دالة الارتباطات الذاتية لسلسلة المبيعات

وبما ان طريقة (Holt Winters) تكون ملائمة جداً لهذا النوع من البيانات لانها تعتمد على ثلاث معادلات. الاولى تعالج مشكلة اللاموسمية والثانية تعالج مركبة الاتجاه والاخيرة تعالج النمط الموسمي، كما ان الطريقة نفسها تعتمد على نموذجين لتحليل البيانات والتنبؤ بها.

النموذج الاول [النموذج الموسمي الضربي] بتطبيق الصيغة:

$Z_t = b_t\, s_t + \varepsilon_t$

والثاني [النموذج الموسمي الجمعي] بتطبيق المعادلة:

$Z_t = b_t + s_t + \varepsilon_t$

ولتطبيق هذه الطريقة نحتاج الى اختيار ثلاث قيم لـ ($\alpha.\beta.\gamma$) وهذه عملية افضلية (optimization) في ثلاث ابعاد (فضاء المعلمات) اما ان نترك للبرنامج الإحصائي المستخدم حسابها تلقائيا حيث يستخدم خوارزميات غير خطية مبنية داخل البرنامج او نقوم نحن بامداد البرنامج بالقيم.وتم في هذا البحث اختيار القيم لـ ($\alpha.\beta.\gamma$) وهي (0.2) ثم تم التنبؤ بالقيم المستقبلية لكلا الطريقتين بالاعتماد على القيمة الادنى لكل من المعايير MAPE, MAD, MSD

حيث

MAD: متوسط الانحراف المطلق (mean Absolute deviation)

$$MAD = \frac{\sum_{i=1}^{n} |e_i|}{n}$$

MAPE: متوسط الاخطاء النسبية المطلقة (mean Absolute percentage error)

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum \left[\frac{z_t - \hat{z}_t}{z_t}\right] \times 100$$

MSD : متوسط مربعات الانحراف (mean Square Deviation)

$$MSD = = \frac{\sum_{i=1}^{n}(e_i)^2}{n} == \frac{\sum_{i=1}^{n}(z_t - \hat{z}_t)^2}{n}$$

