

تعديل تابع الانتماء في طريقة المربعات الصغرى الضبابية FLS ودمجها مع نظام الاستدلال الضبابي SUGENO لمعالجة حالات عدم التأكد

هادية طهماز* د. مصطفى مظهر رنة** د. عبد القادر جوخدار***

(الإيداع: 25 شباط 2019، القبول: 30 آيار 2019)

الملخص

كثيراً ما تتعرض البيانات إلى مشاكل أثناء جمعها وتبويبها كوجود قيم مفقودة أو شاذة أو وجود ارتيابية وعدم يقين، مما يؤثر على سلامة النتائج هذا يدفعنا إلى الاهتمام بالمشاكل التي تصيب البيانات لاتخاذ القرارات الصحيحة. جاء هذا البحث للاهتمام بمعالجة حالات عدم التأكد Uncertainty التي تظهر في البيانات لذا تم اقتراح طريقة جديدة لهذا الغرض، تتلخص الطريقة المقترحة بدمج نظام الاستدلال Sugeno مع طريقة المربعات الصغرى الضبابية FLS للحصول على معالم تساعدنا على تصحيح القيم الارتياحية بأقل خطأ ممكن، وتم فيها اقتراح تعديل تابع الانتماء للعمل على تضبيب بيانات المتغير التابع كخطوة جديدة في طريقة FLS الضبابية مفادها تصغير قيم الانتشار في تابع الهدف للحصول على مقدرات المعالم التي من خلالها نعتمد على تقريب القيم الارتياحية إلى قيمها الحقيقية. تم في هذا البحث تطبيق الفكرة المقترحة على إشارة جيبية مولدة باستخدام برنامج MATLAB[®] وافترضنا وجود ارتياحية في قيمها، وتبين عند تطبيق الطريقة المقترحة أن دقة التصحيح قد وصلت إلى 99% باستخدام مقاييس كفاءة التنبؤ وهي متوسط مربعات الأخطاء MSE ومتوسط نسبة الخطأ المطلق MAPE مقارنة مع طريقة المربعات الصغرى التقليدية التي يستخدمها نظام الاستدلال Sugeno.

الكلمات المفتاحية: حالات عدم التأكد، المنطق الضبابي، تابع الانتماء، نظام الاستدلال الضبابي Sugeno، طريقة المربعات الصغرى الضبابية FLS.

* طالبة دراسات عليا (دكتوراه)، قسم الإحصاء الرياضي، كلية العلوم، جامعة حلب.

** قسم الاحصاء الرياضي، كلية العلوم، جامعة حلب.

*** قسم هندسة الميكاترونكس، كلية الهندسة الكهربائية والإلكترونية، جامعة حلب

Modification of Membership Function in Fuzzy Least Square (FLS) Method and Its Merge with Sugeno Fuzzy Inference System for Data Uncertainty Process

Hadia Tohmaz *, Mostafa Ranneh**, Abdulkader Joukhadar

(Received:25 February 2019, Accepted:30 May 2019)

ABSTRACT:

Data is often encounters problems during collection and tabulation as existence of missing, outlier, or uncertainty values. This would affect the validation of the results.

This paper provides uncertainty study and its process using proposed method. This method for uncertainty values corrections is proposed using both Sugeno fuzzy inference system and (FLS) fuzzy least square. As soon as modify of membership function in fuzzy least square, with fuzziness of dependent variable data, that work to minimize spread values in the target function to obtain the coefficients which approximate the uncertainty values to their original values.

In this paper, the proposed idea is applied to a sinusoidal signal using MATLAB® toolbox with additive uncertainty. The application of the proposed method shows that the accuracy of the correction is 99% using two statistical criteria; the mean square error (MSE) and mean absolute percentage error (MAPE) compared to the traditional least square method used by the Sugeno inference system.

Key words: uncertainty, Fuzzy Logic, membership function, Sugeno fuzzy inference system, (FLS) fuzzy least square.

*PhD student Dept. Mathematical Statistic, Faculty of Science, University of Aleppo, Aleppo, Syria.

** PhD, Associate Professor Dept. Mathematical Statistic, Faculty of Science, University of Aleppo, Aleppo, Syria.

*** PhD, Associate Professor Dept. Mechatronics Engineering, Faculty of Electrical and Electronic Engineering, University of Aleppo, Aleppo, Syria.

1. مقدمة:

من إحدى المشاكل الرئيسية لأي نموذج رياضي هو وجود ارتيابية (أو عدم التأكد) في البيانات، وتعرف هذه البيانات بأنها عبارة عن قيم تحتوي على ضجيج والتي تكون في محل شك بمصداقيتها لانحرافها عن القيم الأصلية، والتي تظهر في العديد من المجالات البيئية والاقتصادية والتجارية والطبية والعديد من المجالات الأخرى، مثل الارتياابية الناتجة عن أجهزة الاستشعار أثناء قراءة درجات الحرارة وسرعة الرياح ونسبة الرطوبة والعديد من الأمثلة الأخرى [1].

من المعروف أن اتخاذ القرارات الصحيحة تعتبر من أحد العوامل الرئيسية للنجاح في الحياة والعمل وغيرها، ومن أجل الوصول إلى أعلى دقة في اتخاذ القرارات المناسبة والتنبؤ بأقل خطأ ممكن يجب الاهتمام بمعالجة المشاكل الموجودة في البيانات وبالأخص وجود حالات عدم تأكد التي تؤثر بشكل ملحوظ على المنطق الإحصائي، لذا دفعنا هذا إلى استخدام أساليب متطورة تعالج هذا النوع من المشاكل أهمها النظرية الضبابية، سنركز على دمج مفهومي كل من الاستدلال الضبابي والانحدار الضبابي وإبراز أهميتهما في معالجة مثل هذا النوع من البيانات.

