

استخدام طريقة المربعات الصغرى الخطية التكرارية لتقدير معلمات نموذج Output Error (OE) Model مع التطبيق العملي

م.م. مصطفى علي فخري
جامعة ابن سينا للعلوم الطبية والصيدلانية
Mustafa_alhoot2006@yahoo.com

المستخلص

تناول هذا البحث دراسة نموذج Output Error (OE) Model ومعرفة التفاوت الحاصل في الاستهلاك اليومي للطاقة الكهربائية في محافظة بغداد للأشهر (ايار و حزيران وتموز) لسنة ٢٠١٩ وعلاقتها بدرجة الحرارة ، والتنبؤ بالطاقة الكهربائية لشهر (اب) ومدى مطابقتها للقيم الاصلية وفقاً لبيانات الظاهرة المدروسة ، حيث تم بناء الانموذج باستخدام عدة مراحل تقليدية وهي التقدير باستخدام طريقة المربعات الصغرى الخطية التكرارية والتشخيص أذ تم تحديد رتبة الانموذج باستخدام معيار خطأ التنبؤ النهائي الاكاي (Akaik's Final Prediction Error) والتنبؤ بمعدل الاستهلاك اليومي للطاقة الكهربائية بخمسة عشر (١٥) يوم قادمة ، وتم الحصول على البيانات من وزارة الكهرباء/دائرة التشغيل والتحكم. **الكلمات المفتاحية:** انموذج خطأ الاخراج OE، دالة الخسارة، خطأ التنبؤ النهائي الاكاي FPE، طريقة المربعات الصغرى الخطية التكرارية RLS، التنبؤ.

Use Repeated Linear Least Squares Method to Estimate The Parameters of The Output Error Model (OE) With a Practical Application

Assist. Lecturer: Mustafa Ali Fakhri
Ibn Sina University Of Medical and Pharmaceutical Sciences

Abstract:

This research has examined the study of the output error model (OE) and knowledge of the difference in the daily consumption of electric energy in Baghdad Governorate for the month (May, June and July) for the year 2019 and its relationship to heat. And the prediction of electrical energy for the month of (August) and the extent of its conformity with the original values according to the studied data. Where the model was built using several traditional phases, which is the estimation using repeated linear least squares method and diagnosis. The model rank was determined using the Akaik's Final Prediction Error Criteria and predicting the average daily consumption of electric energy by fifteen (15) days forward, The data were obtained from the Ministry of Electricity/Department of Operation and Control .

Keyword: output error model (OE), loss function, Akaik's Final Prediction Error Criteria, repeated linear least squares method (RLS), forecasting.

المقدمة

على مر السنين، تم استخدام العديد من مناهج النمذجة في الصناعات العملية لتطبيقات التحكم وهناك نوعان من نماذج العملية، وهما النظرية والتجريبية، نظرًا لأن النماذج النظرية قد لا

تكون عملية للعمليات المتنوعة، فقد تم تطوير النموذج التجريبي في تحديد النظام، حيث تم استخدام أحد نماذج الصندوق الاسود black box model وفيها نوعان نماذج خطأ المعادلة ونماذج خطأ الإخراج حيث تم استخدام انموذج خطأ الإخراج (OE) وهو أحد نماذج خطأ الإخراج. وهناك خطوات لبناء هذا الانموذج تتكون من تحديد رتبة الانموذج وباستخدام دالة الخسارة (Loss Function) ومعيار (FPE) وبعد تحديد أفضل رتبة للانموذج، يتم تقدير معاملات انموذج (OE) باستخدام طريقة المربعات الصغرى الخطية التكرارية (RLS).

وفي هذا البحث سيتم استخدام اختبار الاستقلالية لمعرفة معنوية الارتباط بين سلسلة حد الخطأ $e(t)$ وسلسلة المدخلات السابقة $u(t)$ تحت فرضية العدم والفرضية البديلة وكذلك اختبار البياض من اجل معرفة معنوية الارتباط الذاتي بين سلسلة حد الخطأ $e(t)$ تحت فرضية العدم والفرضية البديلة (Aghilone, et al., 2013: 4).

١. **مشكلة البحث:** ان من اهم خطوات بناء أنموذج Output Error (OE) Model تشخيص رتبته وتقدير معلماته ولوجود صعوبة في تقدير معاملات انموذج (OE) بالطرق الاعتيادية لذا سنقوم بدراسة انموذج خطأ الإخراج وهو أحد نماذج خطأ الإخراج وتقدير معلماته بطريقة المربعات الصغرى الخطية التكرارية (RLS).

٢. **هدف البحث:** تقدير معاملات انموذج Output Error (OE) Model واستخدامها في التنبؤ باستهلاك الطاقة الكهربائية في محافظة بغداد لشهر (أب) والحصول على مؤشرات تساعد متخذ القرار على تبني خطط مستقبلية مناسبة لقطاع الطاقة الكهربائية.

٣. **الدراسات السابقة:** في ميدان السلاسل الزمنية وتطبيقاتها ولمختلف المجالات اهتم العديد من الباحثين بدراسة انموذج Output Error (OE) Model لذا نستعرض بعض من هذه الدراسات السابقة.