N عدد المشاهدات

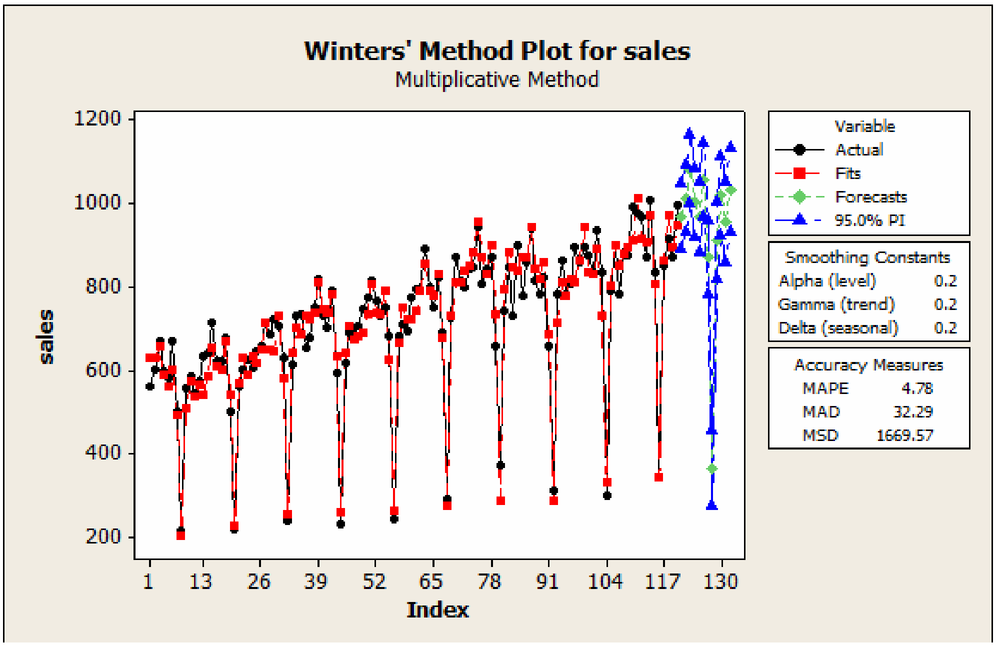
Z_t القيم الحقيقية للبيانات

$\widehat{z_t}$ القيم بعد اجراء التمهيد

ويوضح الجدول رقم (٢) القيم المتنبأ بها باستخدام النموذج الموسمي الضربي لسنة قادمة ويوضح الشكل رقم (٣) الرسم البياني للقيم الاصلية والممهدة والمتنبأ بها مع قيم المعايير الثلاث.

جدول رقم (٢): يمثل القيم المتنبأ بها بطريقة النموذج الضربي عندما α,β,γ =0.2

Row	Period	Forecast	Lower	Upper
1	121	965.34	881.680	1049. 01
2	122	1007.69	922.268	1093.10
3	123	1075.89	988.607	1163.17
4	124	997.12	907.830	1086.40
5	125	960.95	869.542	1052.63
6	126	1049.39	955.750	1143.02
7	127	864.03	768.064	960.00
8	128	362.95	264.559	461.35
9	129	905.66	804.750	1006.57
10	130	1010.51	907.009	1114.02
11	131	946.56	840.387	1052.74
12	132	1035.03	926.119	1143.95

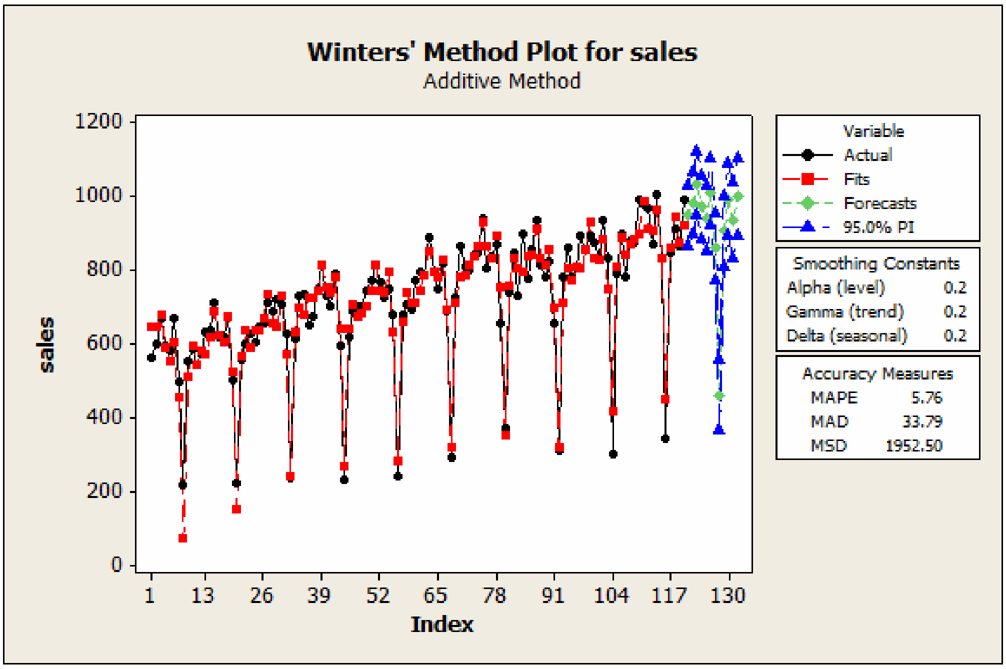


الشكل (٣): القيم المتنبأ بها باستخدام النموذج الموسمي الضربي عندما α,β,γ =0.2

اما الجدول رقم (٣) يوضح القيم المتنبأ بها باستخدام النموذج الموسمي الجمعي لسنة قادمة والشكل رقم (٤) يوضح الرسم البياني للقيم الاصلية والممهدة والمتنبأ بها ايضا مع قيم المعايير الثلاث الخاصة بتقييم النموذج.