2. مشكلة البحث:

أثناء جمع البيانات تظهر لدى المستخدمين مشكلة عدم التأكد والارتياابية في البيانات المدروسة لظاهرة معينة ناتجة عن أخطاء في القياس أو عدم دقة في أجهزة القياس فهذا بدوره يؤدي إلى ظهور حالة تسمى بالبيئة الضبابية وبالتالي نواجه صعوبة كبيرة في صنع القرار في مثل هذه البيئة بسبب عدم التأكد في البيانات أو تغييرها باستمرار، لذا من المهم استخدام أساليب المنطق الضبابي للتغلب على مثل هذه المشاكل وتصحيح البيانات لتكون أقرب إلى الواقع واتخاذ القرارات المناسبة بشأنها والتنبؤ بالقيم المستقبلية بشكل صحيح ودقيق.

3. أهداف البحث:

يهدف البحث إلى:

- 1- معالجة حالات عدم التأكد (ارتياابية البيانات) باستخدام أساليب الأنظمة الخبيرة الضبابية.
- 2- اقتراح استخدام نظام الاستدلال Sugeno الضبابي لمعالجة حالات عم التأكد.
- 3- اقتراح تقدير معالم مستقيم الانحدار الناتج في النظام Sugeno باستخدام طريقة FLS بدلاً من الطرائق الاعتيادية.
- 4- اقتراح تعديل تابع الانتماء المثلثي الذي يعمل على تضبيب قيم المتغير التابع بدلاً من تابع الانتماء في طريقة FLS، بهدف تقليل مجموع قيم الانتشار والوصول الى قيم معالم مقدرة تساعدنا بعملية التصحيح، وذلك وفقاً للطريقة المقترحة الذكية (*Modified FLS & Sugeno*).

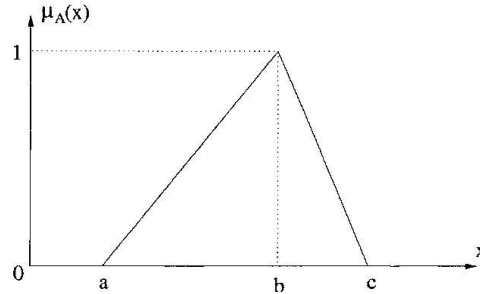
- 5- استخدام مقاييس مؤشر الأداء (مقاييس التنبؤ) لقياس دقة تصحيح القيم المرتابة للطرائق المذكورة.

4. المنطق الضبابي Fuzzy Logic:

نشأ هذا المنطق عام 1965 على يد العالم " Lotfi Zadeh " من جامعة كاليفورنيا حيث طوره ليستخدمه كطريقة أفضل لمعالجة البيانات، جاء هذا المنطق كتطوير للمنطق البولياني Boolean logic الذي لا يعرف سوى الصح والخطأ (True- False)، أي أنه الأسلوب الذي يتم من خلاله تحديد درجة العضوية (أو الانتماء) degrees of membership من خلال تابع الانتماء Membership Function ويأخذ قيماً بين الصفر والواحد [2]. يوجد العديد من أنواع تابع الانتماء منها المثلثي وشبه المنحرف وتابع غاوص وتابع سيغمويد والعديد من التوابع الأخرى [3]، سنقتصر في بحثنا هذا على ذكر تابع الانتماء المثلثي: يتميز هذا التابع بثلاث بارامترات a و b و c ويمكن تمثيله بالصيغة التالية [4]:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a} & ; a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b} & ; b \leq x \leq c \\ 0 & ; otherwise \end{cases} \quad (1)$$

ويمثل تابع الانتماء المثلثي بالشكل (1) التالي:



الشكل (1): تابع الانتماء المثلثي

5. نظام الاستدلال الضبابي Sugeno [5][6]:

قام الباحث الياباني Sugeno في عام 1985 بإنشاء أول تطبيق نظام تحكم ضبابي يعتمد على قواعد لغوية من النوع (IF-THEN) الضبابية أي بشكل يشبه التفكير البشري للتعامل مع الارتياحية في البيانات، يتلخص هذا النظام بالخطوات التالية:

- 1- نقوم بتقسيم فضاء العينة إلى فضاءات جزئية.
- 2- الخطوة الثانية تدعى بالتضبيب fuzziness وذلك بتحديد المجموعة الضبابية لكل فضاء جزئي، أي نحدد كلاً من A_1 إلى المجموعة A_k .
- 3- نعمل على تحديد جميع القواعد المتعلقة بالمسألة المدروسة لكل فضاء جزئي والتي تعتمد على مبدأ (IF-THEN) أي الشرط والنتيجة كما يلي:

$$\begin{aligned} R^1 \text{ if } x_1 \text{ is } A_1^1, \dots, \text{ and } x_k \text{ is } A_k^1 \\ \text{then } y = p_0^1 + p_1^1 \cdot x_1 + \dots + p_k^1 \cdot x_k \\ \vdots \\ R^n \text{ if } x_1 \text{ is } A_1^n, \dots, \text{ and } x_k \text{ is } A_k^n \\ \text{then } y = p_0^n + p_1^n \cdot x_1 + \dots + p_k^n \cdot x_k \end{aligned} \quad (2)$$

- حيث k تمثل عدد البارامترات الناتجة لكل قاعدة و n عدد القواعد وتحدد حسب المسألة المدروسة و m تمثل عدد المخرجات.
- 4- نحسب بارامترات الخرج (معالم مستقيم الانحدار) لكل قاعدة بالاعتماد على خبرة الباحث أو طريقة المربعات الصغرى.
- 5- الخطوة الأخيرة تدعى بإلغاء الضبابية: يتم حساب قيمة الخرج النهائية بإزالة الضبابية عنها باستخدام إحدى طرق إزالة التضبيب، أي قيمة الخرج y من أجل k دخل x_1, \dots, x_k نحصل عليها من العلاقة التالية:

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n (A_1^i(x_1) \wedge \dots \wedge A_n^i(x_n)) \cdot (p_0^i + p_1^i \cdot x_1 + \dots + p_k^i \cdot x_k)}{\sum_{i=1}^n (A_1^i(x_1) \wedge \dots \wedge A_n^i(x_n))} \quad (3)$$

