مجلة جامعة دمشق للعلوم الهندسية
المجلد42 العدد (3) – 2026: 257- 270

Damascus University Journal for engineering sciences
Vo 42 number (3) -2026: 257-270

تصميم مخمِّن عائم من النمط الأول والثاني لتقدير القيم اللاحقة من الإشارة

علي أحمد عمران*[1] هيام صالح خدام[2]

[1*] طالب ماجستير، مهندس، قسم هندسة الحواسيب والأتمتة، كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية، جامعة دمشق، هندسة التحكم والأتمتة.
ali.omran@damascusuniversity.edu.sy

[2] مدرس، دكتور، مهندس قسم هندسة الحواسيب والأتمتة، كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية، جامعة دمشق، تحكم رقمي.
h.khaddam@damascusuniversity.edu.sy

الملخص:

تلعب عملية تخمين القيم اللاحقة للإشارات دوراً مهماً في أنظمة التحكم كونها تساعد في أمثلة وسطاء المتحكم وأرباحه وضبط سلوك المتحكم بشكلٍ مسبق. لا تقتصر أهمية هذه العملية على مجال التحكم وانما على عدة مجالات أخرى طبية وصناعية وشبكية واقتصادية وغيرها. يعد المنطق العائم أحد التقنيات الذكية المعروفة بمعالجة الغموض وعدم اليقين في المعلومات المتاحة. تم استخدام المنطق العائم في هذه المقالة للتنبؤ بقيم الإشارات المستقبلية بحيث تعرض المقالة تصميمين لمخمِّنين عائمين من نوع ممداني الأول مخمِّن عائم من النمط الأول والثاني مخمِّن عائم من النمط الثاني. تم اختبار المخمِّنين على عدة إشارات مختلفة من حيث سرعة الاستجابة والتجاوز والاهتزاز وتمت مقارنة نتائج المخمِّنين عن طريق قياس نسبة الخطأ بين الإشارة الحقيقية والاشارة المخمِّنة الناتجة عن كلا المخمِّنين. أظهرت النتائج قدرة المخمِّن العائم العالية في تخمين القيم اللاحقة بتفوق المخمن العائم من النمط الثاني على نظيره من النمط الأول.

الكلمات المفتاحية: مخمِّن عائم من نوع ممداني، منطق عائم، مخمِّن عائم نمط أول، مخمِّن عائم نمط ثاني، عدم اليقين.

تاريخ الإيداع: 2023/9/19
تاريخ القبول: 2023/11/1

حقوق النشر: جامعة دمشق –سورية، يحتفظ المؤلفون بحقوق النشر بموجب CC BY-NC-SA

http://journal.damascusuniversity.edu.sy/index.php/index/index
ISSN (online): 2789-6854

Designing a Fuzzy Type I and Type II Estimator to Estimate Future Signal Values

Ali Ahmad Omran*[1] Hiyam Salih Khaddam[2]

*[1.] Master Student, Eng, Faculty of Computer Engineering at Damascus University, Intelligence Control.
ali.omran@damascusuniversity.edu.sy

[2.] Dr, Eng, Faculty of Computer Engineering at Damascus University, Degital Control.
h.khaddam@damascusuniversity.edu.sy

Received: 19/9/2023
Accepted: 1/11/2023

Copyright: Damascus University- Syria, The authors retain the copyright under a

CC BY- NC-SA

Abstract:

Estimating future signal values plays an important role in control systems as it helps in optimizing controller parameters and gains, as well as pre-adjusting the behavior of the controller. Its importance is not limited to control, but extends to several other fields such as medical, industrial, networking, and economic domains. Fuzzy logic is one of the well-known intelligent techniques for dealing with ambiguity and uncertainty in available information. Fuzzy logic has been used in this article to estimate future signal values, where two Mamdani fuzzy estimators are designed: the first one is a fuzzy type I estimator, and the second one is a fuzzy type II estimator. The estimators were tested on a several signals under different conditions of response speed, overshoot, and vibration, and the results of the estimators were compared by measuring the error ratio between the true signal and the estimated signal from both estimators. The results demonstrate the high capability of the fuzzy estimator in estimating future values With the superiority of the fuzzy type II estimator over its fuzzy type I counterpart.

Keywords: Mamdani Fuzzy estimator, Fuzzy Logic, Fuzzy Type I Estimator, Fuzzy Type II Estimator, Uncertainty.

المقدمة:

يعتبر المنطق العائم والمخمِّن العائم أدوات قوية في مجال التعلم الآلي ونظرية التحكم. يوفر المنطق العائم منهجية للتعامل مع عدم اليقين والغموض في البيانات فهو مستوحى من التفكير البشري وعمليات صنع القرار، ويبنى المخمِّن العائم على المنطق العائم ويستخدم للتنبؤ بالقيم المستقبلية للإشارات، والتي لها أهمية كبيرة في التطبيقات المختلفة.

