

كفاءة التقدير والتنبؤ لنماذج التمهيد الاسي بفضاء الحالة والطرائق التقليدية مقارنة تطبيقية^{*}

طالب دكتوراه. احمد فاضل فتاح^{**}

أ.د. جواد كاظم الموسوي^{***}

المستخلص

يهدف البحث الى بناء نموذج ملائم للتنبؤ في بيانات الاقتصاد العراقي مبنية على أساس نموذج فضاء الحالة (SSM) (State Space model) بمنهجية التمهيد الاسي لذا تم تناول نوعين من اساليب التنبؤ، هما طرائق التمهيد الاسي التقليدية ونماذج التمهيد الاسي بفضاء الحالة (Exponential Smoothing under State Space Models) الذي وضع اساسه الاول (Hyndman, et al, 2002). وقد استخدمت خوارزمية التنبؤ التلقائي (Time Series Automatic Forecast) التي اقترحت من قبل (Hyndman & Khandakar, 2008) لكونها احد الادوات الاحصائية المفيدة في التنبؤ.

اما في الجانب التطبيقي، فقد تم استعمال السلسلة الزمنية التي تمثل مؤشر الانتاج السنوي للثروة الحيوانية في العراق وتشمل اللحوم والحليب من جميع المصادر، ومنتجات الألبان مثل الجبن والبيض والعسل والحريير الخام والصوف والجلود. ومن ثم المقارنة بين الاسلوبين في كفاءة التقدير باستخدام المعيارين (AIC, BIC)، والمقارنة في كفاءة الاداء التنبؤي باستخدام المعايير (RMSE, MAP, MAPE, MASE)، وذلك داخل وخارج العينة للطريقة والنموذج باستعمال مقاييس دقة التنبؤ. حيث تم تجزئة السلسلة الزمنية ومن ثم التنبؤ خارج مجموعة التدريب التي تشكل 80% من المشاهدات ومقارنتها مع قيم مجموعة الاختبار. وتم التوصل الى ان نموذج التمهيد الاسي البسيط بأخطاء مضاعفة $ETS(M, N, N)$ كان الاكثر كفاءة في التقدير وطريقة التمهيد الاسي البسيط (N, N) الاكثر كفاءة في اداء التنبؤ. اوصى الباحثان ضرورة اعتماد وزارة الزراعة والري النتائج التي تم التوصل اليها من اجل رسم سياسة للثروة الحيوانية في العراق.

الكلمات الرئيسية/ النموذج ETS، الطريقة (N, N) ، التنبؤ التلقائي، كفاءة التقدير واداء التنبؤ.

*بحث مسنل / من اطروحة دكتوراه
** طالب دكتوراه / وزارة الصناعة والمعادن
*** عضو هيئة تدريسه / الجامعة المستنصرية / كلية الادارة والاقتصاد / قسم الاحصاء

Efficiency Of Estimation And Prediction Of Case-Space Exponential Models And Conventional Methods (Empirical Eomparison)

Ahmed Fadhel Fattah

Ahmed alnuaimy@yahoo.com

Prof.Dr.Jawad Kadhim al-mossawi

Jkadem91@yahoo.com

Abstract

The research aims to build a suitable model for forecasting in the data of the Iraqi economy based on the State Space Model (SSM) with the exponential smoothing methodology. Therefore, two types of prediction methods were addressed, namely, the traditional exponential smoothing methods and the exponential smoothing under State Space Models, which laid its foundation (Hyndman, et al, 2002). The Time Series Automatic Forecast algorithm, which was suggested by Hyndman & Khandakar, 2008, was used as one of the useful statistical tools in forecasting.

On the practical side, the time series that represents the annual production index of livestock in Iraq was used, and it includes meat and milk from all sources, and dairy products such as cheese, eggs, honey, raw silk, wool and leather. And then the comparison between the two methods in estimating efficiency using the two criteria (AIC, BIC), and the comparison in the efficiency of predictive performance using standards (RMSE, MAP, MAPE, MASE), within and outside the sample for the method and the model using prediction accuracy measures. Where the time series was broken up and then forecasted outside the training group that constituted 80% of the observations and compared with the test group values. It was concluded that the simple exponential smoothing model with multiplying errors ETS (M, N, N) was the most efficient in estimating and the simple exponential smoothing method (N, N) was the most efficient in performing the prediction. The two researchers recommended that the Ministry of Agriculture and Irrigation should approve the results that were reached in order to formulate a policy for livestock in Iraq.

Keywords:Model (ETS), Method (N, N), Automatic Prediction, Estimation Efficiency And Prediction PerFormance.

مقدمة.

تم اقتراح نماذج التمهيد الأسّي في أواخر خمسينيات القرن العشرين من قبل كل من (Holt, 1957)، (Brown, 1956) و (Winters, 1960) كأحد الأساليب المهمة في عملية التنبؤ المستقبلي. إن التمهيد الأسّي هو نهج عملي وبسيط للتنبؤ، حيث يتم بناء التنبؤات من متوسط مرجح للملاحظات السابقة وذلك بإعطاء الوزن الأكبر للملاحظة الحالية ووزن أقل للملاحظة السابقة ووزن أقل للملاحظة التي تسبقها وهكذا .

مشكلة البحث: تعد مشكلة دقة التنبؤ بقيم ظاهرة معينة من المشكلات المهمة التي أصبحت موضع اهتمام الباحثين على مر الزمن. تتمحور مشكلة البحث حول الاجابة عن التساؤل الاتي:
هل ان نموذج التمهيد الاسي البسيط بأخطاء مضاعفة هو النموذج الأكثر ملائمة لبيانات الظاهرة المبحوثة (الثروة الحيوانية).

هدف البحث: يهدف البحث الى تطبيق منهجية اساليب التنبؤ للسلاسل الزمنية باستخدام طرائق التمهيد الاسي التقليدية ونماذج التمهيد الاسي بفضاء الحالة والمعروفة بـ (ETS) والذي يشير رمزها الى الحروف الاولى لأسماء مكونات السلسلة الزمنية (Error, Trend, Seasonality). ومن ثم اجراء مقارنة وتقييم لنتائج طرائق التنبؤ واختيار النموذج الافضل الذي يصف بيانات ظاهرة معينة بشكل دقيق.

الجانب النظري

1- تصنيف طرائق التمهيد الاسي Classification of Exponential Smoothing Method

في طرائق التمهيد الاسي ، يتم البدء بمكون الاتجاه وهو نفسه توليفة من حد المستوى (ℓ) ومعدل النمو (b). وان المستوى والنمو يمكن ان يجتمعا في عدد من الطرائق لتكوين خمسة أنواع من الاتجاه المستقبلي. فعلى فرض ان (T_h) تمثل اتجاه التنبؤ خلال الفترات الزمنية القادمة (h) ، وان (Φ) تشير إلى معلمة التخميد (Damping Parameter) بحيث ان ($0 < \Phi < 1$) . فان أنماط الاتجاه (Trend) الخمسة أو أنماط النمو تكون على النحو الاتي: (5)

$$None : T_h = \ell$$

$$Additive : T_h = \ell + bh$$

$$Additive damped : T_h = \ell + (\Phi + \Phi^2 + \dots + \Phi^h) b \quad \dots\dots\dots (1)$$

$$Multiplicative : T_h = \ell b^h$$

$$Multiplicative damped: T_h = \ell b^{(\Phi + \Phi^2 + \dots + \Phi^h)}$$

فإذا ما تم تجاهل مكون الخطأ، عندئذ يكون هناك خمسة عشر من طرائق التمهيد الاسي الواردة في الجدول التالي. فضلا عن ان بعض هذه الطرائق معروفة بشكل أفضل تحت اسماء اخرى. حيث تصف الخلية (N,N) التمهيد الأسّي البسيط (Smoothing Exponential Simple)، والخلية (A,N) تصف طريقة هولت الخطية (HoltsLinearMethod) ، والخلية (A_d, N) تصف طريقة الاتجاه المخمد (Damped Trend Method) والخلية (A,A) تصف طريقة (Holt-Winters) المضافة ، والخلية (A,M) تصف طريقة (Holt-Winters) المضاعفة ، والخلايا الأخرى تقابل أساليب شائعة ولكنها أقل استخداما من باقي الطرائق.

جدول (1) يمثل طرائق التمهيد الاسي^(6,7)

Trend Component	Seasonal Component		
	N (None)	A (Additive)	M (Multiplicative)
N (None)	(N,N)	(N,A)	(N,M)
A (Additive)	(A,N)	(A,A)	(A,M)
A _d (Additive damped)	(A _d ,N)	(A _d ,A)	(A _d ,M)
M (Multiplicative)	(M,N)	(M,A)	(M,M)
M _d (Multiplicative damped)	(M _d ,N)	(M _d ,A)	(M _d ,M)

بعض الامثلة حول مسميات الطرائق التي يشار لها بالرموز الاتية :

(N,N) = Simple Exponential Smoothing	(التمهيد الاسي البسيط)
(A,N) = Holts Linear Method	(طريقة هولت الخطية)
(M,N) = Exponential Trend Method	(طريقة الاتجاه الاسي)
(A _d ,N) = Additive Damped Trend Method	(طريقة الاتجاه المضاف المخمد)
(M _d ,N) = Multiplicative Damped Trend Method	(طريقة الاتجاه المضاعف المخمد)
(A,A) = Additive Holt-Winters Method	(طريقة هولت - ونترز المضافة)
(A,M) = Multiplicative Holt-Winters Method	(طريقة هولت - ونترز المضاعفة)
(A _d ,M) = Holt-Winters Damped Method	(طريقة هولت - ونترز المخمدة)

وان لكل طريقة من الطرائق الـ (15) المبينة في الجدول (1) توجد حالتان ممكنتان لنماذج فضاء الحالة ، احدهما تقابل نموذج بأخطاء مضافة (Model with Additive Errors) والآخرى تقابل نموذج بأخطاء مضاعفة (Model with Multiplicative Errors). والحالتان الموصوفتان لهذه النماذج تعطي تنبؤات نقطية مكافئة ولكن اختلافهما يكون في مدد التنبؤ. وبالتالي هناك (30) نمودجا محتملاً موصوفاً في هذا التصنيف استنادا الى نوع الخطأ. ويمكن التمييز بين طرائق التمهيد الأسية في نماذج فضاء الحالة او بدونها ، هو ان طريقة التمهيد الأسية هي خوارزمية تعطي تنبؤات نقطية فقط. ولكن في حالة نموذج فضاء الحالة فانها تعطي التنبؤات وتعطي حدود الثقة للتنبؤ .