إذ قام (Wahlberg, et al., 2011) بدراسة النتائج الأخيرة حول تصميم إشارة إدخال التباين الأدنى لتحديد نماذج استجابة النبضة المحدودة (FIR) لحالة تعريف نظام خطأ الإخراج (OE)، الفكرة هي استخدام "معلمت الإدخال المفيدة" لنماذج المعدات الأصلية التي اقترحها Stoica و Söderstrom (١٩٨٢)، ميزة هذه المعلمت هي أن بنية مصفوفة التباين Toeplitz مفيدة في تحليل FIR أيضاً لتمثيل إدخال نموذج OE هذا بعد التحويل، ومع ذلك هناك مشكلة تتمثل في أن دالة تكلفة التباين الأدنى المقابلة لحالة OE ستكون أكثر تعقيداً من نماذج FIR، وأن أبعاد مشكلة التحسين ستكون أعلى بدرجة واحدة من حالة FIR المقابلة، يتم تطبيق إطار عمل المعدات الأصلية المقترح على تصميم إشارة إدخال التباين الأدنى في تقدير استجابة تردد تعريف النظام والتحكم التنبئي النموذجي.

وقام (Dong, et al., 2016) باقتراح طريقة لتحديد أنموذج خطأ الإخراج (OE) المنفصل للعمليات الصناعية مع تأخير الوقت في ظل اضطراب التحميل غير المتوقع، فيما يتعلق باستجابة الإخراج لاضطراب التحميل كمعامل متغير بمرور الوقت للتقدير، حيث تم تطوير خوارزمية تحديد المربعات الصغرى لتقدير جميع معلمت النموذج في وقت واحد بما في ذلك التأخير الزمني مع تحميل استجابة للاضطراب، حيث يتم استخدام نموذج إضافي لضمان تقدير متسق لنموذج العملية المعلمت علاوة على ذلك، تم إدخال عوامل النسيان المزدوج لتحسين معدلات التقارب لتقدير معلمت النموذج واستجابة اضطراب التحميل على التوالي.

وقام (Brunot, et al., 2019) بدراسة حول اعتماد الروبوت الصناعي على نموذج التعريف الديناميكي العكسي الذي يأتي من قوانين نيوتن وله ميزة كونه خطياً فيما يتعلق بالمعاملات، حيث يسمح بناء نموذج التعريف الديناميكي العكسي من إشارات القياس باستخدام تقنيات الانحدار الخطي مثل المربعات الصغرى (LS) أو المتغير الآلي (IV) على سبيل المثال ومع ذلك، فإن هذا ينطوي على معالجة مسبقة دقيقة للتعامل مع ضوضاء المستشعر، البديل في تحديد النظام هو النظر في نهج خطأ الإخراج (OE) output error model حيث يتم ضبط معاملات النموذج بشكل متكرر من أجل مطابقة إخراج النموذج المحاكي ومخرجات النظام المقاس، تقترح هذه الورقة مقارنة شاملة لثلاثة أساليب مختلفة لخطأ الإخراج في سياق تحديد الروبوت، تتمثل إحدى النتائج الرئيسية لهذا العمل في إظهار أن اختيار عزم الدوران للإدخال كإشارة تعريف مستهدفة بدلاً من موضع الإخراج قد يؤدي إلى زيادة القوة مقابل أخطاء النمذجة والضوضاء وفي الوقت الحسابي.

٤. منهجية البحث:



المصدر: (Rangasamg, 2014: 11).

٥. الجانب النظري:

٥-١. نموذج خطأ الإخراج (OE) **the output error model**: أنموذج OE وهو أحد نماذج أخطاء الإخراج وابتسطها ضمن نماذج الصندوق الأسود، إذ ان نماذج أخطاء المعادلة، يُفترض أن تكون الضوضاء داخل العملية ولكن في هذه الحالة، فإن الضوضاء تؤثر على ازعاج العملية في الإخراج، إذ ان انموذج خطأ الإخراج (OE) يمتاز بأنه أكثر واقعية وبالتالي فإن أدائه يكون أفضل في تقدير معالم الانموذج، ويتم استخدام طريقة المربعات الصغرى الخطية التكرارية في تقدير معالم الانموذج (OE) ويعطى بالصيغة التالية:

$$y(t) = -f_1 y(t-1) - f_2 y(t-2) - \dots - f_{nf} y(t-n_f) + b_1 u(t-1-n_k) + b_2 u(t-2-n_k) + \dots + b_{nb} u(t-n_b-n_k) + e(t) \dots (1)$$

حيث ان:

(nf, nb) = تمثل رتب الانموذج

nk = تمثل زمن التأخير

حيث ان متعدّدات الحدود تعطى بالصيغة الآتية:

$$B(q) = b_1 q^{-1} + b_2 q^{-2} + \dots + b_{nb} q^{-nb} \dots (2)$$

$$F(q) = 1 + f_1 q^{-1} + f_2 q^{-2} + \dots + f_{nf} q^{-nf} \dots (3)$$

و (q) تمثل (backshift operator) الازاحة الى الخلف.