وتدعى هذه الطريقة في إزالة الضبابية بطريقة المتوسط الموزون Weighted Average، ويوجد طريقة أخرى في إزالة الضبابية باستخدام نظام الاستدلال Sugeno تدعى بالمجموع الموزون Weighted sum وتعطى بالعلاقة التالية:

$$y = \sum_{i=1}^n (A_1^i(x_1) \wedge \dots \wedge A_n^i(x_n)) \cdot (p_0^i + p_1^i \cdot x_1 + \dots + p_k^i \cdot x_k) \quad (4)$$

6. المربعات الصغرى الضبابية (Fuzzy Least Square (FLS):

تستخدم طريقة المربعات الصغرى الضبابية FLS في الحصول على تقديرات معالم نموذج الانحدار الضبابي، حيث تعتمد هذه الطريقة على تصغير المسافة بين النتائج التي نحصل عليها والمشاهدات الحقيقية للحصول على أفضل مطابقة للنموذج وهذا بدوره يوصلنا إلى أفضل تصحيح للقيم الارتبابية [7].

ففي عام 1988 اقترح الباحث Diamond طريقة المربعات الصغرى الضبابية FLS واعتمد على تقدير معالم النموذج الانحدار $y = A + Bx$ بحساب المسافات التربيعية بين قيم الدخل والخرج كما في العلاقة التالية [7]:

$$d(X, Y)^2 = [x - y - (c_{rx} - c_{ry})]^2 + [x - y - (c_{lx} - c_{ly})]^2 + (x - y)^2 \quad (5)$$

علماً أن c_{rx} الانتشار اليميني بالنسبة للمتغير x و c_{ry} الانتشار اليميني بالنسبة للمتغير y و c_{lx} الانتشار اليساري بالنسبة للمتغير x و c_{ly} الانتشار اليساري بالنسبة للمتغير y .

ففي عام 2003 تم تطوير طريقة المربعات الصغرى الضبابية على يد كل من الباحثين Liu و Yang وذلك بتصغير المسافة بين المدخلات والمخرجات لتقليل الخطأ الناتج عن التقدير وللغلب على مشكلة القيم الشاذة والوصول إلى أمثلية التقدير بالشكل التالي [8]:

$$\begin{aligned} \text{Min } r(a, b_1, b_2, \dots, b_p) \\ = \sum d(a + b_1 X_{1i} + \dots + b_p X_{pi}, Y_i)^2 \end{aligned} \quad (7)$$

حيث إن $\beta = (a, b_1, b_2, \dots, b_p)$ تمثل معالم النموذج وهي عبارة عن أعداد حقيقية غير ضبابية، $X = (x, c_{rx}, c_{lx})$ متجه المتغيرات المستقلة، تكون قيمها أعداداً ضبابية ذات انتشار معين بحد أيمن هو c_{rx} وحد أيسر هو c_{lx} وقيمة مركزية هي x ، والمتغير التابع $Y = (y, c_{ry}, c_{ly})$ علماً أن y تمثل قيمة المركز و c_{ry} قيمة الانتشار من اليمين أو تدعى بقيمة التضييب fuzziness للمتغير التابع و c_{ly} قيمة الانتشار من اليسار و e_i تعبر عن قيمة الانتشار من اليمين واليسار في حال كان العدد المثلي متماثل، يتم تضييبه وفقاً لتابع الانتماء التالي [9]:

$$\mu_{Y_i^*}(y) = 1 - \frac{|y_i - y|}{e_i} \quad (8)$$

يمكننا أن نكتب المسافة d في العلاقة (7) بالشكل التالي [8]:

$$\begin{aligned} d(a + b_1 X_{1i} + \dots + b_p X_{pi}, Y_i)^2 = \\ = \left[a + b_1 X_{1i} + \dots + b_p X_{pi} - y_i - (b_1 c_{lx_1} + b_2 c_{lx_2} + \dots + b_p c_{lx_p} - c_{ly_i}) \right]^2 \end{aligned}$$

$$+ \left[a + b_1 X_{1i} + \dots + b_p X_{pi} - y_i + \left(b_1 c_{lx_1} + b_2 c_{lx_2} + \dots + b_p c_{lx_p} - c_{ly_i} \right) \right]^2 + \left(a + b_1 X_{1i} + \dots + b_p X_{pi} - y_i \right)^2 \quad (9)$$

والآن بأخذ التفاضل الجزئي للمسافة بالنسبة للمعالم a, b_1, b_2, \dots, b_p ومساواتها بالصفر كما يلي:

$$\frac{\partial d}{\partial a} = 0, \frac{\partial d}{\partial b_1} = 0, \dots, \frac{\partial d}{\partial b_p} = 0 \quad (10)$$

وبحل هذه المعادلات التفاضلية التي عددها $p+1$ نحصل على مقدرات معالم نموذج الانحدار بطريقة المربعات الصغرى، أي نحصل على $\hat{\beta}$ وفقاً للعلاقة التالية (باستخدام المصفوفات) [8]:

$$\hat{\beta} = (\hat{X}X + \hat{A}A + \hat{B}B)^{-1}(\hat{X}Y + \hat{A}C + \hat{B}D) \quad (11)$$

حيث إن:

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{p1} \\ 1 & x_{12} & \vdots & x_{p2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_{1n} & \dots & x_{pn} \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} y_1 - c_{ry_1} \\ y_2 - c_{ry_2} \\ \vdots \\ y_n - c_{ry_n} \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} y_1 + c_{ly_1} \\ y_2 + c_{ly_2} \\ \vdots \\ y_n + c_{ly_n} \end{bmatrix}$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & (x_{11} - c_{rx_{11}}) & \dots & (x_{p1} - c_{rx_{p1}}) \\ 1 & (x_{12} - c_{rx_{12}}) & \vdots & (x_{p2} - c_{rx_{p2}}) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & (x_{1n} - c_{rx_{1n}}) & \dots & (x_{pn} - c_{rx_{pn}}) \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$B = \begin{bmatrix} 1 & (x_{11} + c_{lx_{11}}) & \dots & (x_{p1} + c_{lx_{p1}}) \\ 1 & (x_{12} + c_{lx_{12}}) & \vdots & (x_{p2} + c_{lx_{p2}}) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & (x_{1n} + c_{lx_{1n}}) & \dots & (x_{pn} + c_{lx_{pn}}) \end{bmatrix}$$

