

المقارنة بين كفاءة نموذج هولت - ونترس الموسمي ونموذج SARIMA المضاعف في التنبؤ بنسبة الرطوبة في محافظة القاهرة دكتور/ ايناس جودت محمود يحيى

الملخص

عنى هذا البحث بإجراء مقارنة بين أداء نموذج هولت - ونترس الموسمي بنوعيه المضاعف **Multiplicative** والمضاعف **Additive**، ونموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية الموسمي المضاعف **Multiplicative Seasonal Autoregressive Integrated Movingaverage (Multiplicative SARIMA) Model** في التنبؤ بنسبة الرطوبة الشهرية بمحافظة القاهرة، وقد تمت مقارنة دقة التنبؤ لهذه النماذج من خلال معايير قياس أخطاء التنبؤ: **MAE**، **MAPE**، **MSE**، **RMSE**، وأسفرت النتائج عن كون نموذج **SARIMA** المضاعف هو الأكفأ تنبؤاً لإعطائه أدق النتائج بأقل أخطاء تنبؤ.

الكلمات المفتاحية: نموذج هولت - ونترس الموسمي - التمهيد الأسى - نموذج **SARIMA** المضاعف - التنبؤ.

١ - مقدمة

تتصف السلاسل الزمنية في كثير من الأحيان بكونها موسمية **Seasonality** وغير مستقرة **Non-Stationary**، وعلى الرغم من وجود العديد من النماذج التي تستهدف تحليل السلاسل الزمنية الذي يمثل التنبؤ أحد أهم أهدافه، إلا أن أغلبها لا يأخذ بعين الاعتبار المكون الموسمي للسلسلة. ويعتبر نموذج هولت - ونترس الموسمي **Seasonal Holt-Winters** للتمهيد الأسى **Exponential Smoothing** المقترح في عام ١٩٦٠م من خلالهما تعميم لطريقة **Holt** الخطية التي اقترحها **Holt(1957)**، فهي تهدف إلى وصف وتحليل السلاسل الزمنية التي تحتوي على نمط موسمي وبها اتجاه عام. ولنموذج هولت - ونترس نوعين مختلفين يعتمدان في نمذجتهما على الموسمية وهما: النموذج الموسمي المضاعف والنموذج الموسمي المضاعف، وقد طبق نموذج هولت - ونترس بنوعيه المضاعف والمضاد في التنبؤ بالسلاسل الزمنية لدى كثير من الباحثين منهم على سبيل المثال، **Taylor(2010)** في التنبؤ قصير الأجل بالطلب على الكهرباء بفرنسا وبريطانيا، **Khan(2011)** في التنبؤ بإجمالي الواردات في بنجلاديش، **Gundalia and Dholakia(2012)** في التنبؤ بدرجات الحرارة العظمى والصغرى بمدينة جوناغاد بالهند، **Omane-Adjepong et al.(2013)** للتنبؤ قصير الأجل بمعدل التضخم في غانا.

ومنذ أن طرح **Box and Jenkins(1976)** نماذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملية **Autoregressive Integrated Movingaverage (ARIMA) Models** لتحليل السلاسل الزمنية غير المستقرة وتعميمها بنماذج **ARIMA** الموسمية المضاعفة **Multiplicative Seasonal ARIMA (Multiplicative SARIMA)**

ليتضمن تحليل السلاسل الزمنية الموسمية وغير المستقرة ، وقد أصبحت من أكثر النماذج استخدامًا في تحليل السلاسل الزمنية كونها تلائم وصف العديد من السلاسل، فقد استخدمت نماذج SARIMA المضاعفة في التنبؤ بالعديد من السلاسل في مختلف المجالات كالتنبؤ بتدفقات المياه إلى خزان بادرا بجنوب الهند Mohan and Vedula(1995) ، والتنبؤ بعدد السياح الوافدين إلى مدينة بالي بإندونيسيا Suhartono and Lee(2011) ، وفي التنبؤ بمعدل تلوث الهواء بمدينة جوهور باليزيا Lee et al.(2012) ، أيضا التنبؤ بالأمطار الفصلية في ولاية كروس ريفر بنيجيريا Usoro et al.(2012) ، والتنبؤ بحجم العملة المتداولة شهريًا في غانا Nasiru et al.(2013) .

ونظرًا لكون التنبؤ هدفًا أساسيًا لتحليل السلاسل الزمنية، فيعنى البحث بإجراء مقارنة بين أداء نموذج هولت - ونترس الموسمي بنوعيه ونموذج SARIMA المضاعف من حيث دقة التنبؤات الناتجة عن كل نموذج وذلك في التنبؤ بنسبة الرطوبة الشهرية بمحافظة القاهرة بجمهورية مصر العربية لما للرطوبة من تأثير كبير في ضبط المناخ وكذلك في إنتاج المحاصيل الزراعية وعلى صحة الإنسان وفي مجالات الصناعة وغيرها من المجالات. ومن ثم فقد قدم نموذج هولت - ونترس الموسمي بنوعيه بالقسم (٢)، ونموذج SARIMA المضاعف بالقسم (٣)، وعرضت المقاييس المستخدمة للمفاضلة بين نماذج التنبؤ بالقسم (٤)، تلي ذلك إجراء دراسة تطبيقية لنماذج التنبؤ محل البحث لبيانات حقيقية متمثلة في سلسلة زمنية لنسبة الرطوبة الشهرية بمحافظة القاهرة، ومن ثم إجراء مقارنة بين أداء النماذج بالقسم (٥)، وأخيرًا، اشتمل القسم (٦) على أهم نتائج البحث.