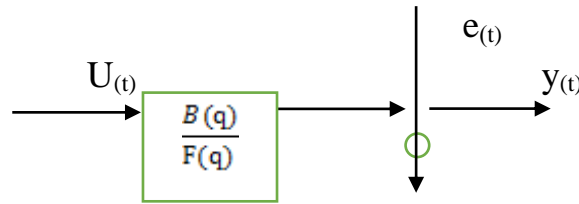
ويمكن اعادة كتابة المعادلة رقم (١) وفق الصيغة التالية: (Ljung, 1999: 85)،

(Rangasamg, 2014: 20)، (Sridhar, 2012 : 26)، (Nelles, 2001: 499)

$$y(t) = \frac{B(q)}{F(q)} u(t-nk) + e(t) \dots (4)$$

حيث ان معالم الانموذج:

$$\theta = [b_1 \quad b_2 \quad \dots \quad b_{nb} \quad f_1 \quad f_2 \quad \dots \quad f_{nf}]^T$$



الشكل (١): هيكلية انموذج OE

المصدر: (Sridhar, 2012: 27).

حيث ان أفضل تنبؤ باستخدام انموذج (OE) output error model يعطى بالصيغة

التالية: (Rangasamg, 2014: 20)

$$\hat{y}(t/t-1) = \hat{y} = \frac{B(q)}{F(q)} u(t) \dots (5)$$

وان خطأ التنبؤ للانموذج (OE) output error model يعطى بالصيغة التالية:

(Rangasamg, 2014: 20)

$$e(t) = y(t) - \frac{B(q)}{F(q)} u(t-nk) \dots (6)$$

٢-٥. اختيار أفضل رتبة نموذج (Choose the best model rank):

٣-٥. دالة الخسارة (Loss Function): وهي من المعايير المستخدمة في تشخيص رتبة الانموذج ويطلق عليها أيضاً بدالة الكلفة (Cost function)، وتتناقص قيمة دالة الكلفة بزيادة رتبة الانموذج وتطلق على الـ (G_n) بمجموع مربعات الخطأ مقسومة على حجم العينة (n) إذ يتم اختيار أفضل رتبة للنموذج التي تقابل أقل قيمة للمعيار وتعطى بالصيغة الآتية: (Nelles, 2001: 28)

$$G_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e^2(i) \quad \dots (7)$$

$$e(t) = y(t) - \hat{y}(t) \quad \dots (8)$$

G_n : تدل على دالة الخسارة.

n : تدل على المشاهدات.

٤-٥. خطأ التنبؤ النهائي اكاكي **Akaike's Final Prediction Error**: يستخدم خطأ التنبؤ النهائي الاكاكي في تحديد رتبة الانموذج ويرمز له بالرمز (FPE) وقد عرف من قبل العالم (Davisson) عام ١٩٦٥ والعالم اكاكي (Akaike) عام ١٩٦٩، إذا ان أقل قيمة من هذا المعيار يعطي افضل رتبة للانموذج ويعطى بالصيغة التالية: (Mantalos, et al., 2008: 5)، (Soderstrom, et al., 2001: 443)

$$FPE = \frac{[1 + \frac{D}{n}]}{[1 - \frac{D}{n}]} * G_n \quad \dots (9)$$

$$FPE = \frac{[1 + \frac{D}{n}]}{[1 - \frac{D}{n}]} * \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e^2(i) \quad \dots (10)$$

FPE: تعبر عن خطأ التنبؤ النهائي اكاكي.

G_n : تدل على دالة الخسارة.

D : تعبر عن عدد المعلمات.

n : تدل على المشاهدات.

٥-٥. طريقة المربعات الصغرى الخطية التكرارية (repeated linear least squares method):

تستخدم طريقة المربعات الصغرى الخطية التكرارية لتقدير معلمات انموذج Output Error (OE) Model ، فعلى فرض ان النموذج يمكن كتابته وفق الصيغة (١) التالية:

$$y(t) = -f_1 y(t-1) - f_2 y(t-2) - \dots - f_{nf} y(t-n_f)$$

$$+ b_1 u(t-1-n_k) + b_2 u(t-2-n_k) + \dots + b_{nb} u(t-n_b-n_k) + e(t)$$

حيث ان معلمات انموذج:

$$\theta = [b_1 \quad b_2 \quad \dots \quad b_{nb} \quad f_1 \quad f_2 \quad \dots \quad f_{nf}]^T$$

$$= [-y(t-1) - \dots - y(t-n_f) \quad u(t-1) + \dots + u(t-n_b)] \psi^T(t)$$

- يتم تقدير معلمات انموذج ARX $y(t) = B(q) u(t-n_k) + e(t)$ وبالاغتماد على بيانات كلاً من $[y(t), u(t)]$ وباستخدام الصيغة التالية:

$$\hat{\theta}_{ARX} = [\sum_{t=1}^n \psi(t) \psi^T(t)]^{-1} [\sum_{t=1}^n \psi(t) y(t)] \quad \dots (11)$$

حيث ان المعلمات الان في $[\hat{\theta}]$ يرمز لها f_i و b_i بدلاً من المعلمات a_i و b_i .