7. الطريقة الذكية المقترحة (Modified FLS & Sugeno):

يفرض أن قاعدة البيانات المدروسة عبارة عن قيم (دخل-خرج) n عينة. وبفرض أن هذه القيم تحتوي على ارتيابية بالمتغير التابع y ونريد معالجة هذه الارتفاعية بأقل خطأ ممكن وذلك باقتراح الخوارزمية الذكية المعدلة Modified FLS & Sugeno التي تعمل على دمج طريقة المربعات الصغرى الضبابية FLS مع نظام الاستدلال الضبابي Sugeno، وفقاً للخطوات التالية:

1- نقوم بتقسيم فضاء الدخل لكل عينة إلى فضاءين جزئيين أو أكثر حسب توزع النقاط في المنطقة المدروسة باستخدام نظام الاستدلال Sugeno.

2- نمثل كل فضاء جزئي بدالة انتماء معينة يتم اختيارها بالاعتماد على التجربة والخطأ ونحدد القواعد المتعلقة بالمسألة المدروسة.

3- إيجاد قيم معالم مستقيم الانحدار باستخدام طريقة المربعات الصغرى التقليدية أي وفقاً للعلاقة:

$$\alpha^* = (X'X)^{-1}X'Y \quad (13)$$

4- نعمل على تضبيب المتغير Y_i بدالة انتماء مثلثية غير متماثلة أو متماثلة حسب طبيعة المسألة المدروسة وذلك بتحديد قيم المركز y_i وقيم الانتشار من اليمين C_{ry_i} ومن اليسار C_{ly_i} .

5- في هذه الخطوة، نعمل على تعديل دالة الانتماء المثلثية في طريقة FLS وذلك بالشكل التالي:

نأخذ القيم المقدررة الناتجة في الخطوة 3 ونشكل سلسلة قيم جديدة الحد الأدنى منها هو $\min(y, \hat{y})$ والحد الأعلى هو $\max(y, \hat{y})$ وبالتالي قيمة المركز y^* تحسب عن طريق المتوسط الحسابي أي $y^* = \frac{\max(y, \hat{y}) + \min(y, \hat{y})}{2}$ للحددين الأعلى والأدنى، والانتشار من اليمين هو عبارة عن الفرق بين قيمة المركز والقيمة الدنيا أي أن $\tilde{c} = y^* - \min(y, \hat{y})$ ، أما الانتشار من اليسار فهو الفرق بين القيمة العظمى وقيمة المركز أي $\tilde{d} = \max(y, \hat{y}) - y^*$ ، فتصبح المصفوفات التي تم تشكيلها في طريقة FLS في العلاقة (12) بالشكل التالي:

$$\tilde{C} = \begin{bmatrix} y_1^* - \min(y_1, \hat{y}_1) \\ y_2^* - \min(y_2, \hat{y}_2) \\ \vdots \\ y_n^* - \min(y_n, \hat{y}_n) \end{bmatrix}, \tilde{D} = \begin{bmatrix} \max(y_1, \hat{y}_1) - y_1^* \\ \max(y_2, \hat{y}_2) - y_2^* \\ \vdots \\ \max(y_n, \hat{y}_n) - y_n^* \end{bmatrix} \quad (14)$$

6- نطبق طريقة FLS السابقة على القيم التي حصلنا عليها في الخطوة السابقة وذلك بتطبيق العلاقة:

$$\hat{\beta} = (X'X + \tilde{A}\tilde{A} + \tilde{B}\tilde{B})^{-1}(X'Y + \tilde{A}\tilde{C} + \tilde{B}\tilde{D}) \quad (15)$$

فنحصل على مقدرات المعالم والتي نعتبرها الخرج الناتج لكل قاعدة في نظام الاستدلال Sugeno.

7- نعمل على إزالة الضبابية بطريقة Sugeno.

8- نوجد MSE و MAPE لكل من طريقة المربعات الصغرى التقليدية وطريقة FLS المعدلة الضبابية والطريقة المقترحة، حيث MSE هي متوسط مربعات الخطأ و MAPE تعبر عن متوسط الخطأ النسبي المطلق، ويتم حسابهم من العلاقات التالية:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2, \quad MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \quad (16)$$

حيث إن:

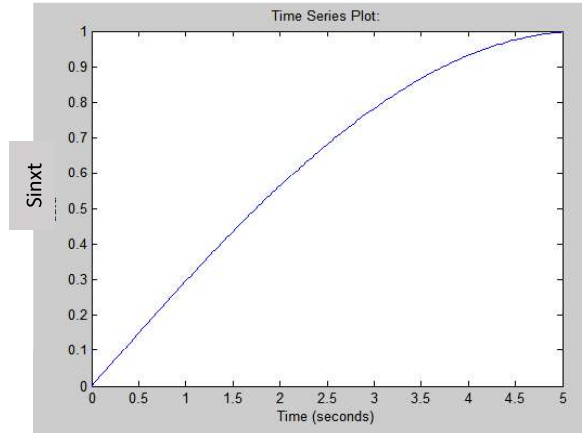
n هو العدد الكلي من المشاهدات لإشارة الجيب المختارة.

y_i هي القيمة المشاهدة و \hat{y}_i هي القيمة المتنبأ بها

وقد تم تطبيق الطريقة المقترحة أيضاً بدون تعديل تابع الانتماء (أي بالاستغناء عن الخطوتين 5 و6) فقد اعتمد على تضبيب المتغير التابع وفقاً للعلاقات (12) في الفقرة السابقة.