2. التمهيد الاسي البسيط (N, N) Method

ان أبسط طرائق التمهيد الاسي هي التمهيد الأسى البسيط (N, N). ويطلق عليها في بعض الاحيان اسم التمهيد الأسى المنفرد (Single Exponential Smoothing). وان هذه الطريقة مناسبة لتنبؤ البيانات التي لا تمتلك اتجاه أو نمط موسمي ، وهي تنطوي على اعطاء اوزان (α) للملاحظات في الزمن الحالي اكبر منها للملاحظات في الزمن الماضي . فعلى فرض ان سلسلة الملاحظات تكون $(y_1, y_2, \dots, y_T)$ ، وطبقاً لهذه الطريقة فان التنبؤ للفترة القادمة يكون على النحو الاتي :⁽⁵⁾

$$\hat{y}_{T+1/T} = \alpha y_T + (1 - \alpha) \hat{y}_T \quad \dots \dots \dots (2)$$

3. طريقة هولت الخطية Holt's Linear Method (A,N Method)

قام هولت (Holt , 1957)⁽⁴⁾ بتوسيع طريقة التمهيد الأسى البسيط عندما تتضمن ملاحظات السلسلة الزمنية مكون الاتجاه . وتتكون هذه الطريقة من معادلة تنبؤ ومعادلتين للتمهيد (معادلة للمستوى واخرى للاتجاه) :

$$\begin{aligned} \text{Forecast equation} \quad \hat{y}_{T+h/T} &= \ell_t + hb_t \quad \dots (3) \\ \text{Level equation} \quad \ell_t &= \alpha y_t + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + b_{t-1}) \quad \dots (4) \\ \text{Trend equation} \quad b_t &= \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 + \beta^*)b_{t-1} \quad \dots (5) \end{aligned}$$

اذ ان :

(ℓ_t) : تقدير مستوى السلسلة في الزمن (t) .

(b_t) : تقدير الاتجاه (أو النمو) السلسلة في الزمن (t) .

(α) : معلمة تمهيد المستوى ، $0 \leq \alpha \leq 1$.

(β^*) : معلمة تمهيد الاتجاه ، $0 \leq \beta^* \leq 1$.

وكما في طريقة (SES) فان معادلة المستوى (ℓ_t) تمثل متوسط المرحح للملاحظات (Y_t) وان التنبؤ بخطوة واحدة ضمن العينة للزمن (t) يكون من خلال $(\ell_{t-1} + b_{t-1})$ ، في حين ان معادلة الاتجاه (b_t) تمثل المتوسط المرحح للاتجاه المقدر في الزمن (t) بناءً على $(\ell_t - \ell_{t-1})$ و التقدير السابق للاتجاه (b_{t-1}) .

4 . طريقة الاتجاه الاسي Exponential trend method (M , N)

ان نموذج الاتجاه الاسي يمكن الحصول عليه من خلال حاصل ضرب المستوى والاتجاه بدلا من اضافتهما كما في طريقة (A, N) الخطية وعلى النحو الاتي : (5,7)

$$\text{Forecast equation} \quad \hat{y}_{t+h/t} = \ell_t b_t^h \quad \dots \dots \dots (6)$$

$$\text{Level equation} \quad \ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)\ell_{t-1} \quad \dots \dots \dots (7)$$

$$\text{Trend equation} \quad b_t = \beta^*(\ell_t / \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)b_{t-1} \quad \dots \dots \dots (8)$$

اذ ان (b_t) تمثل معدل النمو المقدر (النمو النسبي) ، وفي هذه الطريقة يتم ضربه بالمستوى المقدر (ℓ_t) بدلا من إضافته. وأصبح الاتجاه في دالة التنبؤات أسياً وليس خطياً ، بحيث ان التنبؤات ستكون بمعدل نمو ثابت بدلا من ميل ثابت.

5. طرائق الاتجاه المخمد (A_d, M_d) Damped trend methods

تظهر التنبؤات التي تولدها طريقة هولت خطية اتجاهًا ثابتًا (متزايدًا أو متناقصًا) إلى زمن غير محدد في المستقبل. والأكثر تطرفًا هي التنبؤات الناتجة عن طريقة الاتجاه الأسية التي تتضمن النمو أو الانخفاض المتسارع . (5,6,7)

1.5 طريقة الاتجاه المخمد المضاف (A_d , N) Additive damped trend method

ان هذه الطريقة تتضمن معلمة تخميد في المجال $0 < \phi < 1$ ، اضافة الى معلمتي التمهيد (α) و (β^*) المعرفتين في المجال $(0, 1)$ كما في طريقة Holt : (5, 7)

$$\text{Forecast equation} \quad \hat{y}_{t+h/t} = \ell_t + (\phi + \phi^2 + \phi^3 + \dots + \phi^h)b_t \quad \dots \dots \dots (9)$$

$$\text{Level equation} \quad \ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha)(\ell_{t-1} + \phi b_{t-1}) \quad \dots \dots \dots (10)$$

$$\text{Trend equation} \quad b_t = \beta^*(\ell_t - \ell_{t-1}) + (1 - \beta^*)\phi b_{t-1} \quad \dots \dots \dots (11)$$

ونتيجة لتأثير وجود معلمة التخميد فان التنبؤات على المدى القصير سيكون لها اتجاه في حين أن التنبؤات على المدى الطويل تكون ثابتة .

2.5 طريقة الاتجاه المخمد المضاعف (M_d, N)

قدم هذه الطريقة (Tylor , 2003)⁽¹⁰⁾ في حالة وجود اتجاه مضاعف ،حيث اضاف معلمة تخميد (Additive Damped Trend) الى طريقة الاتجاه الاسي (Exponential trend method) ، وذلك للحصول على تحسين في اداء التنبؤ طبقا للصيغ الآتية : (5,10)

$$\text{Forecast equation} \quad \hat{y}_{t+h/t} = \ell_t b_t (\emptyset + \emptyset^2 + \emptyset^3 + \dots + \emptyset^h) \quad \dots\dots\dots (12)$$

$$\text{Level equation} \quad \ell_t = \alpha y_t + (1 - \alpha) \ell_{t-1} b_{t-1}^{\emptyset} \quad \dots\dots\dots (13)$$

$$\text{Trend equation} \quad b_t = \beta^* \frac{\ell_t}{\ell_{t-1}} + (1 - \beta^*) b_{t-1}^{\emptyset} \quad \dots\dots\dots (14)$$

وقد بين (Tylor) ان هذه الطريقة تنتج تنبؤات اكثر دقة من طريقة الاتجاه المخمد المضاعف بمعلمة تخميد بالمقارنة مع طريقة هولت الخطية.

6. تحديد القيمة الابتدائية لطريقة (N,N), Initial Value

من أجل حساب التنبؤات باستخدام طريقة (N,N)، لابد من تحديد القيمة الأولية (ℓ_0) وقيمة المعلمة (α) . فبالنسبة للقيمة الأولية (ℓ_0) يتم تعيينها مساويا للملاحظة الأولى وان (α) يتم تحديدها بأصغر قيمة محصورة بين $0 \leq \alpha \leq 1$. وهناك طرائق أخرى لتحديد القيمة الأولية (ℓ_0) ، منها ما تكون مساوية لمتوسط أول أربعة مشاهدات ، الا ان الاسلوب الشائع هو ان ($\ell_0 = y_1$) . وبالنسبة للطرائق الأخرى فإنها تتضمن أكثر من معلمة تمهيد. والجدول الآتي يوضح القيم الأولية لبعضها: (6,7)

جدول (2) القيم الابتدائية المستخدمة في طرائق التمهيد الاسي

Method	Initial values
(N,N)	$\ell_0 = y_1$
(A,N) ، (A _d ,N)	$\ell_0 = y_1, b_0 = y_2 - y_1$
(M,N) ، (M _d ,N)	$\ell_0 = y_1, b_0 = y_2/y_1$
(A,A) ، (A _d ,A)	$\ell_0 = \sum_{t=1}^m \frac{y_t}{m}$
	$b_0 = \frac{1}{m} \left\{ \sum_{t=1}^m \frac{y_t}{m} - \sum_{t=m+1}^{2m} \frac{y_t}{m} \right\}$
	$S_0 = y_k - \left\{ \ell_0 + \frac{(k-1)}{2} b_0 \right\}$
(A,M) ، (A _d ,M)	$\ell_0 = \sum_{t=1}^m \frac{y_t}{m}$
	$b_0 = \frac{1}{m} \left\{ \sum_{t=1}^m \frac{y_t}{m} - \sum_{t=m+1}^{2m} \frac{y_t}{m} \right\}$
	$S_0 = \frac{y_k - (k-1)b_0/2}{\ell_0}$

7- نماذج فضاء الحالة لطرائق التمهيد الاسي .