جدول رقم (٣): يمثل القيم المتنبأ بها بطريقة النموذج الجمعي عندما α,β,γ =0.2

Row	Period	Forecast	Lower	Upper
1	121	945.84	859.559	1032.13
2	122	980.90	982.823	1068.98
3	123	1032.26	942.246	1122.28
4	124	967.83	875.743	1059.91
5	125	935.53	841.261	1029.80
6	126	1007.91	911.339	1104.48
7	127	859.03	760.061	958.01
8	128	456.51	355.035	557.99
9	129	901.43	797.365	1005.50
10	130	985.99	879.243	1092.7
11	131	930.33	820.829	1039.83
12	132	1004.36	892.034	1116.68



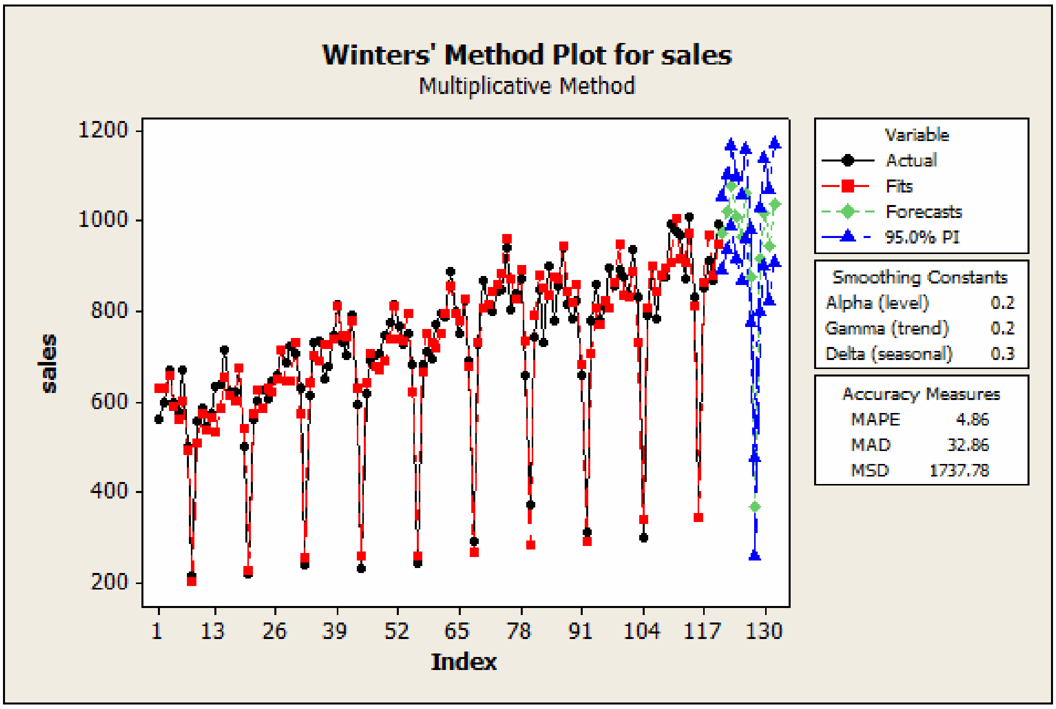
الشكل(٤): رسم السلسلة الزمنية مع القيم المتنبأ للنموذج الموسمي الجمعي عندما α,β,γ =0.2

كما تم تكرار التنبؤ للسلسلة بتغيير قيمة (γ) الى 0.3 مع تثبيت قيم α, (β,) 0.2 باستخدام النموذجين الضربي والجمعي كما في الجدولين (٤) (٥) وكانت النتائج ايضا تعطي افضلية للنموذج الموسمي الضربي لاعطائها اقل القيم للمعايير الثلاث والشكلين (٣) (٤) يوضحان الرسم البياني للنموذجين مع قيم المعايير الثلاث.