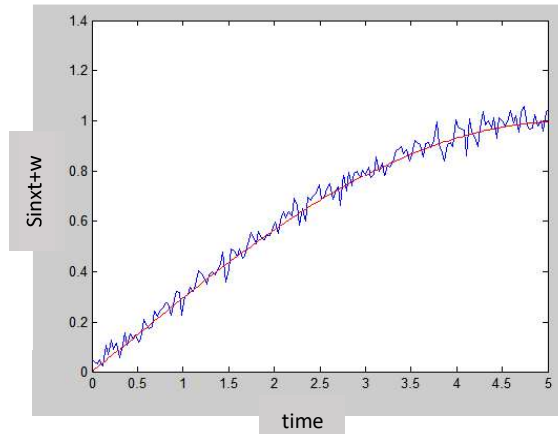
8. التطبيق العملي:

أجريت الدراسة على بيانات مولدة باستخدام برنامج MATLAB® تمثل الإشارة الجيبية وفق عامل الزمن الذي يزداد بمقدار 0.03 وحدة زمنية كما في الشكل:



الشكل (2): يوضح إشارة $\sin xt$

وقد اعتبرنا هذه الإشارة تمثل المتغير التابع واعتبرنا ان قيم هذا الإشارة صحيحة 100% أي خالية من الارتياحية، بعد ذلك باستخدام برنامج MATLAB® تم إضافة إشارة عشوائية على إشارة \sin باستخدام تابع رياضي $w = rand(.)$ حيث w هي قيمة الضجيج العشوائي كما في الشكل (3) التالي:



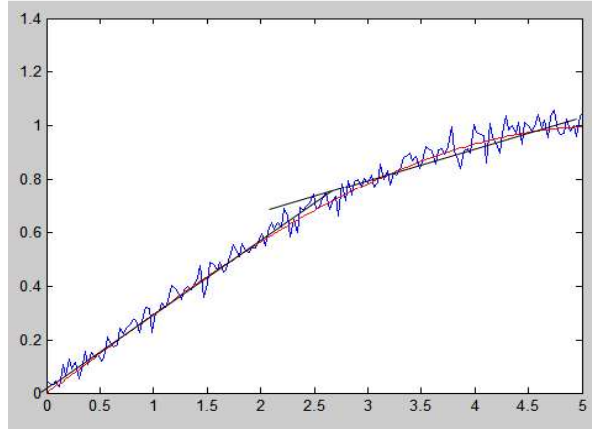
الشكل (3): يوضح إضافة الضجيج w على إشارة $\sin xt$

والهدف من هذا التطبيق هو معالجة القيم الارتياحية التي تم اضافتها باستخدام الطريقة المقترحة في الجانب النظري لنحصل على قيم قريبة من الأصلية بأقل خطأ ممكن.

المعالجة باستخدام الطريقة المقترحة:

تمت المعالجة بالخطوات التالية وبما ينسجم مع خطوات الطريقة المقترحة:

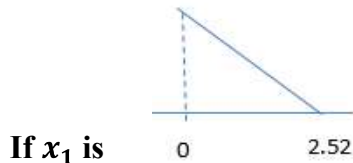
1- نقسم فضاء العينة إلى فضاءين جزئيين، كما في الشكل:



الشكل (4): يوضح كيفية تقسيم فضاء العينة إلى منطقتين جزئيتين

2- نحدد المجموعة الضبابية لكل فضاء جزئي، فاعتبرنا المنطقة الجزئية الأولى متمثلة بـ $X_1 \in [0, 2.52]$ والمنطقة الجزئية الثانية $X_2 \in [2, 5]$ ، حيث بلغت عدد مشاهدات المنطقة الأولى $n_1 = 85$ و عدد مشاهدات المنطقة الثانية $n_2 = 83$.

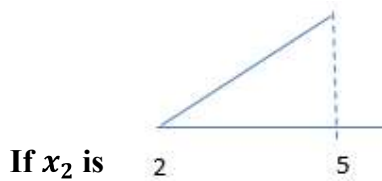
3- بناءً على التقسيم في الخطوة الثانية تم وضع القواعد التالية باستخدام نظام الاستدلال Sugeno:



If x_1 is

0 2.52

Then $y_1 = 0.275x_1 + 0.026$



If x_2 is

2 5

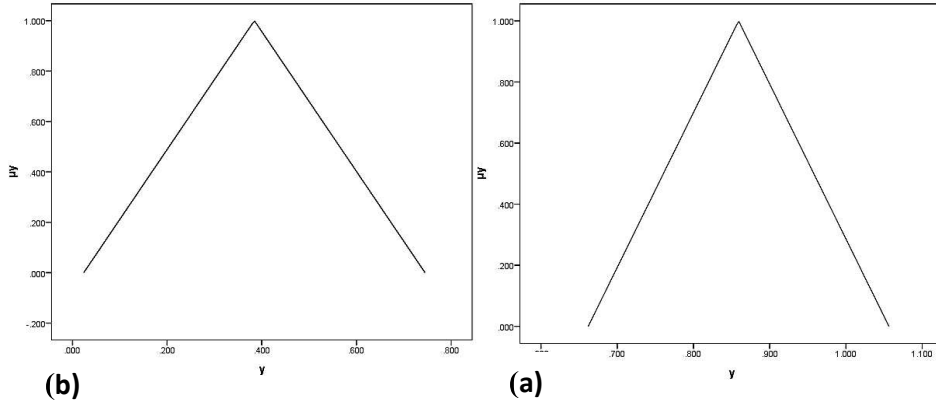
Then $y_2 = 0.128x_2 + 0.412$

علماً أنه تم تقدير معالم مستقيم الخرج لكل قاعدة باستخدام طريقة المربعات الصغرى التقليدية عن طريق برنامج SPSS. 4- الآن نعمل على تضبيب قيم المتغير التابع وفقاً لتابع الانتماء في طريقة FLS وتابع الانتماء المعدل في الطريقة المقترحة (تم الاعتماد على القيم الناتجة في الخطوة السابقة أي مقدرات المربعات الصغرى التقليدية)، يبين الجدول (1) بعض القيم الناتجة من تضبيب المتغير التابع (إشارة الجيب) وفقاً لتابع الانتماء في طريقة FLS وتابع الانتماء المعدل في الطريقة المقترحة.