State Space Models for Exponential Smoothing

ان نماذج فضاء الحالة هي نماذج ديناميكية تأخذ بنظر الاعتبار كيفية تطور المكونات غير المشاهدة التي تصف السلسلة الزمنية بمرور الزمن ، وهذا يؤدي إلى تقليل عدد المعلمات المقدرة وتقليص الأخطاء . كما انها تعد احدى الطرائق العلمية للتنبؤ المبنية على تحليل السلاسل الزمنية و نمذجتها وإسقاط النتائج على المستقبل والوصول إلى النموذج الأفضل الذي يعطي النتائج الدقيقة للتنبؤ^(5,6,7) .
إن نموذج فضاء الحالة للمتغير العشوائي المستقر (Y_t) يحدد بالمعادلتين الآتيتين:

$$Y_t = CX_t + \varepsilon_t \quad \text{Observation(measurement) equation} \quad \dots \dots \dots (15)$$

$$X_t = AX_{t-1} + B\varepsilon_t \quad \text{State(transition) equation} \quad \dots \dots \dots (16)$$

اذ ان :

A, B, C مصفوفات النظام أبعادها $(K \times K)$ و $(K \times 1)$ و $(1 \times K)$ على التوالي وهي مصفوفات محددة ومستقلة عن الزمن، وفي هذه الحالة يمكن القول إن النظام ثابت بالنسبة إلى الزمن ، و يمكن أيضاً بحسب الحالة المدروسة اعتبار هذه المصفوفات ديناميكية أي مرتبطة بالزمن.

Y_t : أبعاده (1×1) لان النظام يعطي تطوراً وحيداً للمتغير (Y_t) .

ε_t : هو الخطأ العشوائي انحرافه المعياري σ ويفسر هذا السياق بأنه صدمة (innovation)

للمتغير العشوائي (Y_t) .

X_t : هو متغير نظري غير مشاهد يتطور خلال الزمن ويمثل متغيرات الحالة. في هذه المعادلة ان (A) تمثل مصفوفة الانتقال وقيمها محددة مسبقاً او مقدرة ، وهي توضح العلاقة الديناميكية بين متغيرات الحالة.

ان معادلة الحالة توضح تطور متغير الحالة بدلالة الخطأ (ε_t) ، بينما معادلة الملاحظة توضح العلاقة

بين المشاهدات والمتجه (X_t) . وان المتغير (Y_t) يمثل المعطيات او مخرجات النظام.

1.7 نماذج صدمات فضاء الحالة تحت تأثير التمهيد الاسي .

Innovations state space models that underlie exponential smoothing

يتم عرض نماذج فضاء الحالة التي تقع تحت تأثير طرائق التمهيد الاسي. بحيث يكون لكل نموذج من نماذج التمهيد الاسي نموذجين: احدهما نموذج بأخطاء مضافة (Additive Errors) والاخر بأخطاء مضاعفة (Multiplicative Errors) ، وان تنبؤات النقطة للنموذجين متطابقة (بشرط استخدام قيم المعلمات نفسها) مع اختلاف فترات التنبؤ الخاصة بهما. ولتمييز النماذج بأخطاء مضافة واخطاء مضاعفة، يضاف حرف إلى مقدمة رمز طريقة التمهيد الاسي. ويشير الرمز الثلاثي (S, T, E) إلى المكونات الثلاثة: الخطأ والاتجاه والموسمية على التوالي. لذلك فان النموذج $ETS(A,A,N)$ يعبر عن أخطاء مضافة، واتجاه مضاف، ولا موسمية. بعبارة أخرى، ان هذا النموذج هو طريقة Holt - (A,N) الخطية مع أخطاء مضافة. وبالمثل، يشير النموذج $ETS(M, M_d, M)$ إلى نموذج بأخطاء مضاعفة. ^(5,6,7)

1.1.7 التمهيد الاسي بأخطاء مضافة.

ETS(A,N,N): simple exponential smoothing with additive errors

وفقا لما جاء في عرض النموذج في الصيغة (2)، فإن نموذج تصحيح الخطأ للتمهيد الأسّي البسيط يعطى طبقاً للصيغة الآتية: (5,6,7)

$$\ell_t = \ell_{t-1} + \alpha \varepsilon_t \quad \dots \dots \dots (17)$$

$$\varepsilon_t = y_t - \ell_{t-1} = y_t - \hat{y}_{t/t-1} \quad \dots \dots \dots (18)$$

اذ ان (ε_t) يمثل خطأ التنبؤ لخطوة واحدة للأمام .

$$y_t = \ell_{t-1} + \varepsilon_t \quad \dots \dots \dots (19)$$

ولجعل النموذج في اطار نموذج صدمة فضاء الحالة ، ينبغي تحديد التوزيع الاحتمالي للخطأ (ε_t) . ففي حالة النموذج الذي يحتوي على أخطاء مضافة فإنه يفترض أن تكون أخطاء التنبؤ بخطوة واحدة هي عملية التشويش الابيض (white noise) التي تتبع التوزيع الطبيعي بمتوسط (0) وتباين (σ^2) ، اي ان $\varepsilon_t \sim \text{NID}(0, \sigma^2)$ ، عليه يمكن كتابة النموذج في نموذج صدمة فضاء الحالة وعلى النحو الآتي:

$$y_t = \ell_{t-1} + \varepsilon_t \quad \text{Observation(measurement) equation} \quad \dots \dots \dots (20)$$

$$\ell_t = \ell_{t-1} + \alpha \varepsilon_t \quad \text{State(transition) equation} \quad \dots \dots \dots (21)$$

وتشكل المعادلتان (20) و (21) إلى جانب التوزيع الإحصائي للأخطاء، نموذجاً إحصائياً محدداً بالكامل، ويعرف بنموذج صدمة فضاء الحالة الواقعة تحت تأثير التمهيد الأسّي البسيط، ان مصطلح الصدمات (Innovations) يأتي من حقيقة أن جميع المعادلات لهذا النوع من المواصفات تستخدم عملية الخطأ العشوائي (ε_t) نفسها، وللسبب نفسه ، يشار إلى هذه الصيغة أيضاً على أنها " مصدر واحد لنموذج الخطأ" (Single Source of Error Model).

2. 1.7 التمهيد الاسي بأخطاء مضاعفة.

ETS(M,N,N) simple exponential smoothing with multiplicative errors

بنفس الطريقة ، يمكن تحديد النماذج بأخطاء مضاعفة عن طريق كتابة الأخطاء العشوائية المكونة من خطوة واحدة كأخطاء نسبية: (5,6,7)

$$\varepsilon_t = \frac{y_t - \hat{y}_{t-1/t}}{\hat{y}_{t-1/t}} \quad , \quad \varepsilon_t \sim \text{NID}(0, \sigma^2) \quad \dots \dots (22)$$

وبتعويض $\hat{y}_{t/t-1} = \ell_{t-1}$ يكون :

$$y_t = \ell_{t-1} + \ell_{t-1} \varepsilon_t$$

$$\varepsilon_t = y_t - \hat{y}_{t/t-1}$$

وبناء على ذلك يمكن كتابة نموذج فضاء الحالة بأخطاء مضاعفة كما يأتي:

$$y_t = \ell_{t-1}(1 + \varepsilon_t) \quad \text{Observation equation} \quad \dots \dots (23)$$

$$\ell_t = \ell_{t-1}(1 + \alpha \varepsilon_t) \quad \text{State equation} \quad \dots \dots (24)$$

3.1.7 طريقة Holt الخطية بأخطاء مضافة.

ETS(A,A,N): Holt's linear method with additive errors

في هذا النموذج يتم فرض ان اخطاء التنبؤ لخطوة واحدة تكتب على النحو الاتي: (5,6,7)

$$\varepsilon_t = y_t - \ell_{t-1} - b_{t-1} \sim \text{NID}(0, \sigma^2)$$

وباستبدال ذلك في معادلات تصحيح الخطأ لطريقة هولت الخطية، نحصل على :

$$y_t = \ell_{t-1} + b_{t-1} + \varepsilon_t \quad \dots (25)$$

$$\ell_t = \ell_{t-1} + b_{t-1} + \alpha \varepsilon_t \quad \dots (26)$$

$$b_t = b_{t-1} + \beta \varepsilon_t \quad \dots (27)$$

كما يمكن تبسيط معادلة النمو الأخيرة بوضع $\beta = \alpha\beta^*$. وان المعادلات الثلاث أعلاه تشكل نموذج فضاء الحالة لطريقة هولت. كما يمكن كتابتها بالشكل القياسي لفضاء الحالة عن طريق تعريف متجه الحالة : $X_t = (\ell_t, b_t)'$ والتعبير عن المعادلات أعلاه كما يأتي:

$$y_t = [1 \quad 1]X_{t-1} + \varepsilon_t$$

$$X_t = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} X_{t-1} + \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} \varepsilon_t$$

ويتم تحديد النموذج الكامل بتحديد توزيع حد الخطأ (ε_t) . وعادة ما يفترض أن هذه الاخطاء مستقلة وتتبع التوزيع الكاوسي (Gaussian distribution) بمتوسط صفر وتباين σ^2 .