٢- نموذج هولت- ووترس الموسمي

يعتبر نموذج هولت- ووترس Holt-Winters (HW) Model الموسمي أحد أفضل أساليب التنبؤ للسلاسل الزمنية فهي تستخدم منذ عدة عقود على نطاق واسع في عملية التنبؤ منذ أن اقترحت في عام ١٩٦٠م لتلائم السلاسل الزمنية التي تحتوي على نمط موسمي وبها اتجاه عام حيث تضم معادلة التنبؤ ثلاث معادلات لتمهيد: الأولى لتمهيد المستوى Level بالمعلمة α والثانية لتمهيد الاتجاه العام Trend بالمعلمة β والثالثة لتمهيد المكون الموسمي بالمعلمة γ .

ولهذه الطريقة نوعان: الأول يعرف بنموذج هولت- ووترس الموسمي المضاعف Multiplicative Seasonal Holt-Winters (MHW) Model ليلائم السلاسل الزمنية التي تتناسب فيها التقلبات الموسمية مع المستوى العام للسلسلة، والنوع الثاني يعرف بنموذج هولت- ووترس الموسمي المضاف Additive Seasonal Holt-Winters (AHW) Model ليلائم السلاسل الزمنية التي تكون فيها التقلبات الموسمية ثابتة بصرف النظر عن المستوى العام للسلسلة.

١-٢ نموذج هولت- ووترس الموسمي المضاعف

يضم هذا النموذج المعادلات الأساسية الآتية:

المستوى (Level):

$$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.1)$$

الاتجاه العام (Trend):

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2.2)$$

الموسمية (Seasonality):

$$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)(L_{t-1} + S_{t-s}) \quad (2.3)$$

التنبؤ (Forecasting):

$$\hat{Y}_{t+h} = (L_t + T_t h) S_{t-s+h} \quad (2.4)$$

حيث Y_t تمثل المشاهدة الحالية للسلسلة في الفترة t .

L_t القيمة الممهدة لمستوى السلسلة في الفترة t .

T_t القيمة الممهدة للاتجاه العام للسلسلة في الفترة t .

S_t القيمة الممهدة للمركب الموسمي للسلسلة في الفترة t .

s طول الدورة الموسمية.

α معلمة التمهيد الأسى لمستوى السلسلة حيث $0 \leq \alpha \leq 1$.

β معلمة التمهيد الأسى للاتجاه العام للسلسلة حيث $0 \leq \beta \leq 1$.

γ معلمة تمهيد المركب الموسمي بالسلسلة حيث $0 \leq \gamma \leq 1$.

\hat{Y}_{t+h} تمثل قيمة المشاهدة المستقبلية المتنبأ بها للسلسلة بخطوة أمامية مقدارها h ،

$h \geq 1$.

٢-٢ نموذج هولت- ووترس الموسمي المضاف

يختلف النموذج المضاف عن النموذج المضاعف في أنه يعتمد على الإضافة والحذف للمركب الموسمي بدلاً من الضرب والقسمة كما في النموذج المضاعف، وهو يضم معادلات التمهيد الآتية:

المستوى (Level):

$$L_t = \alpha(Y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (2.5)$$

الاتجاه العام (Trend):

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1} \quad (2.6)$$

الموسمية (Seasonality):

$$S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (2.7)$$

التنبؤ (Forecasting):

$$\hat{Y}_{t+h} = L_t + T_t h + S_{t-s+h} \quad (2.8)$$

٣- نموذج الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة التكاملي الموسمي المضاعف

قدم Box and Jenkins (1976) نموذج SARIMA المضاعف لوصف العديد من السلاسل الزمنية غير المستقرة والذي قد يرجع عدم استقرارها لاحتوائها على نمط موسمي أو اتجاه عام أو قد يرجع لعدم ثبات الوسط الحسابي والتباين بالسلسلة ويشار للنموذج بالرمز $ARIMA(p, d, q) \times (P, D, Q)_s$ حيث يشتمل النموذج على جزء غير موسمي يعبر عنه (p, d, q) وجزء موسمي يعبر عنه $(P, D, Q)_s$ ، والصورة العامة للنموذج كالآتي:

المقارنة بين كفاءة نموذج هولت. ونترس الموسمي ونموذج SARIMA المضاعف في التنبؤ
بنسبة الرطوبة في محافظة القاهرة
د/ ايناس جودت محمود يحيي

$$\phi_p(B) \Phi_p(B^S)(1-B)^d (1-B^S)^D Y_t = \theta_q(B) \Theta_Q(B^S) a_t \quad (3.1)$$

حيث $\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$ تمثل متعددة حدود الانحدار الذاتي غير الموسمي بالمعالم $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$.