- يتم ترشيح المدخلات $u(t)$ والمخرجات $y(t)$ من خلال المرشح المقدر $\hat{F}(q)$.

$$u^F(t) = \frac{1}{\hat{F}} u(t) \quad \dots (12)$$

$$y^F(t) = \frac{1}{\hat{F}} y(t) \quad \dots (13)$$

- يتم تقدير معلمات انموذج (OE) output error model [b_i و f_i] من خلال تقدير انموذج ARX مع ترشيح المدخلات $u(t)$ والمخرجات $y(t)$.

حيث يمكن تكرار الخطوات (٢-٣) من هذه الخوارزمية حتى يتم الوصول إلى التقارب.

(Sridhar, 2012 :26) ، (Rangasamg, 2014: 21)

٥-٦. اختبار المصادقية (Validation Test): يتم استخدام اختبار المصادقية للتأكد من صحة الانموذج وكما يلي: (Aghilone, et al., 2013: 4)

٥-٦-١. اختبار البياض (Whiteness Test): يتم اختبار فرضية العدم والفرضية البديلة على النحو الآتي:

$$H_0 : Q_e = 0 \quad \text{فرضية العدم} \quad \dots (14)$$

$$H_1 : Q_e \neq 0 \quad \text{الفرضية البديلة}$$

$Q_e =$ يمثل الارتباط الذاتي لحد الخطأ عند الارتداد الزمني (F).

$$\hat{Q}_e(F) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e(t)e(t-F) \quad \dots (15)$$

حيث ان الخطأ $e(t)$ هو سلسلة الضوضاء البيضاء ، ($M = 0$, $\sigma^2 = \delta$) ويمكن الحصول على التالي:

$$= \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{t=1}^n \begin{bmatrix} e(t) \\ \vdots \\ e(t-m) \end{bmatrix} ; \quad e(t) \sim N(0, \delta^2 I) \quad \hat{Q}_e(F)$$

حيث ان A هو صف من المتجه $\sqrt{n} \hat{Q}_e(A)$ وفي ظل افتراض ان $e(t)$ الضوضاء البيضاء فان:

$$\frac{n}{\delta^2} \sum_{F=1}^m (\hat{Q}_e(F)) \quad \dots (16)$$

إذ ان اختبار البياض يكون بالصيغة التقديرية ϑ التالية:

$$\vartheta = \frac{n}{(\hat{Q}_e(0))^2} \sum_{F=1}^m (\hat{Q}_e(F))^2 \quad \dots (17)$$

فاذا كان:

$$\vartheta \leq \chi^2(m) \quad \dots (18)$$

قبول فرضية العدم فان الارتباط الذاتي بين عناصر سلسلة الخطأ غير معنوية.

$$> \chi^2 \vartheta (m) \quad \dots (19)$$

قبول الفرضية البديلة وهذا يعني معنوية الارتباط الذاتي بين عناصر سلسلة الخطأ [1] [4].

٥-٦-٢. اختبار الاستقلالية بين حد الخطأ والمدخل: اذ يتم اختبار فرضية العدم والفرضية البديلة بالشكل التالي:

$$H_0 : Q_{eu} = 0 \quad \text{فرضية العدم} \quad \dots (20)$$

$$H_1 : Q_{eu} \neq 0$$

الفرضية البديلة

$Q_{eu} =$ يمثل الارتباط بين حد الخطأ والمدخل عند الارتداد الزمني (F) كما يلي:

$$\hat{Q}_{eu}(F) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e(t)u(t-F) \quad \dots (21)$$

وفي حال قبول الفرضية البديلة في اختبار البياض وبذلك يعني عدم وجود ارتباط بين عناصر سلسلة الخطأ.

$$\sqrt{n} \hat{Q}_{eu}(F) \sim N(0,P)$$

حيث ان:

$$P = \sum_{k=-\infty}^{\infty} Q_e(K) Q_u(K)$$

حيث ان:

$$Q_e(k) = E e(t) e(t-K)$$

$$Q_u(k) = \bar{E} e(t) e(t-K)$$

حيث ان T_α عند المستوى (α) يشير الى $N(0,1)$ بالتالي نتمكن من التحقق من:

$$|Q_{eu}(F)| \leq \sqrt{\frac{p}{n}} T_\alpha \quad \dots (22)$$

قبول فرضية العدم فان الارتباط بين الخطأ والمدخل غير معنوي وفي حالة:

$$|\hat{Q}_{eu}(F)| > \sqrt{\frac{p}{n}} T_\alpha \quad \dots (23)$$

قبول الفرضية البديلة وهذا يعني معنوية الارتباط بين الخطأ والمدخل [2] [5].