جدول رقم (٤): يوضح قيم التنبؤ للنموذج الضربي عندما α ، $(\beta, = 0.2, \gamma = 0.3)$

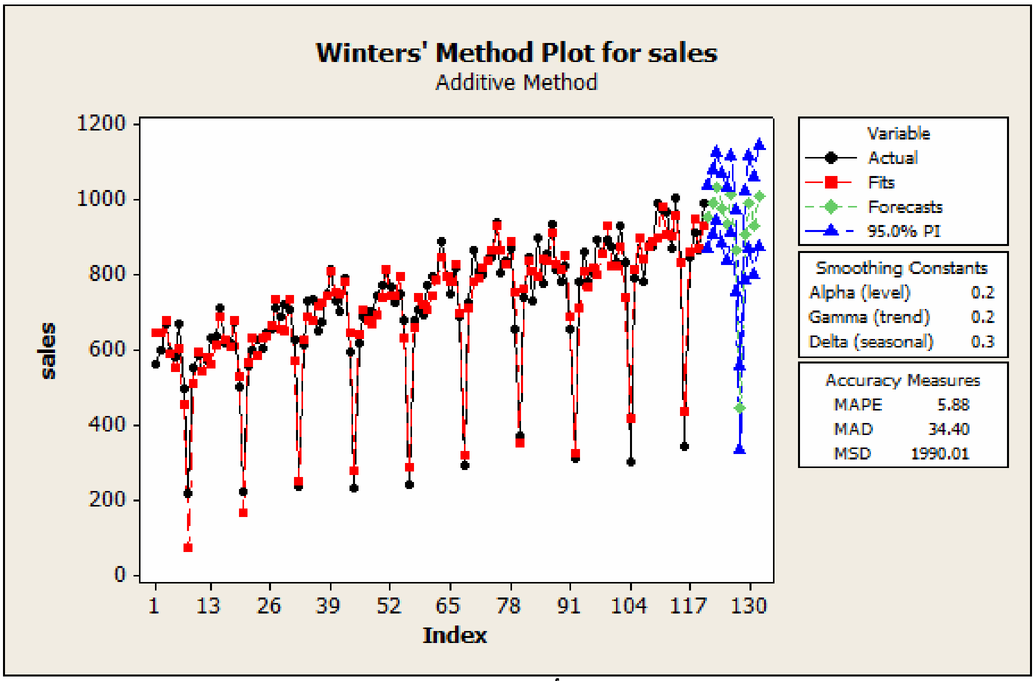
Row	Period	Forecast	Lower	Upper
1	121	970.73	890.232	1051.23
2	122	1018.29	933.962	1102.61
3	123	1076.48	987.955	1165.00
4	124	1007.46	914.425	1100.49
5	125	962.87	865.048	1060.70
6	126	1059.27	956.418	1162.12
7	127	876.19	768.111	984.28
8	128	367.58	254.086	481.06
9	129	913.55	794.498	1032.59
10	130	1017.64	892.903	1142.38
11	131	945.53	814.992	1076.08
12	132	1037.73	901.288	1174.18

الشكل (٥): الرسم البياني للقيم المتنبأ بها باستخدام النموذج الموسمي الضربي عندما α ،
$(\beta, = 0.2, \gamma = 0.3)$



جدول رقم (5) يوضح قيم التنبؤ للنموذج الجمعي عندما α ، $(\beta, = 0.2, \gamma = 0.3)$

Row	Period	Forecast	Lower	Upper
1	121	953.68	869.392	1037.97
2	122	993.50	905.209	1081.80
3	123	1036.65	943.967	1129.34
4	124	977.80	880.390	1075.22
5	125	936.42	833.987	1038.84
6	126	1016.71	909.019	1124.40
7	127	864.70	751.536	977.87
8	128	445.08	326.246	563.91
9	129	907.28	782.635	1031.94
10	130	994.19	863.585	1124.80
11	131	932.08	795.391	1068.76
12	132	1010.75	867.878	1153.61



الشكل (٦): الرسم البياني للقيم المتنبأ بها باستخدام النموذج الموسمي الجمعي عندما α ، $(\beta, = 0.2, \gamma = 0.3)$

جدول رقم (6): مقارنة بين النموذج الموسمي الضربي والنموذج الموسمي الجمعي باستخدام المعايير MSD, MAPE, MAD