$\Phi_p(B^S) = 1 - \Phi_1 B - \Phi_2 B^{2S} - \dots - \Phi_p B^{pS}$ تمثل متعددة حدود الانحدار الذاتي الموسمي بالمعالم $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_p$.

$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$ تمثل متعددة حدود المتوسطات المتحركة غير الموسمي بالمعالم $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$.

$\Theta_Q(B^S) = 1 - \Theta_1 B - \Theta_2 B^{2S} - \dots - \Theta_Q B^{QS}$ تمثل متعددة حدود المتوسطات المتحركة الموسمي بالمعالم $\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_Q$.

كما أن B هو مؤثر الإزاحة للخلف **The Backward Shift Operator** بحيث يكون $B^k Y_t = Y_{t-k}$ ، k تمثل الإبطاء **Lag**.

p هي رتبة نموذج الانحدار الذاتي غير الموسمي.

d هي رتبة مؤثر الفروق المتتالية **Consecutive Differences**.

q هي رتبة نموذج المتوسطات المتحركة غير الموسمي.

P هي رتبة نموذج الانحدار الذاتي الموسمي.

D هي رتبة مؤثر الفروق الموسمية **Seasonal Differences**.

Q هي رتبة نموذج المتوسطات المتحركة الموسمي.

S هي طول الدورة الموسمية.

Y_t تمثل المشاهدة الحالية للسلسلة في الفترة t .

a_t هي متتالية أخطاء عشوائية مستقلة ولها نفس توزيع جاوس بمعنى أن

$$a_t \sim I.I.D.N(0, \sigma^2)$$

كما يمكن صياغة النموذج بالشكل التالي:

$$\phi_p(B) \Phi_p(B^S) W_t = \theta_q(B) \Theta_q(B^S) a_t \quad (3.2)$$

حيث إن

$$W_t = \nabla_S^D \nabla^d Y_t, \quad \nabla_S^D = (1 - B^S)^D, \quad \nabla^d = (1 - B)^d$$

W_t تمثل سلسلة المشاهدات بعد أخذ الفروق المتتالية والفروق الموسمية اللازمان لتحقيق استقرار السلسلة.

وتمر عملية تحليل السلاسل الزمنية وفقاً لنماذج بوكس - جنكنز بعدة مراحل تبدأ بمرحلة التعرف على النموذج **Model Identification** وفيها يتم التعرف على النموذج الملائم لوصف السلسلة، كذلك تحديد رتبته، ثم مرحلة التقدير **Parameter Estimation** والتي يتم من خلالها تقدير معالم النموذج المقترح لوصف السلسلة بأحد طرق التقدير كطريقة المربعات الصغرى أو طريقة الإمكان الأكبر، يلي ذلك مرحلة الفحص **Model Diagnostic** لاختبار ملائمة النموذج المقدر في وصف سلوك السلسلة بإجراء اختبار لفحص البواقي، وبعد التحقق من ملائمة النموذج يتم استخدامه في مرحلة التنبؤ **Forecasting** والتي تعتبر المرحلة الأخيرة لتحليل السلسلة الزمنية.

٤ - مقياس المقارنة بين نماذج التنبؤ

للمفاضلة بين أداء نماذج التنبؤ من حيث دقة النتائج، يمكننا استخدام المقياس الإحصائية الآتية: متوسط القيم المطلقة للأخطاء (Mean Absolute Error (MAE)، ومتوسط القيم المطلقة لنسب الأخطاء Mean Absolute Percentage Error (MAPE)، ومتوسط مربعات الخطأ (Mean Square Error (MSE)، والجذر التربيعي لمتوسط مربعات الخطأ (Root Mean Square Error (RMSE حيث إن:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t| \quad (4.1)$$

$$MAPE = \left[\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{Y_t - \hat{Y}_t}{Y_t} \right| \right] \times 100 \quad (4.2)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2 \quad (4.3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2} \quad (4.4)$$

حيث Y_t تمثل المشاهدة الحالية للسلسلة في الفترة t .

\hat{Y}_t تمثل القيمة المقدرة للسلسلة في الفترة t .

n هي عدد مشاهدات السلسلة.

فالنموذج صاحب أقل قيم لهذه المقاييس يكون هو الأفضل أداءً.