٦. الجانب العملي:

٦-١. المقدمة: سيتم في هذا الجانب تطبيق خطوات بناء انموذج output error (OE) model ومعرفة التفاوت الحاصل في معدل الاستهلاك اليومي للطاقة الكهربائية في محافظة بغداد للأشهر (ايار وحزيران وتموز) لسنة ٢٠١٩ وعلاقتها بمعدل درجات الحرارة العظمى حيث ان المتغير الاول يمثل معدل الاستهلاك اليومي للطاقة الكهربائية في محافظة بغداد يرمز له بالرمز (y_t) كسلسلة مخرجات والمتغير الثاني يمثل معدل درجات الحرارة العظمى اليومية لمحافظة بغداد (u_t) كسلسلة مدخلات، وتم الحصول على البيانات من وزارة الكهرباء العراقية/دائرة التشغيل والتحكم، والتنبؤ بمعدل استهلاك الطاقة الكهربائية لشهر (أب) ومدى مطابقتها للقيم الاصلية وفقاً للبيانات المدروسة وأن عدد العينات المسحوبة من الأشهر المذكورة اعلاه (٩٤) يوم.

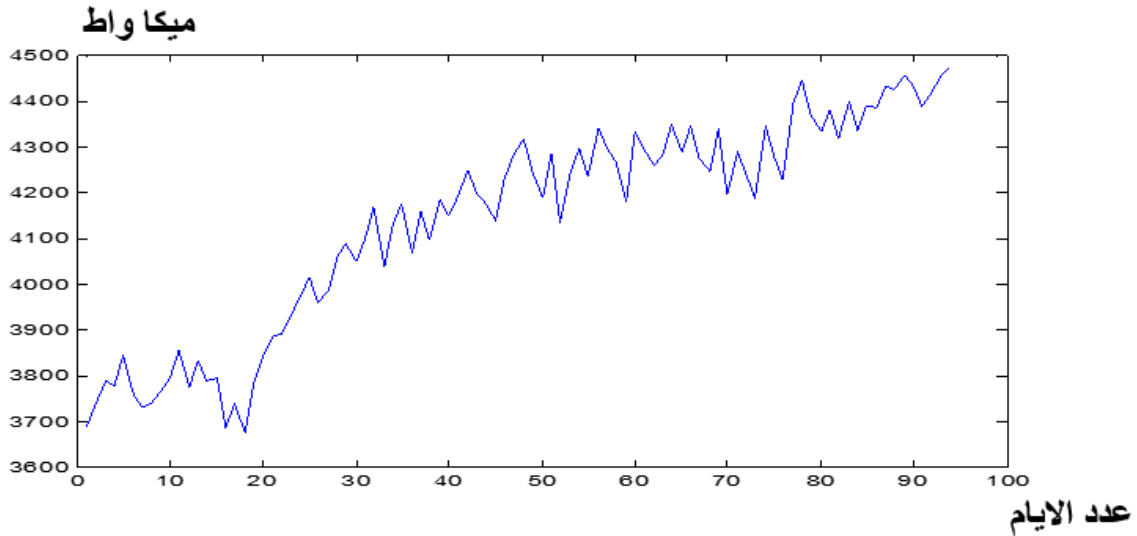
٦-٢. المتغيرات:

٦-٢-١. استهلاك الطاقة الكهربائية: تعد الطاقة الكهربائية من اهم مصادر الطاقة الرئيسية للبشرية التي تسهم بصورة كبيرة في جميع القطاعات، حيث لا يمكن الاستغناء عنها لما لها من اهمية كبيرة في المجتمع والتي تدفع بعملية التنمية الى الامام، اذ ان الطلب على الطاقة الكهربائية يتزايد مع الارتفاع والانخفاض بدرجات الحرارة، وتعد كثرة انقطاع التيار الكهربائي يؤثر بصورة سلبية على الحياة الاجتماعية لذلك أصبح من الضروري دراسة العوامل المؤثرة على الطاقة الكهربائية (12: 2013, www.uobabylon).

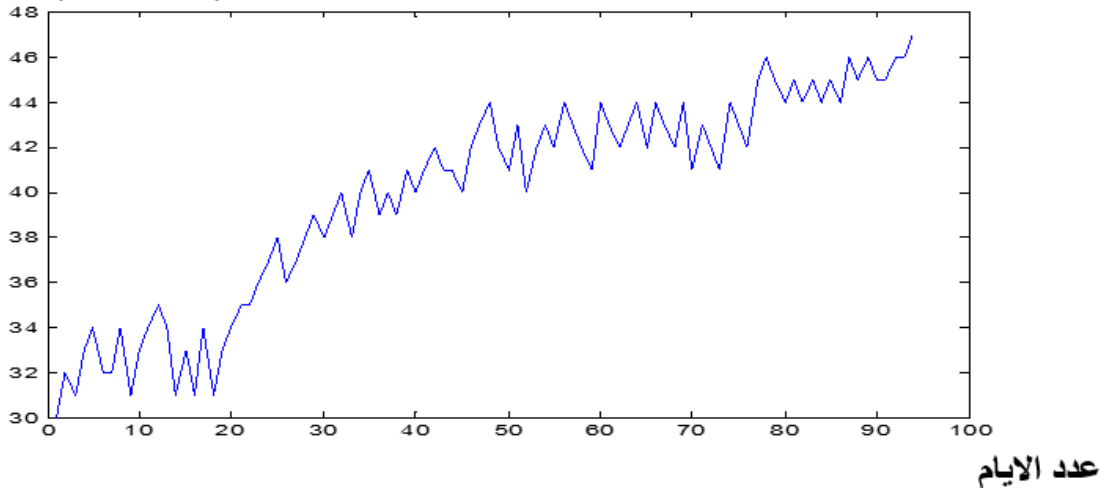
٦-٢-٢. درجات الحرارة: تتصف درجات الحرارة في العراق بتباينها بين الشتاء والصيف، وسعة هذا التباين جعل مناخ العراق يتسم بالصفة القارية، يتميز فصل الشتاء بانخفاض درجات الحرارة