4.1.7 طريقة Holt الخطية بأخطاء مضاعفة.

ETS(M,A,N): Holt's linear method with multiplicative errors

في هذا النموذج يتم فرض ان اخطاء التنبؤ لخطوة واحدة تكتب كاختلاف نسبية على النحو الاتي: (5,6,7)

$$\varepsilon_t = \frac{y_t - (\ell_{t-1} + b_{t-1})}{(\ell_{t-1} + b_{t-1})} = \frac{(y_t - \mu_t)}{\mu_t} \quad \dots \dots \dots (28)$$

وباتباع الاسلوب نفسه في الطريقة السابقة يتم تحديد نموذج صدمة فضاء الحالة الواقعة تحت تأثير طريقة هولت الخطية مع الأخطاء المضاعفة كما يأتي:

$$y_t = (\ell_{t-1} + b_{t-1})(1 + \varepsilon_t) \quad \text{Observation equation} \dots (29)$$

$$\ell_t = (\ell_{t-1} + b_{t-1})(1 + \alpha \varepsilon_t) \quad \text{state equation} \quad \dots (30)$$

$$b_t = b_{t-1} + \beta(\ell_{t-1} + b_{t-1})\varepsilon_t$$

او:

$$y_t = [1 \quad 1]X_{t-1}(1 + \varepsilon_t)$$

$$X_t = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} X_{t-1} + [1 \quad 1]X_{t-1} \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim \text{NID}(0, \sigma^2)$$

8- مرحلة تقدير النموذج، Estimating ETS models.

سيتم في هذه المرحلة استخدام طريقة الامكان الاعظم (Maximum Likelihood) لتقدير معلمات التمهيد α و β و γ و $\emptyset$ والحالات الاولية ℓ_0 و b_0 و $s_0, s_{-1}, \dots, s_{-m+1}$ عن طريق تعظيم دالة الامكان على وفق القيود الاتية: (6,7,8)

$$0 < \alpha < 1, \quad 0 < \beta < 1, \quad 0 < \gamma < 1 - \alpha$$

فعلى فرض ان معلمات النموذج $\theta = (\alpha, \beta, \gamma, \emptyset)$ والقيم الاولية $X_0 = (\ell_0, b_0, s_0, s_{-1}, \dots, s_{-m+1})$ وان الخطأ العشوائي يتبع التوزيع الطبيعي. فان دالة الكثافة الاحتمالية المشتركة للسلسلة الزمنية (y_t) تمثل حاصل الضرب المرجح لدالات الكثافة الاحتمالية المفردة لمشاهدات الصدمة وكما يأتي:

$$P(y/\theta, X_0, \sigma^2) = \prod_{t=1}^n P(\varepsilon_t)/|r(X_{t-1})|$$

اذ ان :

$$r(X_{t-1}) = 1 \quad \text{حيث يكون النموذج بأخطاء مضافة عندما}$$

$$y_t = \mu_t + \varepsilon_t \quad \text{ويكون النموذج بأخطاء مضاعفة عندما} \quad r(X_{t-1}) = \mu_t$$

$$y_t = \mu_t(1 + \varepsilon_t).$$

$$P(y/\theta, X_0, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2|r(X_{t-1})|}} \exp\left[-\frac{\varepsilon_t^2}{2\sigma^2}\right]$$

$$L(\theta, X_0, \sigma^2/y) = (2\pi\sigma^2)^{-n/2} |\prod_{t=1}^n r(X_{t-1})|^{-1} \exp\left[\frac{\sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2}{-2\sigma^2}\right]$$

$$\log L = -\frac{n}{2} \log(2\pi\sigma^2) - \sum_{t=1}^n \log|r(X_{t-1})| - \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \frac{\varepsilon_t^2}{\sigma^2}$$

$$\frac{\partial \log L}{\partial \sigma^2} = -\frac{n}{2\sigma^2} + \frac{1}{2} \sum_{t=1}^n \frac{\varepsilon_t^2}{\sigma^4} = \frac{-n\sigma^2 + \sum \varepsilon_t^2}{\sigma^4} = 0$$

..... (31)

فان تقدير الامكان الاعظم لتباين الصدمة يكون :

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\sum \varepsilon_t^2}{n}$$

ويمكن استخدام تقدير $(\hat{\sigma}^2)$ لاستبعاد (σ^2) من معادلة الامكان الاعظم :

$$L(\theta, X_0, y) = (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \left| \prod_{t=1}^n r(X_{t-1}) \right|^{-1}$$

و بأخذ ضعف اللوغاريتم السالب سيؤدي الى:

$$\begin{aligned} -2\log L(\theta, X_0, y) &= n\log(2\pi\hat{\sigma}^2) + 2 \sum_{t=1}^n \log|r(X_{t-1})| \\ &= n\log 2\pi + n\log \hat{\sigma}^2 + 2 \sum_{t=1}^n \log|r(X_{t-1})| \\ &= c_n + n\log \sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2 + 2 \sum_{t=1}^n \log|r(X_{t-1})| \end{aligned}$$

اذ ان :

c_n : ثابت يعتمد على (n) ولا يعتمد على (θ) او (X_0) ، عليه فان تقديرات الامكان الاعظم للمعاملات يمكن الحصول عليها بتصغير الدالة :

$$L^*(\theta, X_0) = n \log(\sum_{t=1}^n \varepsilon_t^2) + 2 \sum_{t=1}^n \log|r(X_{t-1})| \dots\dots\dots (32)$$

9- اختيار النموذج، Model Selection

ان الطريقة السليمة إحصائياً لاختيار النموذج المناسب للبيانات هي تقسيم السلسلة إلى جزئين ، أحدهما لملائمة النموذج والآخر للتحقق من صحة تنبؤاته واختيار النموذج الأكثر دقة . ويتم تقدير النموذج باستخدام بيانات الجزء الأول .ثم يتم حساب التنبؤات خارج العينة ومقارنتها بالقيم الموجودة في مجموعة التحقق . ومن المزايا الكبيرة للنموذج (ETS) أنه يمكن استخدام معايير المعلومات لاختيار النموذج الانسب . حيث يمكن استخدام المعايير AIC و BIC ، لتحديد أي من النماذج (ETS) الأنسب للسلاسل الزمنية المستخدمة . ويتم تعريف المعيارين على النحو الاتي : (3,9)

$$AIC = L^*(\hat{\theta}, \hat{X}_0) + 2m \dots\dots\dots (33)$$

$$BIC = AIC + m(\log(n) - 2) \dots\dots\dots (34)$$

اذ ان :

$L^*(\hat{\theta}, \hat{X}_0)$: هو احتمال الامكان الاعظم للنموذج ، m : عدد المعلمات في النموذج لكل من θ و X_0

، وان $\hat{\theta}, \hat{X}_0$: تشير إلى تقديرات θ و X_0 .

10 معايير تقييم دقة التنبؤ، Assessing Forecast Accuracy

ان من اهم المعايير الاحصائية لتقييم اداء التنبؤ من جهة واستخدامها في المقارنة من جهة اخرى تكون على النحو الاتي : (1, 7)

1. متوسط الخطأ المطلق : Mean absolute error (MAE)

$$MAE = \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H |y_{T+h} - \hat{y}_{T+h/T}| = mean(|e_i|). \dots\dots\dots (35)$$

2. متوسط مربعات الخطأ : Mean squared error (MSE)

$$MSE = \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H (y_{T+h} - \hat{y}_{T+h/T})^2 = mean(e_i^2). \dots\dots\dots (36)$$

3. جذر متوسط مربعات الخطأ : Root mean squared error (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{H} \sum_{h=1}^H (y_{T+h} - \hat{y}_{T+h/T})^2} = \sqrt{mean(e_i^2)} \dots\dots\dots (37)$$

4. متوسط مربعات الخطأ المطلق : (Mean absolute percentage error)

$$MAPE = \frac{100}{H} \sum_{h=1}^H \frac{|y_{T+h} - \hat{y}_{T+h/T}|}{|y_{T+h}|} = mean(|p_i|) \dots\dots\dots (38)$$

5. متوسط مربعات الخطأ المطلق : (Mean absolute percentage error)

$$MASE = \text{mean}(|qt|) \quad (39) \dots\dots\dots$$

$$q_t = \frac{\varepsilon_t}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n |y_i - y_{i-1}|} \quad \text{حيث ان}$$

ويتم اختيار النموذج الذي يعطي اقل قيمة للمعيار (AIC) بين كل من النماذج المناسبة للبيانات.

11 التنبؤ التلقائي ، Automatic Forecasting

قدم الباحثون (Hyndman, Koehler, & Snyder, 2008) خوارزمية التنبؤ التلقائي. وتتلخص خطواتها كما يأتي: (6,7)

1. لكل سلسلة زمنية ، يتم تطبيق جميع النماذج المناسبة لهذه السلسلة (ETS) ، وتحسين معلمات النموذج في كل حالة.
2. اختيار أفضل النماذج وفقاً للمعيار AIC .
3. إيجاد تنبؤات النقاط باستخدام أفضل نموذج لأكبر عدد من الخطوات إلى الأمام .
4. الحصول على فترات للتنبؤ للنموذج الأفضل إما باستخدام تحليل النتائج أو عن طريق استخدام أسلوب محاكاة مسارات العينة المستقبلية لـ $\{y_{n+1}, \dots, y_{n+h}\}$ ومن ثم إيجاد النسب المئوية $(\alpha / 2)$ و $(1 - \alpha / 2)$ من بيانات المحاكاة في كل تنبؤ مستقبلي .