الجدول (1): يبين تضبيب بعض قيم المتغير التابع وفقاً للطريقة المقترحة

المتغير المستقل (الزمن)	المتغير التابع	القيم المقدرة وفق LS	قيم المركز والانتشار اليميني واليساري وفقاً لتابع الانتماء في FLS			قيم المركز والانتشار اليميني واليساري وفقاً لتابع الانتماء المعدل في FLS		
			y_i	C_i	D_i	y_i^*	\bar{C}_i	\bar{D}_i
2.55	0.69819	0.7384	0.69819	0.68819	0.70819	0.71829	0.02010	0.02010
2.58	0.72847	0.7422	0.72847	0.71847	0.73847	0.73535	0.00688	0.00688
2.61	0.74633	0.7460	0.74633	0.73633	0.75633	0.74620	0.00012	0.00012
2.64	0.68648	0.7499	0.68648	0.67648	0.69648	0.71820	0.03171	0.03171
2.67	0.71065	0.7537	0.71065	0.70065	0.72065	0.73221	0.02155	0.02155
2.7	0.73554	0.7576	0.73554	0.72554	0.74554	0.74657	0.01102	0.01102
2.73	0.66194	0.7614	0.66194	0.65194	0.67194	0.71169	0.04974	0.04974
2.76	0.78322	0.7652	0.78322	0.77322	0.79322	0.77425	0.00897	0.00897
2.79	0.72018	0.7691	0.72018	0.71018	0.73018	0.74465	0.02446	0.02446
2.82	0.79511	0.7729	0.79511	0.78511	0.80511	0.78403	0.01107	0.01107
2.85	0.73970	0.7768	0.73970	0.72970	0.74970	0.75825	0.01855	0.01855
2.88	0.79052	0.7806	0.79052	0.78052	0.80052	0.78558	0.00494	0.00494

بالفعل نتج لدينا عدداً ضبابياً مثلثياً لكل من المنطقة الجزئية الأولى والثانية وفقاً لعملية التضبيب التي تم اقتراحها في الطريقة الذكية المقترحة لضبابية بيانات المتغير التابع Y . يوضح الشكل (5) تابع الانتماء المعدل الذي تم اقتراحه لعدد ضبابي مثلثي لكل من المنطقة الجزئية الأولى والمنطقة الجزئية الثانية.



الشكل (5): يوضح الشكل (a) تابع الانتماء المعدل للعدد المثلثي الناتج عن المنطقة الجزئية الأولى بالنسبة للمتغير التابع Y_1^* ، يوضح الشكل (b) تابع الانتماء المعدل للعدد المثلثي الناتج عن المنطقة الجزئية الثانية بالنسبة للمتغير التابع Y_2^* .

5- الآن نريد حساب قيم مخرجات Sugeno (أي تقدير معالم مستقيم الانحدار y) باستخدام طريقة FLS الضبابية، تم تشكيل المصفوفات $A, B, C, D, X, Y, \tilde{C}, \tilde{D}$ في الخطوة السابقة ثم إيجاد مقدرات المعالم بتطبيق العلاقة (11) والعلاقة (15)، نظراً لصعوبة تطبيق العلاقات يدوياً تم تنفيذ التحليل باستخدام المكتبة fuzzyreg في البرنامج الإحصائي R، فنتج لدينا قيم المعالم المطلوبة موضحة في الجدول (2) والجدول (3) للمنطقتين الجزئيتين الأولى والثانية.

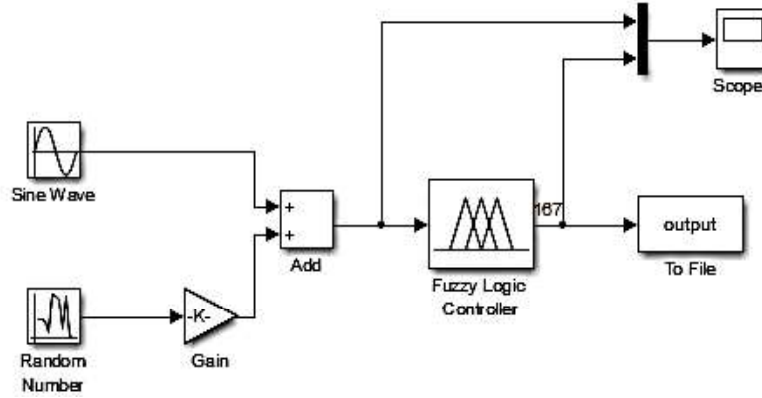
الجدول (2): مقدرات المعالم الضبابية باستخدام كل من طريقة FLS والطريقة المقترحة للمنطقة الجزئية الأولى.

قيم المعالم المقدرة	باستخدام طريقة FLS يدون تعديل تابع انتماء المتغير التابع	باستخدام طريقة FLS مع تعديل تابع انتماء المتغير التابع
α_0	0.0194	0.0179
α_1	0.275	0.275

الجدول (3): مقدرات المعالم الضبابية باستخدام كلاً من طريقة FLS والطريقة المقترحة للمنطقة الجزئية الثانية.