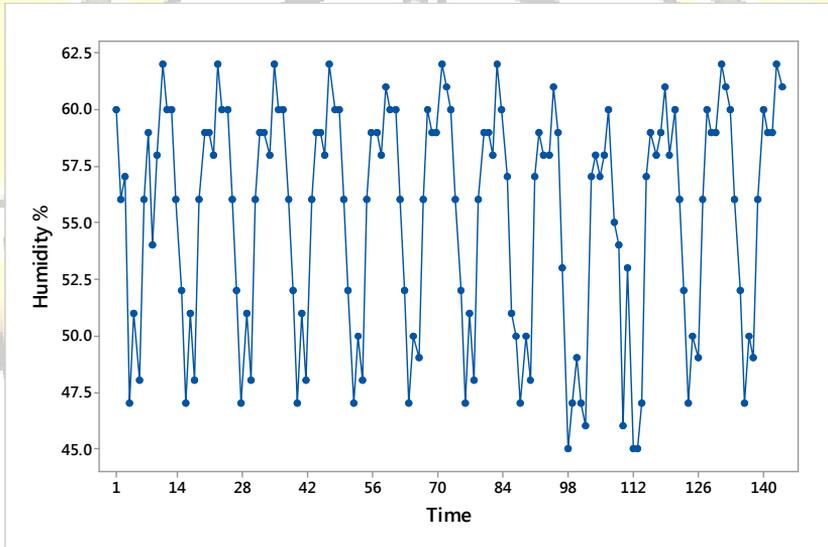
٥ - دراسة تطبيقية

لتحقيق الهدف من البحث يتم إجراء دراسة تطبيقية لنماذج التنبؤ محل البحث

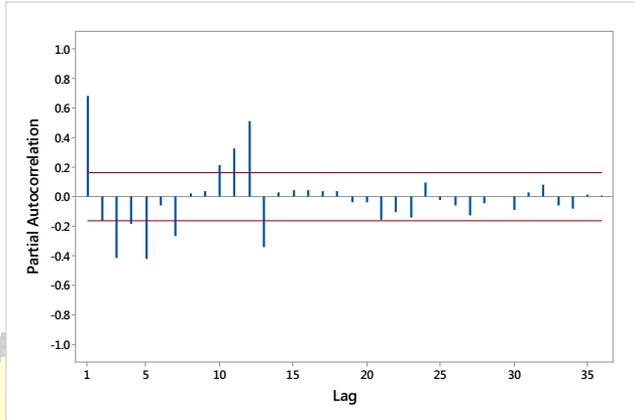
وذلك باستخدام بيانات حقيقية تتمثل في سلسلة الرطوبة النسبية الشهرية بمحافظة القاهرة للفترة (2001-2012) وقد تم الحصول عليها من الكتاب الإحصائي السنوي للجهاز المركزي للتعبئة العامة والإحصاء.

١-٥ نتائج نموذج SARIMA المضاعف

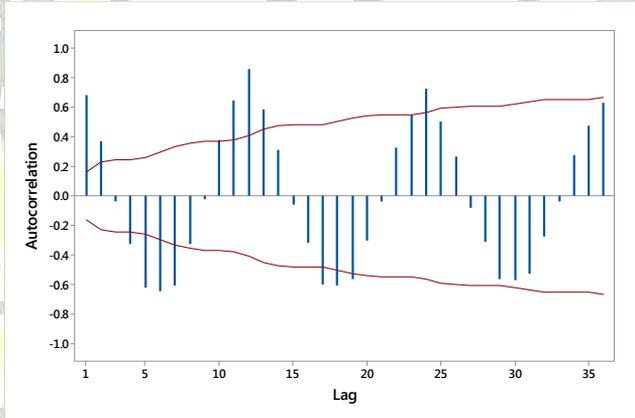
يتم تمثيل السلسلة الزمنية بيانياً من خلال الشكل رقم (١) ودالتي الارتباط الذاتي (ACF) والارتباط الذاتي الجزئي (Partial Autocorrelation Function) والشكلين رقم (٢)، (٣) على التوالي وذلك لدراسة سلوك السلسلة.



شكل (١) منحنى نسبة الرطوبة الشهرية بمحافظة القاهرة للفترة ٢٠٠١-٢٠١٢



شكل (٢) دالة الارتباط الذاتي



شكل (٣) دالة الارتباط الذاتي الجزئي

ويلاحظ من الشكل رقم (١) أن السلسلة متذبذبة بصورة متكررة ما يدل على وجود نمط موسمي بها، ويؤكد الشكلين رقم (٢)، (٣) عدم استقرار السلسلة ووجود نمط موسمي بها يتكرر كل ١٢ شهر حيث إن قيم معاملات الارتباط الذاتي عند الفجوة ١٢ ومضاعفاتها لا تقترب من الصفر، ولذا فيتم أخذ التحويلة اللوغاريتمية للسلسلة لتثبيت التباين وللتخلص من أثر الموسمية يتم أخذ فرق

موسمي من الدرجة الأولى ($D=1$)، ولتحقيق استقرار السلسلة يتم أخذ فرق متتالي من الدرجة الأولى ($d=1$).

ولتوفير أفضل نموذج من نماذج $ARIMA(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$ يتم الاستعانة بمعيار المعلومات **Akaike Information Criteria (AIC)**، ومتوسط مربعات الخطأ **MSE**، واختيار النموذج الذي يحقق أقل قيمة لهما. ويعرض جدول رقم (١) النماذج المقترحة لوصف السلسلة وقيم كل من **AIC**، **MSE** الخاصة بكل نموذج.