4. الجانب التطبيقي ،

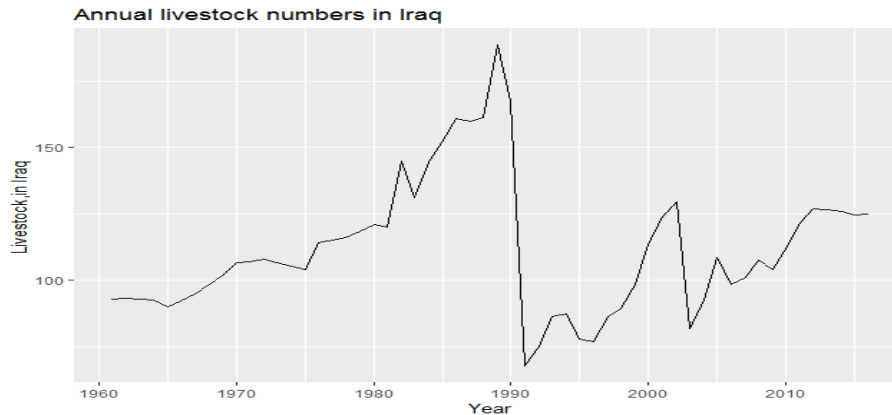
تم استعمال السلسلة الزمنية التي تمثل مؤشر الانتاج السنوي للثروة الحيوانية في العراق وتشمل اللحوم والحليب من جميع المصادر ، ومنتجات الألبان مثل الجبن والبيض والعسل والحليب الخام والصوف والجلود، السلسلة مكوّنة من (56) مشاهدة سنوية للمدة (كانون الثاني / 1961) ولغاية (كانون الثاني / 2016) ، ومن ثم مقارنة كفاءة التقدير بين نماذج (ETS) بفضاء الحالة وطرائق التمهيد الاسمي التقليدية . وقد استخدم البرنامج (R) في تنفيذ الجانب التطبيقي. والجدول الآتي يبين قيم هذه الكميات :

جدول (3) كميات انتاج الثروة الحيوانية في العراق للمدة (1961-2016) بالالف الاطنان

الكميات	السنوات	الكميات	السنوات	الكميات	السنوات	الكميات	السنوات
81.86	2003	188.82	1989	103.92	1975	92.94	1961
92.78	2004	167.5	1990	114.25	1976	93.42	1962
108.73	2005	67.65	1991	115.02	1977	93.00	1963
98.49	2006	75.17	1992	116.15	1978	92.73	1964
101.27	2007	86.35	1993	118.30	1979	90.12	1965
107.52	2008	87.48	1994	121.19	1980	92.32	1966
104.2	2009	77.99	1995	120.16	1981	94.84	1967
112.01	2010	76.85	1996	145.01	1982	98.52	1968
121.72	2011	86.56	1997	131.33	1983	101.86	1969
127.05	2012	89.41	1998	144.62	1984	106.69	1970
126.68	2013	98.35	1999	152.72	1985	106.97	1971
126.04	2014	113.67	2000	160.82	1986	107.98	1972
124.72	2015	124	2001	160.11	1987	106.78	1973
124.93	2016	129.47	2002	161.34	1988	105.51	1974

وقد تم رسم مشاهدات السلسلة كما موضح بالشكل (1) . فضلا عن ذلك تم اجراء اختبارين الاول يخص اختبار التوزيع الطبيعي للملاحظات ، اما الثاني فهو اختبار عدم تجانس التباين للعينة .

شكل (1) كميات انتاج الثروة الحيوانية في العراق للمدة 1961-2016



1. اختبار التوزيع الاحتمالي وتجانس السلسلة الزمنية.

1. استعمال اختبار (Shapiro-Wilk) لاختبار الفرضيتين الاتيتين :

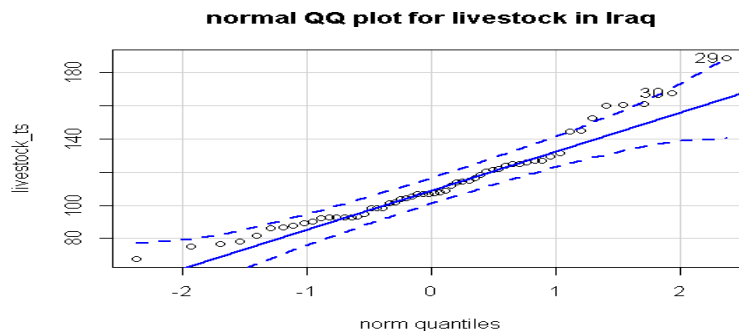
H_0 : السلسلة تتوزع التوزيع الطبيعي

H_1 : السلسلة لا تتوزع التوزيع الطبيعي

وقد كانت قيمة إحصاء الاختبار المحتسبة مساوية الى ($W = 0.94566$) باحتمال ($P=0.01366$) وهي اصغر من قيمة مستوى المعنوية (0.05) ، لذا ترفض الفرضية H_0 وان سلسلة البيانات لا تتوزع التوزيع الطبيعي .

كما يلاحظ من خلال رسم (Q-Q Plot) وجود مشاهدات بعيدة عن الخط المستقيم وخارج حدود مستوى التوزيع وهذا مؤشر على ان البيانات لا تتبع التوزيع الطبيعي .

شكل (2) يمثل الكميات القياسية للملاحظات (QQ) لسلسلة كميات انتاج الثروة الحيوانية في العراق

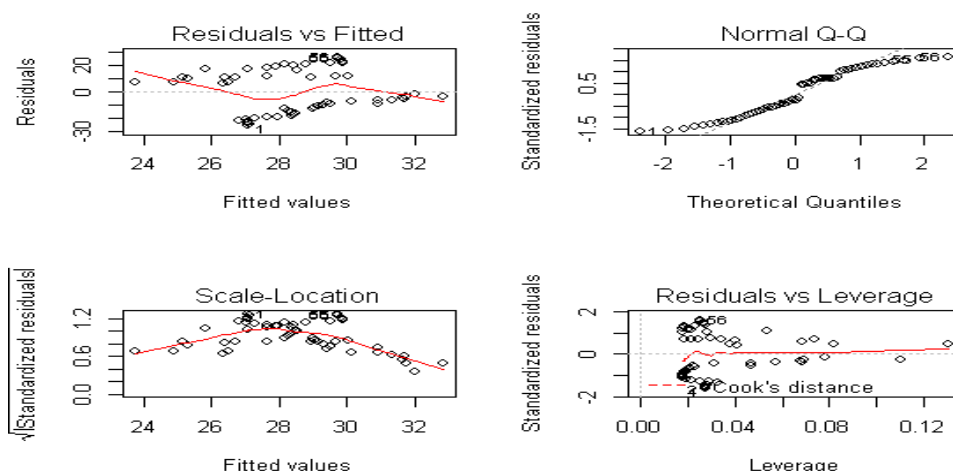


ولغرض اختبار فرض تجانس التباين للبيانات تم استخدام إحصاءه (Breush Pagan Test) لاختبار فرضية العدم H_0 :

H_0 : تجانس التباين للبيانات

H_1 : عدم تجانس التباين للبيانات

ان قيمة إحصاء الاختبار المحتسبة كانت مساوية الى (BP = 3.4147) باحتمال (P=0.0646) وهي اكبر من قيمة مستوى المعنوية (0.05)، لذا يتم قبول فرضية العدم وان فرض تجانس التباين متحقق. وما يؤكد هذا الاستنتاج الشكل (3) للأخطاء المقدرة، حيث يلاحظ من خلال رسم المشاهدات المقدرة مقابل الأخطاء (Residuals vs Fitted) ان هناك توزيع عشوائي غير منتظم للبواقي خلال مدى المحور السيني (X axis) وهذا يشير الى عشوائية الأخطاء
شكل (3) يمثل (Q-Q Plot) مع دالتي الكثافة الاحتمالية والتجميعية للمشاهدات المقدرة



2. نماذج وطرائق التمهيد الاسي.