Additive model	Multiplicative model	Parameter
0.2	0.2	α
0.2	0.2	β
0.2	0.2	γ
5.76	4.78	MAPE
33.79	32.29	MAD
1952.50	1669.57	MSD
0.2	0.2	α
0.2	0.2	β
0.3	0.3	γ
5.88	4.86	MAPE
34.40	32.86	MAD
1990.01	1737.78	MSD

الاستنتاجات:

ان التنبؤ باستخدام النموذج الموسمي الضربي اعطى نتائج افضل للبيانات الموسمية من النموذج الموسمي الجمعي كون النموذج الموسمي الضربي يقوم بضرب التأثير الموسمي وهذا مايؤدي الى تغيره عبر الزمن. وايضا عند تكرار عملية التنبؤ لكمية المبيعات كان النموذج الموسمي الضربي الاكفأ حتى في حالة تغيير القيمة المعطاة لـ (γ) مع تثبيت قيم (α, β) بالرغم من ان اعطاء قيمة 0.2 لـ (α, β, γ). كان الافضل لاعطائه اقل قيمة للمعايير الثلاث. مما يؤكد نجاح هذه الطريقة في معالجة البيانات الموسمية واعطاء نتائج دقيقة.

التوصيات:

١) نوصي باستخدام أنظمة إحصائية أخرى للقيام بعملية التمهيد الأسي مثل نظام Matlab.

٢) نوصي بإجراء المعالجة للبيانات والتنبؤ بها بالاعتماد على طريقة (Box&Jenkins) ثم المقارنة بين الطريقتين. او باستخدام طرائق التمهيد الأسي الانتقالي الناعم.

جدول رقم (١): بيانات السلسلة الزمنية الخاصة بمبيعات المنتج الطبي للفترة (1981-1990)

Dec	Nov	Oct	Sep	Aug	Jul	June	May	Ap	Mar	Feb	Jan	Year
571	546	586	555	215	499	668	579	597	668	599	562	1981
605	626	602	560	220	501	675	621	621	712	639	634	1982
651	734	730	613	237	629	707	723	687	712	658	646	1983
705	701	691	617	230	594	790	701	729	816	748	676	1984
772	694	708	680	241	680	749	728	766	813	773	747	1985
799	812	868	727	290	691	821	751	797	889	788	795	1986
898	731	847	742	370	656	871	840	804	941	847	843	1987
807	780	860	780	780	310	657	823	783	813	856	778	1988
880	781	900	791	300	832	934	835	875	893	856	895	1989
993	868	913	849	345	832	1006	871	968	976	992	875	1990

المصادر العربية:

١) الوردي، عدنان هاشم، "أساليب التنبؤ الاحصائي" طرائق وتطبيقات. كلية الإدارة والاقتصاد/ جامعة البصرة.

Reference

2) Anderson, O.D.(١٩٧٥) "Time series Analysis & forecasting the box Jenkins Approach" Butterworth's, London & Boston.

3) Box, G.E.P & D.A Pierce (1970) "Distribution of the Residual Auto correlations in Autoregressive Integrated Moving Average Time Series Model", Journal of the A.S. A. 65, PP 1509-1526.

4) Chatfield C. (1977) "some recent Developments in Time series Analysis" , Journal of the Royal Statically Society, volume 140, N4, pp492- 510.

5) Chatfield C. and Yar M.1988 "Holt- winters forecasting" Some practical Issuse". the Statistician, volume 37, N 2, pp 129-140.

6) Philipp K .Janert (2006) "Exponential Smoothing" WWW. Toy Problems org.

7) Prajakta, S.kalekar (2004) "time series forecasting using Holt Winters Exponential Smoothing" Kanwal Rekhi School of Information Technology.

8) Ramasubramanian v.(2002) "Time Series Analysis" L. A. S. R. I, Library Avenue, New delhi-110012.ram_stat @ Yahoo.com

9) Sharma, V. and Bhar L.(2000) "time series analysis" Indian Agricultural statistics Reasearch Institute Library Avenue, New Delhi-110012.Imb@iasri.res.in