جدول (١) قيم **AIC**، **MSE** للنماذج المقترحة

MSE	AIC	النموذج	MSE	AIC	النموذج
0.000934	-877.956	$ARIMA(2,1,0) \times (1,1,1)_{12}$	0.001661	-830.044	$ARIMA(0,1,0) \times (0,1,1)_{12}$
0.001455	-830.192	$ARIMA(2,1,1) \times (0,1,0)_{12}$	0.001729	-824.828	$ARIMA(0,1,0) \times (1,1,0)_{12}$
0.001130	-853.760	$ARIMA(2,1,1) \times (0,1,1)_{12}$	0.001212	-862.297	$ARIMA(0,1,0) \times (1,1,1)_{12}$
0.001169	-849.454	$ARIMA(2,1,1) \times (1,1,0)_{12}$	0.001193	-873.067	$ARIMA(0,1,1) \times (0,1,0)_{12}$
0.000914	-871.708	$ARIMA(2,1,1) \times (1,1,1)_{12}$	0.001185	-865.204	$ARIMA(0,1,1) \times (0,1,1)_{12}$
0.001149	-860.414	$ARIMA(0,1,2) \times (0,1,1)_{12}$	0.001196	-864.012	$ARIMA(0,1,1) \times (1,1,0)_{12}$
0.001174	-857.659	$ARIMA(0,1,2) \times (1,1,0)_{12}$	0.000913	-889.843	$ARIMA(0,1,1) \times (1,1,1)_{12}$
0.000989	-861.771	$ARIMA(0,1,2) \times (2,1,1)_{12}$	0.001553	-838.784	$ARIMA(1,1,0) \times (0,1,0)_{12}$
0.000948	-858.145	$ARIMA(0,1,2) \times (2,1,2)_{12}$	0.001508	-834.109	$ARIMA(1,1,0) \times (0,1,1)_{12}$
0.001112	-855.803	$ARIMA(1,1,2) \times (0,1,1)_{12}$	0.001542	-831.233	$ARIMA(1,1,0) \times (1,1,0)_{12}$
0.001173	-849.020	$ARIMA(0,1,2) \times (1,1,0)_{12}$	0.001162	-858.974	$ARIMA(1,1,0) \times (1,1,1)_{12}$
0.001292	-854.052	$ARIMA(2,1,0) \times (0,1,0)_{12}$	0.001187	-864.986	$ARIMA(1,1,1) \times (0,1,1)_{12}$
0.001027	-874.783	$ARIMA(2,1,0) \times (0,1,1)_{12}$	0.001164	-858.754	$ARIMA(1,1,1) \times (0,1,1)_{12}$
0.001273	-847.297	$ARIMA(2,1,0) \times (1,1,0)_{12}$	0.001184	-856.574	$ARIMA(1,1,1) \times (1,1,0)_{12}$

وقد تبين من الجدول رقم (١) أن النموذج $ARIMA(0,1,1) \times (1,1,1)_{12}$ يكون ملائماً لوصف السلسلة لحصوله على أقل قيمة لكل من **AIC**، **MSE**. ومن ثم فإننا

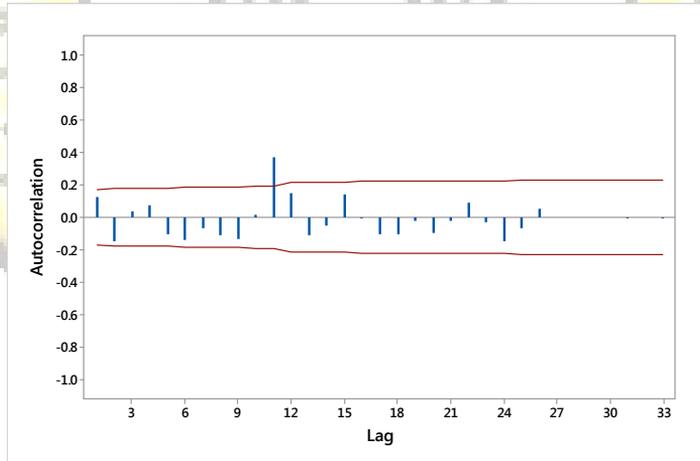
نقوم بعملية تقدير معالمة وفحصه والتنبؤ من خلاله وتجري هذه العمليات باستخدام برنامج MINITAB إصدار 17، فيوضح جدول رقم (٢) نتائج التقدير للنموذج $ARIMA(0,1,1) \times (1,1,1)_{12}$.

جدول (٢) نتائج التقدير لنموذج $ARIMA(0,1,1) \times (1,1,1)_{12}$

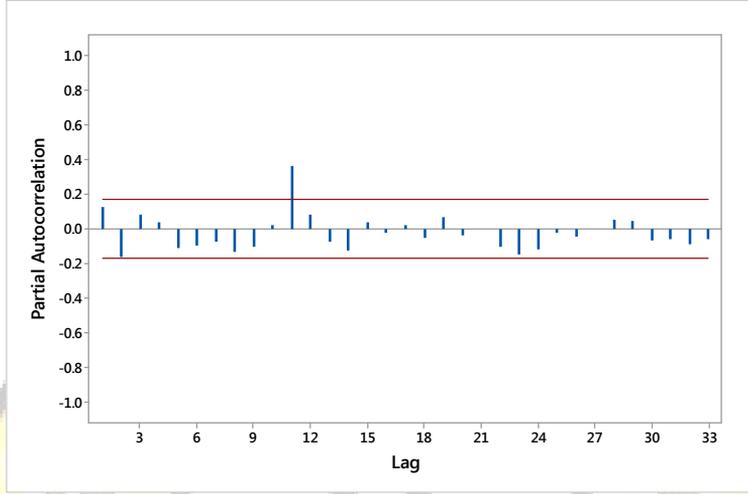
Variable	Coefficient	Standard Error	t	P-value
Φ_1	0.4265	0.1216	3.51	0.001*
θ_1	0.7793	0.0569	13.71	0.000*
Θ_1	0.9230	0.0809	11.41	0.000*

* تعنى معنوية بمستوى معنوية 5%.