1.2 نماذج التمهيد الاسي بفضاء الحالة ETS State Space models

1. ان النموذج الذي تم التوصل اليه باستخدام التنبؤ التلقائي لنمذجة بيانات السلسلة الزمنية هو ETS(M, N, N)، الذي يأخذ الصيغة التقديرية الآتية :

$$y_t = \ell_{t-1}(1 + \varepsilon_t)$$

$$\ell_t = \ell_{t-1}(1 + 0.9156 \varepsilon_t)$$

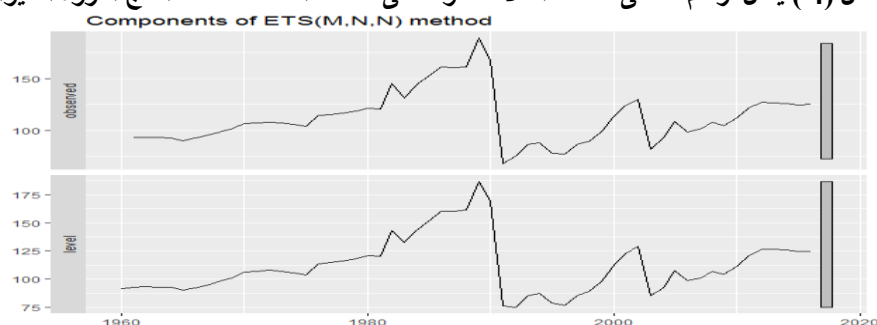
وان معايير النموذج الملائم كانت على النحو الآتي :

جدول (4) يمثل معايير النموذج المقدر ETS(M,N,N) بفضاء الحالة

l_0	RMSE	MAE	MAPE	MPE	MASE	AIC	BIC
91.5996	17.1154	8.26631	8.460166	-1.00291	0.97115	518.049	524.125

2. تم تحليل مكونات النموذج المقدر (منحنى معادلة الملاحظة ومنحنى معادلة الحالة) وتمثيلها بالشكل الآتي :

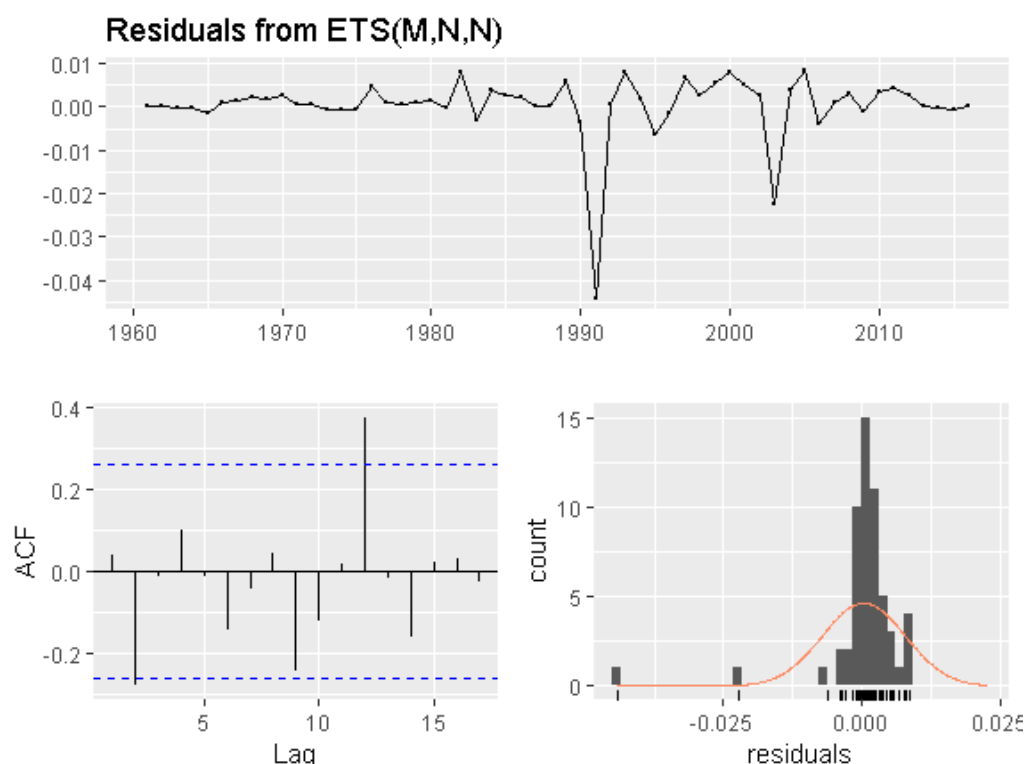
شكل (4) يمثل رسم منحنى معادلة الملاحظة ومنحنى معادلة الحالة لسلسلة انتاج الثروة الحيوانية



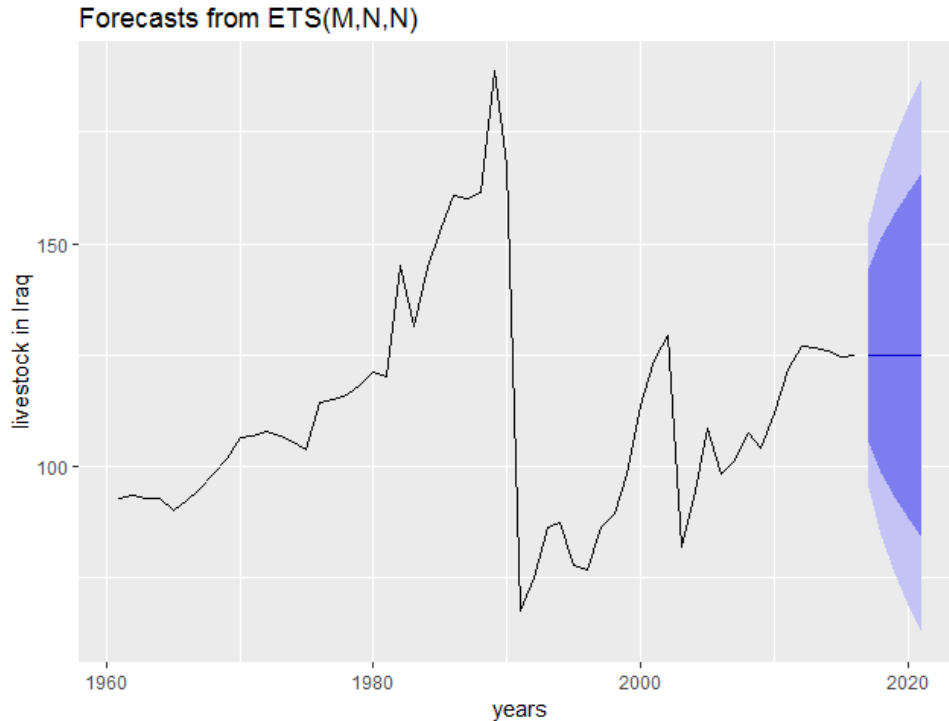
3. تم فحص واختبار سلسلة الاخطاء (البواقي) للنموذج ETS(M,N,N) باستخدام إحصاء اختبار (Ljung – Box)، لاختبار فرضية العدم التي تنص على عدم وجود ارتباطات ذاتية بين اخطاء النموذج المقدر، حيث كانت قيمة الإحصاء مساوية الى $(Q^* = 18.547)$ باحتمال $(p\text{-value} = 0.1363)$ بدرج حرية $(df = 8)$.

ونظرا لكون $(P > 0.05)$ فان ذلك يشير الى ان سلسلة البواقي عشوائية وان النموذج لمقدر (ETS) ملائم لتمثيل السلسلة الزمنية. والشكل الآتي يوضح رسم سلسلة البواقي مع دالة الارتباط الذاتي (ACF) والمدرج التكراري

شكل (5) يمثل الرسم البياني لسلسلة البواقي مع دالة الارتباط الذاتي والمدرج التكراري للنموذج ETS(M,N,N)



4. اما قيم المشاهدات التنبؤية مع حدود الثقة لمدة خمسة سنوات من العام 2017 ولغاية سنة 2021 بطريقة (ETS). فقد تم عرضها في الملحق (1). والشكل (6) يوضح رسم منحني البيانات المقدر ومنحني التنبؤ وحدود الثقة لمنحني التنبؤ.
شكل (6) يمثل رسم منحني البيانات المقدر ومنحني التنبؤ وحدود الثقة لمنحني التنبؤ



5. تمثيل نموذج ETS(M , N , N) بشكل معادلات فضاء الحالة.

$$y_t = \hat{w}x_t + \varepsilon_t \quad \text{Observation(measurement) equation} \quad \text{معادلة الملاحظة}$$

$$X_t = FX_{t-1} + g\varepsilon_t \quad \text{State(transition) equation} \quad \text{معادلة الحالة}$$

$$w = (1) , F = (1) , g = \hat{a} = 0.9156$$

$$X_t = \hat{\ell}_t , y_t = x_t$$

$$X_t = X_{t-1}(1 + 0.9156 \varepsilon_t) , \ell_0 = 91.5996$$

2.2. طرائق التمهيد الاسي التقليدية Traditional Exponential Smoothing

1. ان نموذج التمهيد الاسي (ES) الملائم لسلسلة كميات الثروة الحيوانية والمناظر للنموذج

ETS(M,N,N) هو النموذج "(N,N) Simple exponential smoothi".

2. وان الصيغة التقديرية للنموذج (N,N) ومعايير التقدير كانت على النحو الاتي :

$$\hat{y}_{T+h/T} = \ell_t \quad \text{Forecast equation}$$

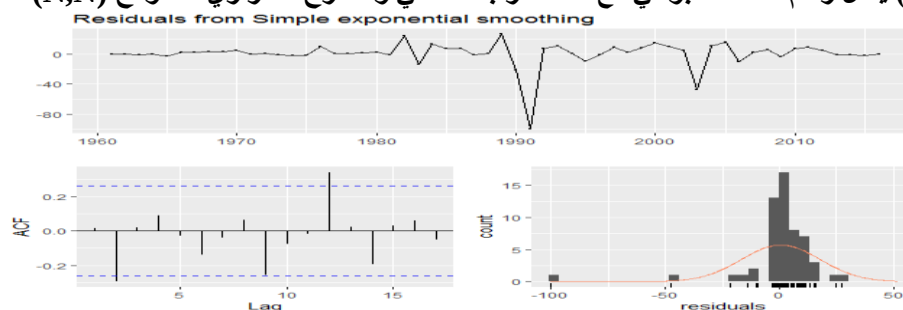
$$\ell_t = 0.9999 y_t + (1 - 0.9999) \ell_{t-1} \quad \text{Level equation}$$