واعتمادها وارتفاعها في فصل الصيف، حيث ان الميزان الذي يقاس به درجات الحرارة يدعى باسم ميزان سلزايوس، فلذلك عندما نقول ان درجة الحرارة اليوم هي ٢٠ مثلاً، فإننا نضيف الى جانب الرقم كلمة سلزايوس، وتأتي درجات الحرارة المرتفعة صيفاً وسيادة المناخات القارية عليه في حين انه يميل الى الاعتدال في فصل الشتاء ووصول مؤثرات بحرية مصاحبة للانخفاضات الجوية القادمة من البحر المتوسط ولا تنخفض درجات الحرارة الى ما دون الصفر المئوي الا عندما يقع العراق تحت وطأة الكتل الهوائية القارية القطبية الباردة غير المستقرة القادمة من وسط أوروبا واسيا (www.uobabylon,2013:12).

٦-٣. بناء انموذج OE Model building: تمثل الرسوم البيانية للسلسلتين (y_t) و (u_t) عن طريق الشكلين (٢) و (٣) وكالاتي:



الشكل (٢): سلسلة معدل الاستهلاك اليومي للطاقة الكهربائية في محافظة بغداد (y_t)
درجة الحرارة (درجة مئوية)



الشكل (٣): سلسلة معدل درجات الحرارة العظمى اليومية في محافظة بغداد (u_t)

٦-٤. تحديد رتبة الانموذج: وذلك باستعمال معيار خطأ التنبؤ النهائي اكاكي (FPE) التي تم التطرق اليه في الجانب النظري ومن خلال كتابة برنامج بلغة (MATLAB R2013b) من قبل الباحث والتي اعطت النتائج التالية:

الجدول (١): رتبة انموذج (output error model)

(order)	
n_b	4
n_f	1
n_k	1

الجدول (٢): قيمة معيار تشخيص انموذج (output error model)

ت	المعايير	القيمة
1	FPE	3.8270

٥-٦. تقدير معاملات انموذج (OE): تم تقدير معاملات انموذج OE باستعمال طريقة المربعات الصغرى الخطية التكرارية، والجدول (٣) يوضح نتائج تقدير المعلمات.

الجدول (٣): نتائج القيم التقديرية لمعاملات انموذج (output error model) وحسب طريقة المربعات الصغرى الخطية التكرارية

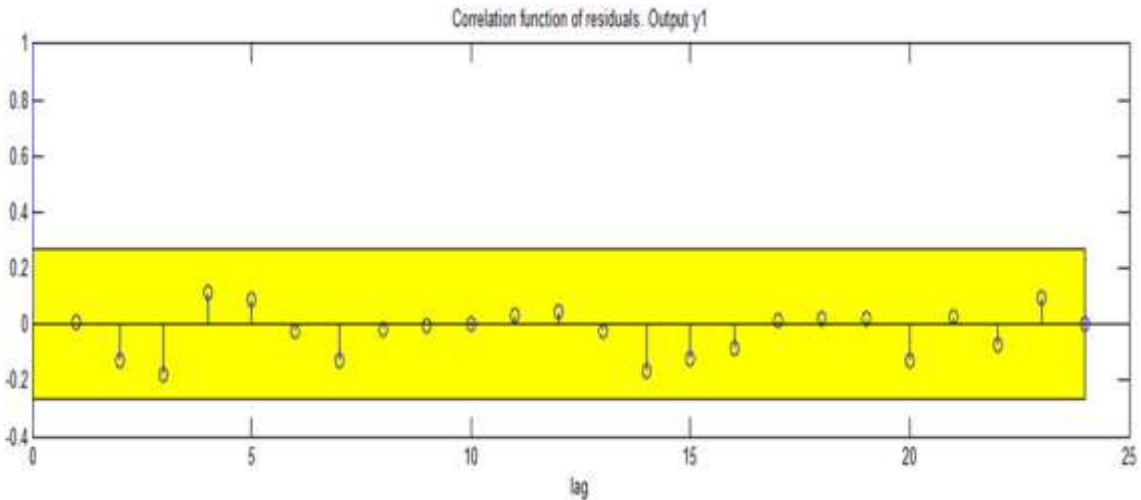
القيم التقديرية						
f_1	طريقة التقدير	b_1	b_2	b_3	b_4	f_1
0.00164	RLS	0.1780	0.002824	0.2648	0.1157	0.00164

٦-٦. اختبار المصادقية: تم في هذا الجزء حساب معنوية الارتباطات وذلك باستعمال الصيغتين $\widehat{Q}_e(F)$ و $\widehat{Q}_{eu}(F)$ الموضحتين في الجانب النظري من هذا البحث وبواسطة بعض الدوال والصيغ البرمجية في برنامج (MATLAB R2013b)، ويتم المقارنة عن طريق الرسم التخطيطي بين بيانات البحث.