وقد أظهرت النتائج بالجدول أعلاه أن المعالمة تختلف معنوياً عن الصفر، وفيما يلي يوضح الشكلين رقم (٤)، (٥) دالتي الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي للبوآقي.



شكل (٤) دالة الارتباط الذاتي للبوآقي



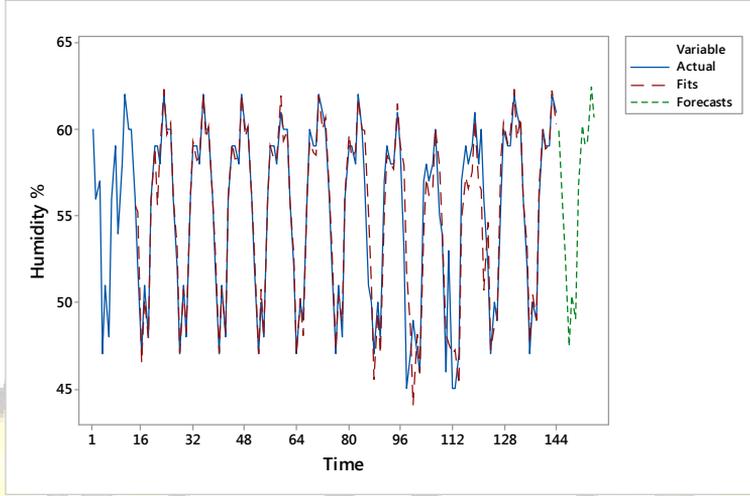
شكل (٥) دالة الارتباط الذاتي الجزئي للبواقي

فيلاحظ من الشكلين رقم (٤)، (٥) عدم معنوية معاملات الارتباط بها، ومن ثم فإن بواقي النموذج تمثل تغيرات عشوائية بحيث ما يجعل النموذج $ARIMA(0,1,1) \times (1,1,1)_{12}$ ملائمًا لوصف السلسلة، وبالتالي فإننا نقوم باستخدامه في التنبؤ بنسبة الرطوبة لعام ٢٠١٢م ومقارنة النتائج بالقيم الحقيقية بالجدول رقم (٣)، كما تتم مقارنتهما مع القيم المقدرة في الشكل رقم (٦).

جدول (٣) القيم الحقيقية والتنبؤية وفقاً لنموذج $ARIMA(0,1,1) \times (1,1,1)_{12}$ لنسبة
الرطوبة عام ٢٠١٢م

القيم التنبؤية	القيم الحقيقية	الشهر
60.6609	60	يناير
56.0688	56	فبراير
53.3669	52	مارس
48.0807	47	أبريل
51.0130	50	مايو
49.6034	49	يونيو
57.4262	56	يوليو
60.9571	60	أغسطس
59.8152	59	سبتمبر
60.0249	59	أكتوبر
63.2200	62	نوفمبر
61.3319	61	ديسمبر

يتبين من الجدول رقم (٣) كفاءة نموذج $ARIMA(0,1,1) \times (1,1,1)_{12}$ في التنبؤ
بنسبة الرطوبة الشهرية بمحافظة القاهرة للتقارب الكبير بين القيم الحقيقية والمتنبأ
بها.



شكل (٦) القيم الحقيقية والمقدرة والتنبؤية لنموذج $ARIMA(0,1,1) \times (1,1,1)_{12}$

٥-٢ نتائج نموذج هولت- ووترس

يتم تحديد القيم المثلى لمعلمات التمهيد الأسي α ، β ، γ وذلك بتجربة التوافق الممكنة للمعالم واختيار القيمة التي تجعل متوسط مربعات انحرافات الخطأ **Mean Square Deviation (MSD)** أقل ما يمكن حيث أن:

$$MSD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t|^2 \quad (5.1)$$

حيث Y_t تمثل المشاهدة الحالية للسلسلة في الفترة t .

\hat{Y}_t تمثل القيمة المقدرة للسلسلة في الفترة t ، n هي عدد مشاهدات السلسلة.

ويعرض الجدول رقم (٤) القيم المثلى لمعلم التمهيد الأسي الخاصة بنموذج هولت- ووترس الموسمي المضاعف (MHW)، والمضاد (AHW)، وقد استخدم برنامج MINITAB إصدار ١٧ في الحصول على نتائج التنبؤ للنموذجين، كما يعرض

المقارنة بين كفاءة نموذج هولت - ونترس الموسمي ونموذج SARIMA المضاعف في التنبؤ
بنسبة الرطوبة في محافظة القاهرة
د/ ايناس جودت محمود يحيي

جدول رقم (٥) نتائج التنبؤ لهذين النموذجين لنسبة الرطوبة الشهرية بمحافظة القاهرة عام ٢٠١٢م مقارنة بالقيم الحقيقية لها بنفس العام، ويتم تمثيل هذه النتائج بيانياً بالشكلين رقم (٧)، (٨).