جدول (5) يمثل معايير النموذج المقدر (N,N) التقليدي

l_0	RMSE	MAE	MAPE	MPE	MASE	AIC	BIC
92.9144	17.0644	8.36010	8.57236	-0.95584	0.98217	549.163	555.239

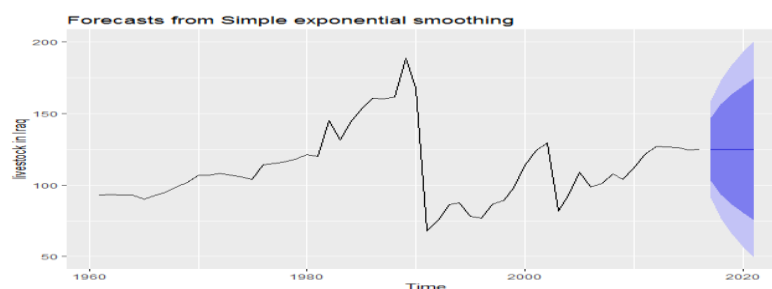
3. تم فحص سلسلة الاخطاء للنموذج (N,N) باستخدام إحصاء اختبار (Ljung – Box) ، لاختبار فرضية العدم التي تنص على عدم وجود ارتباطات ذاتية بين اخطاء النموذج، حيث كانت قيمة إحصاء الاختبار تساوي ($Q^* = 12.426$) باحتمال ($p\text{-value} = 0.1332$) بدرجة حرية ($df = 8$). ونظرا لكون ($P > 0.05$) فان ذلك يشير الى ان سلسلة البواقي غير مترابطة وان النموذج المقدر (ES) ملائم لتمثيل السلسلة الزمنية. والشكل الاتي يوضح سلسلة البواقي مع دالة الارتباط الذاتي (ACF):

شكل (7) يمثل رسم سلسلة البواقي مع دالة الارتباط الذاتي والمدرج التكراري للنموذج (N,N)



4. اما قيم المشاهدات التنبؤية مع حدود الثقة لمدة خمسة سنوات من العام 2017 ولغاية سنة 2021 بطريقة (N,N). وقد تم عرضها في الملحق رقم (2). والشكل (8) يوضح رسم منحني البيانات المقدر ومنحني التنبؤ وحدود الثقة لمنحني التنبؤ.

شكل (8) يمثل رسم منحني البيانات الاصلية ومنحني التنبؤ وحدود الثقة لمنحني التنبؤ



يلاحظ أن تقديرات المعلمات بطريقة (N,N) تختلف عن المعلمات لنموذج (ETS) ، والسبب ان طريقة (N,N) تستخدم القيم الإستكشافية (heuristic values) للحالات الأولية ومن ثم تقدير معلمات التمهيد عن طريق تحسين (MSE). بينما يقوم نموذج (ETS) بتقدير كل من الحالات الأولية ومعلمات التمهيد من خلال تحسين دالة الاحتمال (ML). ويلاحظ أيضًا أن جودة مقاييس التقدير باستخدام نموذج (ETS) أفضل من جودة التقدير باستخدام طريقة (N,N) اعتمادا على معياري المعلومات (AIC, BIC) وكما يأتي:

جدول (6) يمثل نتائج مقارنة كفاءة اداء تقدير البيانات بين طريقة (N,N) ونموذج (ETS)

Method/Measure	AIC	BIC	RMSE	MAE	MAPE	MASE
ETS(M,N,N)/Estimate	518.049	524.125	17.1154	8.26631	8.46016	0.97115
ES(N,N)/ Estimate	549.163	555.239	17.0644	8.36010	8.57236	0.98217

3.2 مقارنة اداء التنبؤ لنموذج ETS وطريقة (N,N)

تم تجزئة السلسلة الزمنية إلى مجموعتين ، مجموعة التدريب وعدد مشاهداتها (45) وتمثل (80%) والثانية مجموعة الاختبار وعدد مشاهداتها (11) مشاهدة . وبعد تعيين مشاهدات مجموعتي التدريب والاختبار ، يتم نمذجة (ملائمة) بيانات مجموعة التدريب على نماذج ETS و طرائق التمهيد الاسي المناظرة لها.

1.3.2 نماذج التمهيد الاسي بفضاء الحالة ، ETS State Space models

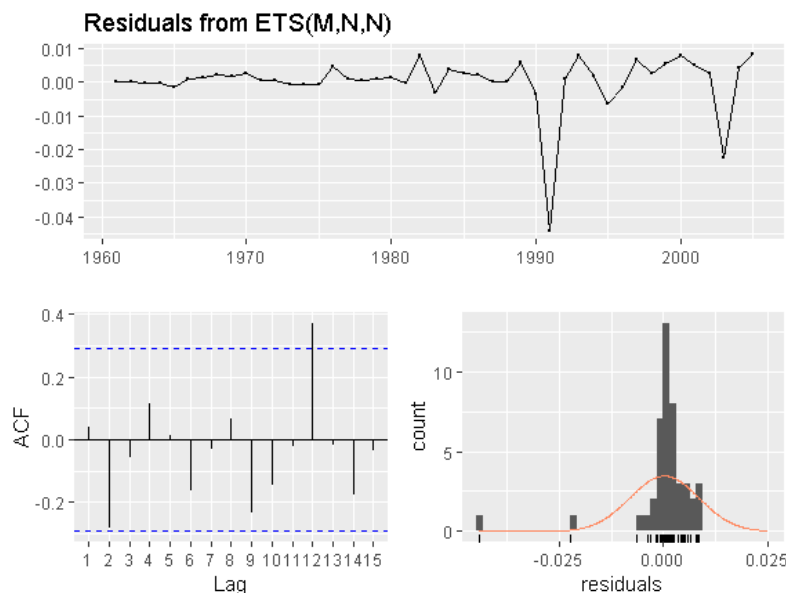
1. اظهرت نتائج نمذجة البيانات ان النموذج الملائم لبيانات مجموعة التدريب هو النموذج $ETS(M,N,N)$ والجدول الآتي يوضح قيم معلمات النموذج المقدر ومعايير دقة اختياره :

جدول (7) يمثل معايير النموذج المقدر $ETS(M,N,N)$ بفضاء الحالة

l_0	α	AIC	BIC
91.3468	0.9225	414.8686	420.2885

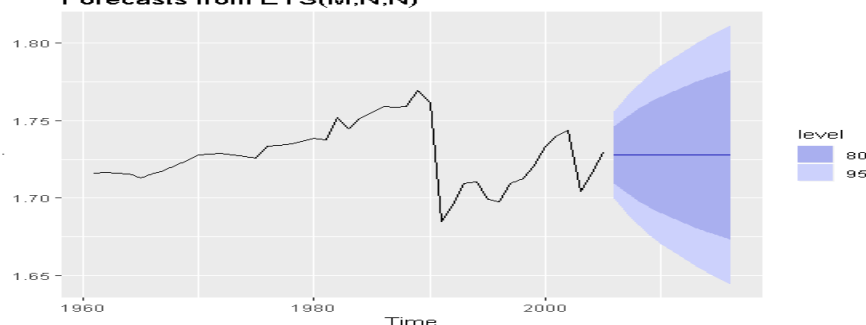
2. تم فحص و اختبار سلسلة الأخطاء للنموذج $ETS(M,N,N)$ باستخدام احصاء اختبار Ljung – Box ، لاختبار فرضية العدم التي تنص على عدم وجود ارتباطات ذاتية بين اخطاء النموذج المقدر ، حيث كانت قيمة الإحصاء الاختبار تساوي ($Q^* = 9.8301$) باحتمال ($p\text{-value} = 0.1984$) بدرجة حرية ($df=7$) . وذ ظرا لكون ($P>0.05$) فان ذلك يشير الى ان سلسلة البواقي غير مترابطة،

شكل (9) يمثل سلسلة البواقي لمجموعة التدريب مع (ACF) والمدرج التكراري للنموذج $ETS(M,N,N)$



والشكل (10) يوضح رسم منحنى بيانات مجموعة التدريب و التنبؤ خارج مجموعة التدريب.

شكل (10) يمثل رسم منحني البيانات المقدرة ومنحني التنبؤ وحدود الثقة لمنحني التنبؤ لمجموعة التدريب
Forecasts from ETS(M,N,N)



2.3.2 طريقة التمهيد الاسي التقليدية Exponential Smoothing

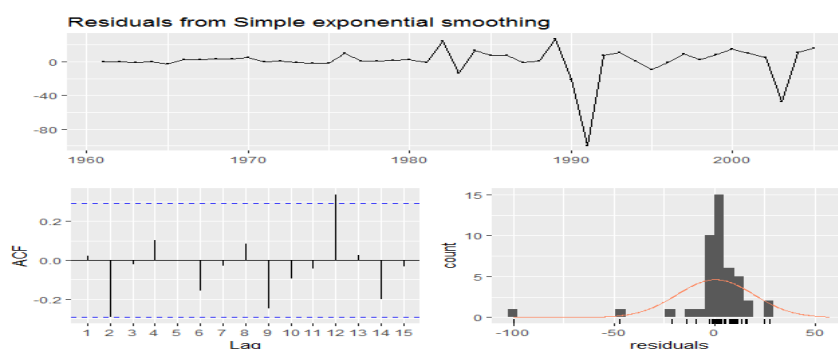
1. اظهرت نتائج نمذجة البيانات ان النموذج الملائم لبيانات مجموعة التدريب هو لنموذج (N,N). والجدول التالي يوضح قيم معاملات النموذج المقدرة ومعايير دقة اختياره :

جدول رقم (8) يمثل معايير النموذج المقدر (N,N)

l_0	α	AIC	BIC
92.9531	0.9999	441.4981	446.9181

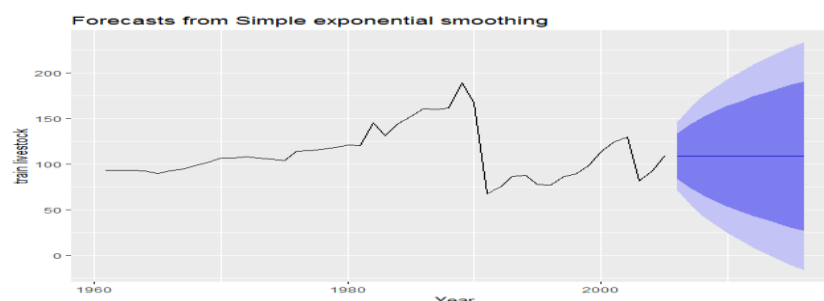
2. تم فحص واختبار التوزيع الاحتمالي لأخطاء تقدير النموذج ETS(M,N,N) باستخدام إحصاء اختبار (Ljung-Box)، لاختبار فرضية العدم التي تنص على عدم وجود ارتباطات ذاتية بين اخطاء النموذج المقدر ، حيث كانت قيمة الإحصاء الاختبار مساوية الى (Q* = 10.278) باحتمال (p-value = 0.1733) ، بدرجة حرية (df = 7) .