- اختبار معنوية الارتباط بين قيم البواقي $e(t)$.

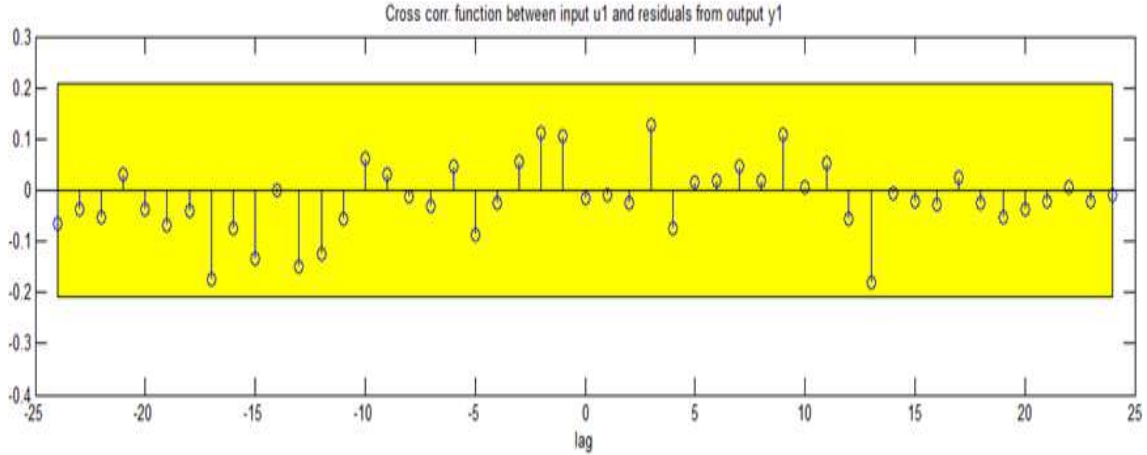
- اختبار معنوية الارتباط بين قيم البواقي $e(t)$ والمدخل $u(t)$.

❖ اختبار البياض:



الشكل (٤): الارتباط الذاتي للخطأ $e(t)$ لأنموذج (output error model)

❖ اختبار الاستقلالية:

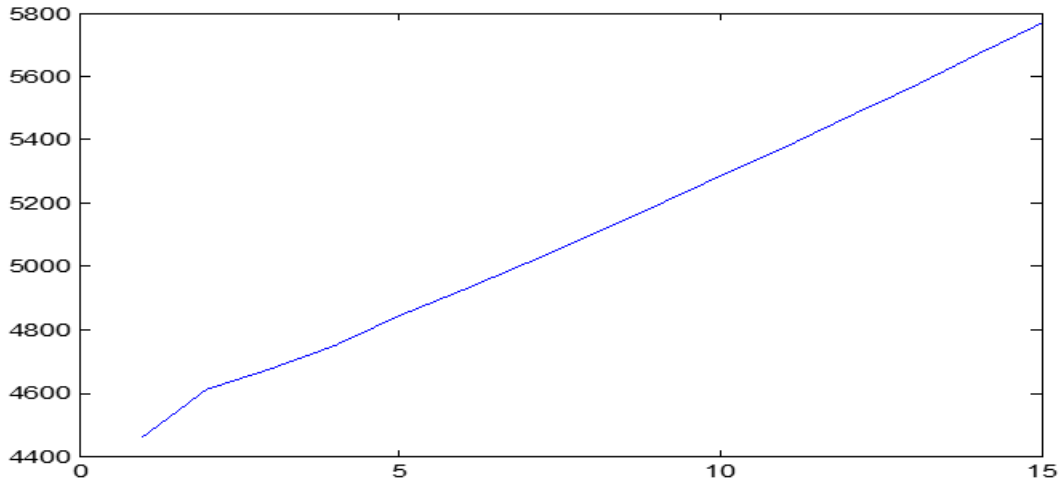


الشكل (٥): الارتباط المتقاطع بين الخطأ $e(t)$ والمدخل $u(t)$ لأنموذج (output error model)

اذ يبدو بشكل واضح من الاشكال اعلاه انه لا يوجد ارتباط معنوي بين قيم الاخطاء مع بعضها البعض من جهة، وحد الخطأ والمدخل من جهة أخرى، مما يؤكد صحة افتراض بياض الخطأ (white noise).