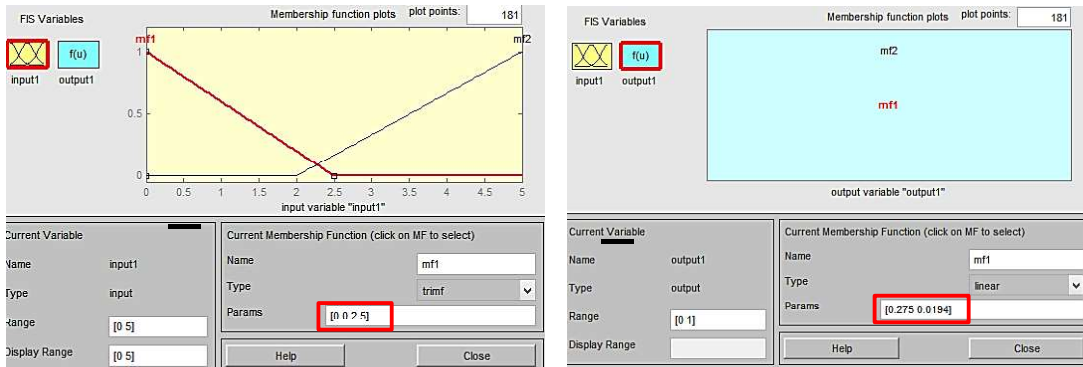
قيم المعالم المقدرة	باستخدام طريقة FLS يدون تعديل تابع انتماء المتغير التابع	باستخدام طريقة FLS مع تعديل تابع انتماء المتغير التابع
α_0	0.412	0.412
α_1	0.127	0.126

6- باستخدام الخطوة قبل الأخيرة من الطريقة المقترحة وذلك بإلغاء الضبابية عن القيم الناتجة باستخدام العلاقة (6) حصلنا على القيم المقدره (التي تم تصحيحها) لكلا الطريقتين، وتم ذلك باستخدام برنامج MATLAB® وذلك بعد بناء نظام يضم بيانات الإشارة الجيبية ومعالجة ارتيابيتها باستخدام Sugeno، يبين الشكل (6) نظام Sugeno الذي تم معالجة البيانات الارتيابية من خلاله:



الشكل (6): تشكيل نظام يعالج القيم الارتيابية لإشارة الجيب وفق Sugeno

مع العلم أنه تم ادخال المعالم المحسوبة في الجداول السابقة (5) و (6) إلى نظام Sugeno، يوضح الشكل التالي المعالم المدخلة عبر نظام Fuzzy Logic Controller:



الشكل (7): مدخلات ومخرجات نظام الاستدلال الضبابي Sugeno

وبتشغيل النظام في الشكل (6) تم الحصول على النتائج المطلوبة. يبين الجدول (4) القيم الناتجة عن التصحيح، مع العلم أننا اخترنا بعض القيم للمقارنة مع القيم الأصلية.

الجدول (4): مقارنة القيم الأصلية والارتياجية مع القيم المصححة باستخدام الطريقة التقليدية والطريقة المقترحة

قيم الزمن	القيم الارتياجية	القيم الأصلية	القيم الناتجة باستخدام طريقة المربعات الصغرى	القيم الناتجة باستخدام الطريقة المقترحة بدون تعديل تابع الانتماء	القيم الناتجة باستخدام الطريقة المقترحة مع تعديل تابع الانتماء
0.03	0.038822	0.009	0.03423	0.02765	0.027
0.51	0.119734	0.152404	0.16604	0.15965	0.1591
1.2	0.389079	0.352274	0.35552	0.34940	0.3489
2.31	0.649954	0.638848	0.66032	0.65465	0.6441
2.37	0.695106	0.652592	0.67680	0.67115	0.66065
3.3	0.837719	0.836026	0.83440	0.83110	0.8278
4.2	0.933566	0.95209	0.94960	0.94540	0.9512
4.35	1.00164	0.964884	0.96880	0.96445	0.9601
4.95	0.96183	0.99322	1.04560	1.04065	1.0035
5	1.04009	0.997495	1.05200	1.04700	1.0042

نلاحظ من الجدول السابق أن القيم الناتجة بالطريقة المقترحة أقرب للقيم الأصلية من القيم الناتجة باستخدام الطريقة المقترحة بدون تعديل تابع الانتماء، ونلاحظ مدى قرب القيم الناتجة عن التصحيح من القيم الأصلية، وبالطبع كلا الطريقتين المقترحتين أفضل من الطريقة التقليدية.

7- وأخيراً للتأكد من كفاءة التصحيح بالطريقة المقترحة للبيانات المدروسة، تم استخدام مقاييس دقة التنبؤ الشهيرة وهي: متوسط مربعات الخطأ MSE ومتوسط الخطأ النسبي المطلق MAPE. يظهر الجدول (5) والجدول (6) قيم هذه المقاييس لكل من طريقة المربعات الصغرى والطريقة المقترحة:

الجدول (5): مقارنة دقة التصحيح باستخدام المقاييس MSE وMAPE لكل من طريقة المربعات الصغرى والطريقة المقترحة

بدون ومع تعديل تابع الانتماء

منطقة الدخل	نوع الطريقة المستخدمة	MSE	MAPE
المنطقة الجزئية الأولى	طريقة المربعات الصغرى	0.076612	0.634447%
	الطريقة المقترحة بدون تعديل تابع الانتماء	0.000098	0.081505%
	الطريقة المقترحة مع تعديل تابع الانتماء	0.000083	0.074517%

الجدول (6): مقارنة دقة التصحيح باستخدام المقياسين MSE و MAPE لكل من طريقة المربعات الصغرى والطريقة المقترحة بدون ومع تعديل تابع الانتماء

MAPE	MSE	نوع الطريقة المستخدمة	منطقة الدخل
0.018719%	0.000464	طريقة المربعات الصغرى	المنطقة الجزئية الثانية
0.018153%	0.000396	الطريقة المقترحة بدون تعديل تابع الانتماء	
0.014860%	0.000357	الطريقة المقترحة مع تعديل تابع الانتماء	

نلاحظ من قيم مقياس MAPE أن نسبة الخطأ في التصحيح ضئيلة جداً باستخدام الطريقة المقترحة مقارنة مع طريقة المربعات الصغرى التقليدية، وهذا يدل على وثوقيه عالية جداً ففي الطريقة المقترحة بدون تعديل تابع الانتماء بلغت نسبة التصحيح 99.9185% بالنسبة للمنطقة الجزئية الأولى ونسبة 99.98185% بالنسبة للمنطقة الجزئية الثانية. وأما بالنسبة للطريقة المقترحة مع تعديل تابع الانتماء، كانت نسبة التصحيح 99.92548% بالنسبة للمنطقة الجزئية الأولى ونسبة 99.98514% بالنسبة للمنطقة الجزئية الثانية. ومن خلال مقياس MSE فنلاحظ أن قيم الأخطاء في الطريقة المقترحة أقل بكثير من قيمه في الطريقة التقليدية، أي أن هذه الطريقة مع تعديل تابع الانتماء أبدت فعالية كبيرة في التصحيح بنسبة عالية جداً.