جدول (٤) القيم المثلى لمعالم التمهيد الأسي

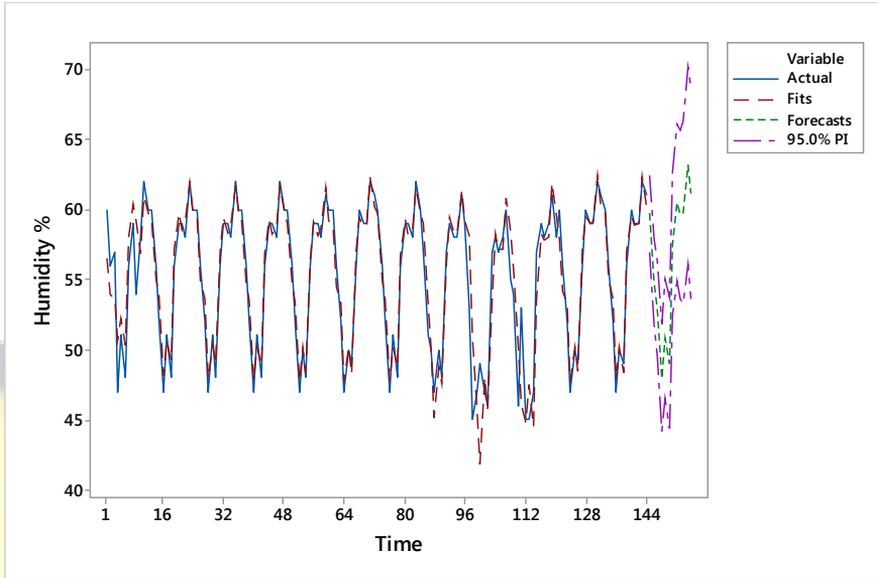
MSD	γ	β	α	نموذج التنبؤ
2.83792	0.01	0.06	0.5	MHW
2.92107	0.01	0.05	0.49	AHW

جدول (٥) القيم الحقيقية والتنبؤية وفقاً لنموذج هولت - ونترس الموسمي لنسبة الرطوبة عام ٢٠١٢م

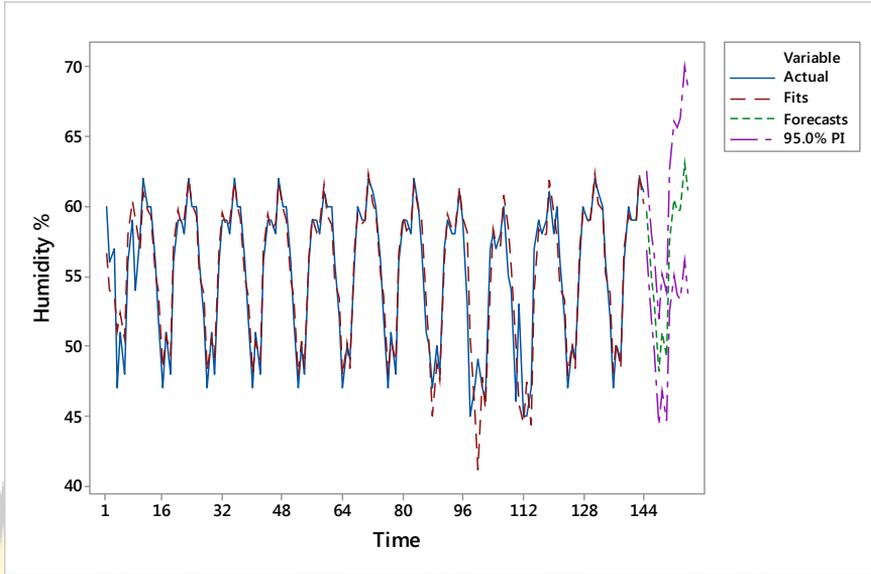
القيم التنبؤية		القيم الحقيقية	الشهر
AHW	MHW		
54.9480	54.8729	60	يناير
53.3015	53.1968	56	فبراير
48.4747	48.2409	52	مارس
51.2840	51.1122	47	أبريل
49.5528	49.3254	50	مايو
58.0022	58.0270	49	يونيو
60.9061	61.0273	56	يوليو
60.0840	60.1829	60	أغسطس
60.2613	60.3725	59	سبتمبر
63.6204	63.8622	59	أكتوبر
61.6166	61.7885	62	نوفمبر
60.8920	61.0633	61	ديسمبر

فيتبين من الجدول رقم (٥) أن قيم التنبؤ من خلال النموذجين MHW ،

AHW لا تكون قريبة بما يكفي من القيم الحقيقية ، ويعطى نموذج MHW نتائج أقرب قليلاً من القيم الحقيقية عن نموذج AHW وهو ما يؤكد الشكوك الآتية:



شكل (٧) القيم الحقيقية والمقدرة والتنبؤية لنموذج MHW



شكل (٨) القيم الحقيقية والمقدرة والتنبؤية لنموذج AHW

وللمفاضلة بين كفاءة نموذج $ARIMA(0,1,1) \times (1,1,1)_{12}$ ونموذج هولت -
ونترس الموسمي بنوعيه المضاعف والمضاف فيتم حساب مقاييس دقة التنبؤ
الموضحة بالقسم (٤) بكل نموذج ويبين الجدول رقم (٦) نتائج المقارنة لدقة التنبؤ
وفقاً لهذه النماذج لتحديد النموذج الأكثر تنبؤاً.