٦-٧. التنبؤ: وبعد الانتهاء من عملية بناء الانموذج والتي تشمل التقدير وتشخيص رتب الانموذج والتحقق من جودة الانموذج الان، يمكن استعمال الانموذج لغرض التنبؤ بـ (١٥) خمسة عشر قيمة مستقبلية للمتغير $y(t)$ وحسب المعادلة رقم (٥) التي تم ذكرها في الجانب النظري وباستخدام طريقة المربعات الصغرى الخطية التكرارية (RLS) وكما موضح في الجداول أدناه.
الجدول (٤): القيم التنبؤية للمتغير $y(t)$ والذي يمثل المعدل اليومي لاستهلاك الطاقة الكهربائية في محافظة بغداد باستخدام طريقة المربعات الصغرى الخطية التكرارية

ت	t	\hat{y}
1	95	4458
2	96	4608
3	97	4677
4	98	4749
5	99	4842
6	100	4926
7	101	5012
8	102	5102
9	103	5192
10	104	5284
11	105	5378
12	106	5473
13	107	5570
14	108	5669
15	109	5769



الشكل (٦): التنبؤات للمتغير $y(t)$ باستخدام طريقة المربعات الصغرى الخطية التكرارية حيث نلاحظ من الشكل (٦) ارتفاع معدل الاستهلاك اليومي للطاقة الكهربائية في محافظة بغداد عند التنبؤ ب (15) يوم لاحقه، حيث ان اعلى معدل استهلاك الطاقة الكهربائية حسب الجدول (٤) تصل الى (5769) ميكا واط، وبهذا يكون مقارب للبيانات الاصلية لشهر (آب) ٢٠١٩.

٧. الاستنتاجات والتوصيات:

٧-١. الاستنتاجات:

- تفوقت طريقة المربعات الصغرى الخطية التكرارية في تقدير معاملات نموذج (OE) والتنبؤ ب (١٥) خمسة عشر قيمة قادمة.
- نلاحظ ان القيم التنبؤية جاءت مقاربة للبيانات الاصلية الخاصة بمعدل الاستهلاك اليومي للطاقة الكهربائية.
- نلاحظ من القيم التنبؤية بارتفاع الطلب على الطاقة الكهربائية في شهر (آب) مع ارتفاع درجات الحرارة وازدياد المعدل اليومي لاستهلاك الطاقة الكهربائية حيث ان اعلى قيمة للاستهلاك بلغت (5769) ميكا واط.

٧-٢. التوصيات:

- استخدام نماذج اخرى والتنبؤ بالقيم ومقارنتها بالقيم الاصلية للوصول الى أفضل قيم مستقبلية.
- استخدام طرق تقديرية اخرى لتقدير معاملات نموذج (OE) model .output error.
- استخدام طرق تشخيص اخرى لتحديد رتبة نموذج (OE) model .output error.
- استخدام حجم عينة أكبر تشمل عدة سنوات واختبارها ومعرفة التغيرات التي تحصل على القيم التنبؤية.

المصادر

أولاً. المصادر العربية:

١. وزارة الكهرباء العراقية، دائرة التشغيل والتحكم لعام ٢٠١٩.

ثانياً. المصادر الاجنبية:

1. Aghilone Graziella & Cavacece Massimo, (2013), Identification of Behavior of Anti-Vibration Gloves by ARMAX Model, Progress in Vibration and Acoustics, September 2013, Volume 1, Issue 1, PP. [1-10].

2. Brunot Mathieu & Janot Alexandre & Carrillo Francisco & Cheong, Joono & Noël, Jean-Philip, (2019), Output Error Methods for Robot Identification, Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 142 (3), ISSN 0022-0434.
3. Dong Shijian & Liu Tao & Chen Fengwei, (2016), Output Error Model Identification Against Unexpected Load Disturbance, Institute of Advanced Control Technology, Dalian University of Technology, Dalian, 116024, P. R. China.
4. Ljung Lennart, (1999), System Identification: Theory for the User 2 edition, Linkoping University sweden, Prentice Hall International.
5. Mantalos P. & Mattheou K, & Karagrigoriou A., (2008), Using the Divergence Information Criterion for the Determination of the Order of an Autoregressive Process, Panagiotis.Mantalos@stat.lu.se, University of Lund Sweden and University of Cyprus Cyprus.
6. Nelles Oliver, (2001), Nonlinear System Identification, springer-verlag 1st edition.
7. Rangasamg Kirutigaa, (2014), System Identification for SISO Systems, university Teknologi Petronas.
8. Soderstrom Torsten & Stoica Peter, (2001), System Identification, Prentice Hall International.
9. Sridhar Rahulram, (2012), Electromechanical actuator bearing fault detection using empirically extracted features, Rochester institute of technology RIT scholar works.
10. Wahlberg Bo & Annergren Mariette & R. Rojas Cristian, (2011), on Optimal Input Signal Design for Identification of Output Error Models, KTH Royal Institute of Technology, SE-100 44 Stockholm, Sweden.

ثالثاً. المصادر الإلكترونية:

1. www.uobabylon.edu.iq/eprints/pubdoc_1_2138_1418.docx