9. الاستنتاجات والتوصيات:

- 1- فعالية المنطق الضبابي في معالجة حالات عدم التأكد ودوره الكبير في إعطاء نتائج أكثر واقعية من الطرائق الإحصائية التقليدية.
- 2- بناء نظام الاستدلال الضبابي من النوع Sugeno باستخدام طريقة FLS الضبابية لمعالجة حالات عدم التأكد.
- 3- إن اقتراح تابع الانتماء في الطريقة المقترحة ساعدنا بتقليل قيم الانتشار وبالتالي أعطتنا نتائج تقدير (معالم مستقيم الانحدار) معقولة ساعدتنا في عملية التصحيح.
- 4- تم اقتراح طريقة لمعالجة القيم الارتبابية وتبين ما يلي:
 - a. أبدت الطريقة المقترحة بدون تعديل تابع الانتماء فعالية عالية في عملية تصحيح القيم الارتبابية، فقد كانت دقة التصحيح في المنطقة الجزئية الثانية 99.98185% أعلى من دقة التصحيح في المنطقة الجزئية الأولى 99.9185%
 - b. أبدت الطريقة المقترحة مع تعديل تابع الانتماء فعالية عالية جداً في عملية تصحيح القيم الارتبابية، فقد كانت دقة التصحيح في المنطقة الجزئية الثانية 99.98514% أعلى من دقة التصحيح في المنطقة الجزئية الأولى 99.92548%
 - c. عند المقارنة بين الطريقة المقترحة مع وبدون تعديل تابع الانتماء، فقد تبين فعالية تابع الانتماء المقترح في تقليل نسبة الأخطاء لكلا المنطقتين الجزئيتين.
 - d. بعد مقارنة الطريقة المقترحة مع الطريقة التقليدية تبين تفوقها على الطريقة التقليدية بنسبة عالية.

5- نوصي جميع الباحثين في كافة الاختصاصات ولاسيما الطبية والبيئية والاقتصادية بالعمل وفق الطريقة المقترحة لتصحيح القيم الارتبائية وذلك لتجنب الوقوع في أخطاء أثناء التحليل وتحسين دقة النتائج والتنبؤ.

10. الدراسات السابقة:

يوجد العديد من الدراسات السابقة حول كلاً من نظام الاستدلال الضبابي Sugeno والانحدار الضبابي كلاً على حدا، وقد تم الدمج بين الطريقتين عن طريق الباحثة للحصول على الطريقة الذكية المقترحة التي تم عرضها في هذا البحث. سنستعرض بعض الدراسات السابقة ومنها:

1- دراسة نشرت في مجلة ELSEVER من قبل الباحثين Xiaohui و Zhenkai Xu و Xueming Ding و Liu و Ngaam J.Cheung عام 2014 بعنوان:

Parameter estimation of Takagi-Sugeno fuzzy system using heterogeneous cuckoo search algorithm

تم في هذه الدراسة اقتراح طريقة جديدة تدعى نمذجة Takagi-Sugeno الذكية لتحديد بنية ومعالم النظام باستخدام خوارزمية البحث cuckoo غير المتجانسة للتغلب على عيوب الخوارزمية التقليدية.

2- بحث نشر في مجلة IEEE للباحثين Stoll Regina و Norbert Stoll و Mohit Kumar عام 2009 بعنوان:

On the Estimation of Parameters of Takagi-Sugeno Fuzzy Filters

تم استخدام في هذه البحث خوارزميات الترشيح للتغلب على مشكلة تقدير معالم نموذج Sugeno.

3- نشر الباحث Christoph Stahl عام 2006 بحث في مجلة ELSEVER بعنوان:

A strong consistent least-squares estimator in a linear fuzzy regression model with fuzzy parameters and fuzzy dependent variables

حيث اقترح في هذا البحث طريقة جديدة تعد قوية نسبياً لتقدير معالم نموذج الانحدار الخطي وتدعى بطريقة المربعات الصغرى الموسعة، وهي مقدر قوي لمعالم النموذج.

References

1. Asli Celikyilmaz and I. Burhan Türksen, (2009) Modeling Uncertainty with Fuzzy Logic with Recent Theory and Applications, Springer.
2. Michael Negnevitsky, (2005) Artificial Intelligence, A Guide to Intelligent Systems, Second Edition, Addison Wesley.
3. Bing-Yuan Cao, (2010), Optimal Models and Methods with Fuzzy Quantities, Springer.
4. Huaguang Zhang and Derong Liu, (2006) Fuzzy Modeling and Fuzzy Control, Birkhauser Boston.
5. Takagi T., (1985) Sugeno M., Fuzzy Identification Of Systems And Its Applications To Modeling And Control, IEEE.
6. Yang Wang and Yanyan Chen, (2014), A Comparison Of Mamdani And Sugeno Fuzzy Inference Systems For Traffic Flow Prediction, Doi, Journal Of Computers.
7. Diamond, P. (1988) Fuzzy least squares. Information Sciences 46(3): 141–157.
8. Kamile Sanli and Aysen Apaydin, (2004), The fuzzy robust regression analysis, the case of fuzzy data set has outlier, G.U. Journal of science, 17 (3):71–84.
9. HIDEO TANAKA, SATORU UEJIMA AND KIYOJI ASAI, (1982) Linear Regression Analysis with Fuzzy Model, IEEE.