ونظرا لكون (P>0.05) فان ذلك يشير الى ان سلسلة البواقي عشوائية وغير مترابطة وان النموذج المقدر (N,N) ملائم في تمثيل السلسلة الزمنية. والشكل التالي يوضح سلسلة البواقي مع (ACF) والمدرج التكراري: شكل (11) يمثل الرسم البياني لسلسلة البواقي لمجموعة التدريب مع دالة الارتباط الذاتي والمدرج التكراري



والشكل (12) يبين رسم منحني مجموعة الاختبار ومنحني التنبؤ وحدود الثقة باستعمال طريقة (N,N).

شكل (12) يمثل رسم منحني البيانات الاصلية ومنحني التنبؤ وحدود الثقة لمنحني التنبؤ لمجموعة الاختبار



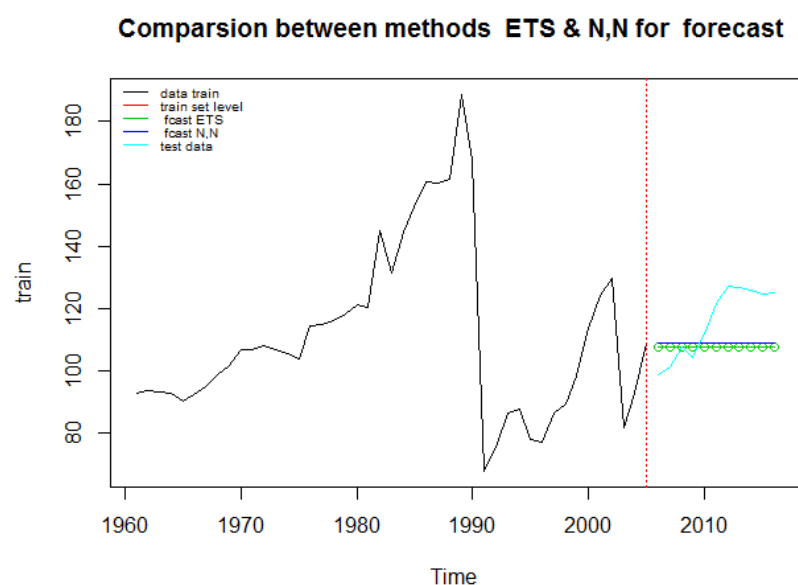
وفيما يأتي نتائج مقارنة دقة التنبؤ لنموذج ETS(M, N, N) مع طريقة (N,N) باستخدام مجموعة الاختبار.

جدول (9) يمثل معايير دقة التنبؤ للمقارنة بين النموذج ETS(M, N,N) وطريقة (N,N)

Method/Measure	AIC	BIC	RMSE	MAE	MAPE	MASE
ETS(M,N,N)/train	414.8686	420.2885	18.88940	9.24226	9.58628	0.96785
ETS(M,N,N)/test	-	-	13.67406	1.76901	9.76119	1.23244
SES/train	441.4981	446.9181	18.83161	9.33724	9.70508	0.97779
SES/test	-	-	12.92575	1.40771	9.54093	1.19461

ادناه شكل منحني عينة التدريب ومنحني عينة الاختبار ومنحني التنبؤ بطريقة (SES) ومنحني التنبؤ بطريقة (ETS) والذي يبدو فيه تقارب منحنيي التنبؤ بطريقة (SES) ونموذج (ETS) الى منحني مجموعة الاختبار ويقطعه في اكثر من نقطة.

شكل (13) يمثل رسم منحني عينة التدريب وعينة الاختبار ومنحني التنبؤ بطريقة (N,N) ونموذج (ETS)



الاستنتاجات والتوصيات الاستنتاجات

1. ان سلسلة كميات انتاج الثروة الحيوانية لا تتبع التوزيع الطبيعي ، لكنها متجانسة في التباين .
2. ان النموذج الملائم لمشاهدات السلسلة الزمنية هو نموذج التمهيد الاسي بأخطاء مضاعفة $ETS(M,N,N)$
3. يتضح من مقاييس دقة التقدير (AIC, BIC) ان نموذج (ETS) له الافضلية في تقدير البيانات مقارنة مع طريقة (N,N)، لان النموذج (ETS) يعتمد على مقدرات الامكان الاعظم التي تتصف بخصائص المقدر الجيد كونها متسقة وكفاءة، بينما تشير مقاييس دقة التنبؤ الى ان اداء طريقة (N,N) اكثر دقة من النموذج (ETS) على المدى القصير التي تكون مناسبة للسلاسل الزمنية التي لا يوجد فيها اتجاه او نمط موسمي .

التوصيات،

1. ضرورة اعتماد وزارة الزراعة النتائج التي تم التوصل اليها من اجل رسم سياسة للثروة الحيوانية في العراق.
2. اعتماد النتائج التي تم التوصل اليها في الجانب التطبيقي .
3. القيام بدراسة نظرية وتطبيقية لنماذج $ETS(.,.,.)$ عندما تتبع السلسلة الزمنية التوزيعات الاحتمالية غير الكاوسية المتقطعة.
4. القيام بدراسة موسعة لنماذج التمهيد الاسي بفضاء الحالة ذات الاتجاه و الموسمية .

المصادر،

1. Athanasopoulos, G., Hyndman, R. J. (2008). "Modelling and Forecasting Australian Domestic Tourism". Tourism Management, vol.29(1), pp.19–31.
2. Brown, R. G. (1956). Exponential Smoothing for Predicting Demand. Cambridge, Massachusetts: Arthur D. Little Inc. p. 15.
3. Harvey, A.C. (2009). Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman filter. Cambridge University Press. New York.
4. Holt, C.C. (1957). Forecasting Seasonals and Trends by Exponentially Weighted Moving Averages, ONR Memorandum (Vol. 52), Pittsburgh, PA: Carnegie Institute of Technology. Available from the Engineering Library, University of Texas at Austin.
5. Hyndman R. J, & Athanasopoulos G. (2018). Forecasting: Principles and Practice, 2nd ed, Amazon, Monash University., Australian .
6. Hyndman R. J., and Khandakar, Y. (2008), "Automatic Time Series Forecasting: The forecast Package for R", Journal of statistical software, Vol 27, Issue 3, pp.1-22.
7. Hyndman R. J., Koehler, A.B., Ord J. K. & Snyder, R. D. (2008). Forecasting with Exponential Smoothing, The State Space Approach, Springer, Berlin Heidelberg.
8. Hyndman R.J., Kok T. G. & Van Donselaar, K. H.. (2007), "A state Space Model for Exponential Smoothing with Groups", Department of Econometrics and Business Statistics

9. Nikolaos K.(2016)." How to choose a forecast for your Time Series",online, <http://kourentzes.com/forecasting/2016/06/17/how-to-choose-a-forecast-for-your-time-series/> .
10. Taylor, J.W. (2003a). Exponential smoothing with a damped multiplicative trend, International Journal of Forecasting, 19, 715-725.
11. Winters, P. R. (1960). "Forecasting Sales by Exponentially Weighted Moving Averages". Management Science. 6 (3): 324–342. doi:10.1287/mnsc.6.3.324.

ملحق 1، قيم المشاهدات التنبؤية مع حدود الثقة لفترة خمسة سنوات من العام 2017 ولغاية العام 2021 بطريقة ETS.

Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
2017	124.9221	105.5773	144.2667	95.3369
2018	124.9221	98.6063	151.2377	84.6757
2019	124.9221	93.0675	156.7765	76.2048
2020	124.9221	88.3044	161.5396	68.9203
2021	124.9221	84.0444	165.7996	62.4052

ملحق 2، عرض قيم المشاهدات التنبؤية خارج حدود السلسلة الزمنية مع حدود الثقة لفترة خمسة سنوات لفترة من العام 2017 ولغاية العام 2021 بطريقة N,N.

Point Forecast	Lo 80	Hi 80	Lo 95	Hi 95
2017	124.93	102.6596	147.2003	90.8704
2018	124.93	93.4365	156.4234	76.7650
2019	124.93	86.3592	163.5007	65.9411
2020	124.93	80.3927	169.4672	56.8161
2021	124.93	75.1360	174.7239	48.7767