جدول (٦) نتائج مقاييس دقة التنبؤ وفقاً لنماذج $ARIMA(0,1,1) \times (1,1,1)$ ، MHW ، AHW

RMSE	MSE	MAPE	MAE	نموذج التنبؤ
1.48188	2.19599	1.61191	0.857880	$ARIMA(0,1,1) \times (1,1,1)$
1.68461	2.83792	2.14236	1.13821	MHW
1.70911	2.92107	2.17588	1.15192	AHW

يتضح من الجدول أعلاه أن النموذج $ARIMA(0,1,1) \times (1,1,1)_{12}$ هو الأكفأ للتنبؤ بسلسلة الرطوبة النسبية بمحافظة القاهرة كونه يعطى أقل قيم لأخطاء التنبؤ مقارنة بنموذج هولت - ونترس الموسمي بنوعيه، كما يتضح أن التنبؤ بنموذج MHW يكون أدق قليلاً عنه في نموذج AHW.

٦- النتائج

أسفرت المقارنة بين نموذج هولت - ونترس الموسمي بنوعيه المضاعف والمضاف ونموذج SARIMA المضاعف من الدرجة $ARIMA(0,1,1) \times (1,1,1)_{12}$ عن كون نموذج SARIMA المضاعف هو الأكفأ تنبؤاً كونه يعطى أدق التنبؤات بأقل الأخطاء وهو ما يجعله الأصلح للتنبؤ بسلسلة الرطوبة النسبية بمحافظة القاهرة.

References:

- 1- Box, G. E. P. and Jenkins, G. M. (1976). Time series analysis: forecasting and control, Holden-Day, San Francisco.
- 2- Gundalia, M. J. and Dholakia, M. B. (2012). Prediction of maximum/minimum temperatures using Holt Winters method with Excel spread sheet for Junagadh region, International Journal of Engineering Research & Technology, Vol. 1, No. 6, pp. 1-8.
- 3- Holt, C. C. (1957). Forecasting seasonal and trends by exponentially weighted moving averages, Office of Naval Research, Memorandum No. 52, Carnegie Institute of Technology, Pittsburgh, USA published in International Journal of Forecasting 2004, Vol. 20, pp. 5-10.
- 4- Khan, T. (2011). Identifying an appropriate forecasting model for forecasting total import of Bangladesh, International Journal of Trade, Economics and Finance, Vol. 2, No. 3, pp. 242-246.
- 5- Lee, M. H., Abd. Rahman, N. H., Suhartono, Latif, M. T., Nor, M. E. and Kamisan, N. A. B. (2012). Seasonal ARIMA for forecasting air pollution index: a case study, American Journal of Applied Sciences, Vol. 9, No. 4, pp. 570-578.
- 6- Mohan, S. and Vedula, S. (1995). Multiplicative seasonal ARIMA model for longterm forecasting of inflows, Water Resources Management, Vol. 9, pp. 115-126.
- 7- Nasiru, S., Luguterah, A. and Anzagra, L. (2013). The efficacy of ARIMAX and SARIMA models in predicting monthly currency in circulation in Ghana, Mathematical Theory and Modeling, Vol. 3, No. 5, pp. 73-81.
- 8- Omane-Adjepong, M., Oduro, F. T. and Oduro, S. D. (2013). Determining the better approach for short-term forecasting of Ghana's inflation: seasonal-ARIMA vs. Holt-Winters, International Journal of Business, Humanities and Technology, Vol. 3, No. 1, pp. 69-79.
- 9- Suhartono (2011). Time series forecasting by using seasonal autoregressive integrated moving average: subset, multiplicative or additive model, Journal of Mathematics and Statistics, Vol. 7, No. 1, pp. 20-27.

- 10- Suhartono and Lee, M. H. (2011). Forecasting of tourist arrivals using subset, multiplicative or additive seasonal ARIMA model, *Matematika*, Vol. 27, No. 2, pp. 169-182.
- 11- Taylor, J. W. (2010). Triple seasonal methods for short-term electricity demand forecasting, *European Journal of Operational Research*, Vol. 204, No. 1, pp. 139-152.
- 12- Usoro, A. E., Omekara, C. O. and Nneke, E. M. (2012). Comparative study of quarterly rainfall in Cross River state through application of seasonal autoregressive integrated moving average model: a case of Calabar and Ogoja, *International Journal of Mathematical and Computational Analysis*, Vol. 4, No. 1, pp. 113-117.