تفرض الأساليب التقليدية للتخمين علاقات دقيقة وحتمية بين المتغيرات ولكن بيئة العمل الحقيقية مليئة بسيناريوهات يسودها عدم اليقين والغموض والمعلومات غير الدقيقة. يقدم المنطق العائم منهجاً مرناً وبديهياً للنمذجة والاستدلال في ظل هذه الظروف بالاعتماد على درجات الانتماء والمجموعات العائمة وبالتالي يتيح المنطق العائم تمثيل ومعالجة المعلومات غير المؤكدة وغير الدقيقة.

تلعب المخمِّنات العائمة دوراً مهماً في التنبؤ بالقيم المستقبلية للإشارات. يستفيد المخمِّن العائم من المجموعات العائمة والمتغيرات اللغوية والقواعد العائمة لمعالجة والتعامل مع عدم اليقين الموجود في البيانات وبالتالي تحسن الدقة والصلادة في التنبؤات.

يوجد العديد من التقنيات المستخدمة في التخمين مثل مرشح كالمان والمرشح الجسيمي Particle Filter ومخمن المربعات الصغرى العودية Recursive Least Squares (RLS) وغيرها.

تكمن أهمية المنطق العائم والمخمِّنات العائمة في مجموعة متنوعة المجالات كالتعرف على الأنماط وأنظمة التحكم والروبوتات والتنبؤ وتحسين أنظمة دعم القرار وغيرها من المجالات التي يسودها الغموض وعدم اليقين.

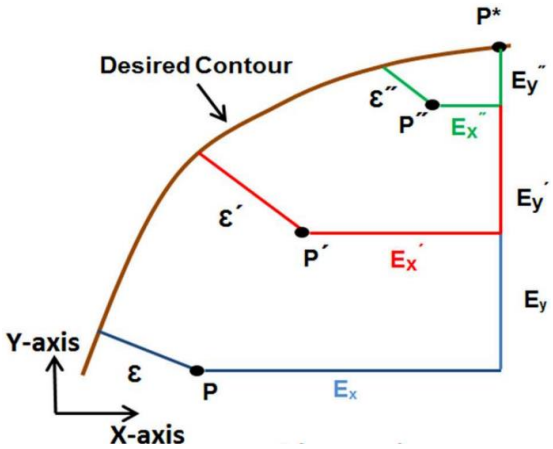
1. الدراسات المرجعية:

تعددت الدراسات التي اعتمدت على المنطق العائم في عملية التخمين والتنبؤ. اعتمدت بعض الدراسات على المنطق العائم بشكل كامل واستخدمه البعض الآخر كأداة مساعدة ومساندة لخوارزميات أخرى.

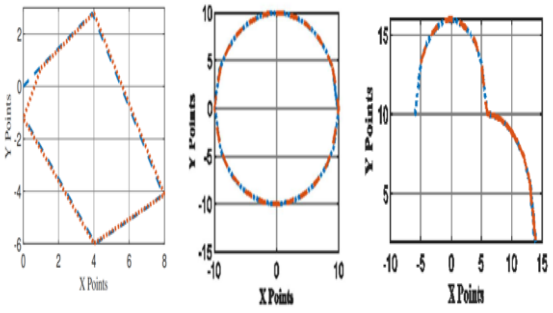
اقترح (Zhang، Ashuri، و Deng، 2017) خوارزمية لاستخدام المنطق العائم من النمط الأول كأداة مساعدة لخوارزمية الرؤية البيانية visibility graph للتنبؤ بالقيم اللاحقة للسلاسل الزمنية التي قدمها (Cheng , Chen, Teoh, & Chiang, 2008) للتنبؤ بتكلفة المباني وبورصة تايوان اعتماداً على بيانات تاريخية. اختُبرت الخوارزمية المحسنة باستخدام المنطق العائم وأظهرت تحسن كبيراً حيث انخفض الخطأ الذي تم حسابه باستخدام الجذر التربيعي للمتوسط الحسابي لمربعات الأخطاء RMSE باستخدام خوارزمية الرؤية البيانية من 638 إلى 554 بعد استخدام المنطق العائم.

صمم (Salim، Abdallah، وHassan، 2021) مخمِّن عائم لتقدير قيمة الخطأ الكنتوري لآلة تعمل على عدة محاور وعرّف (Zhao، Li، Ge، وDing، 2021) الخطأ الكنتوري على أنه الحد الأدنى للمسافة بين الموضع الفعلي إلى الموضع المرجعي المرغوب في البنى متعددة المحاور كما في الشكل (1). وعليه فإن تخمين قيمة الخطأ تعتبر مهمة صعبة اعتماداً على الطبيعة العشوائية، ولتقدير قيمة الخطأ بدقة عالية وفي الزمن الحقيقي استخدم (Salim، Abdallah، وHassan، 2021) مخمِّناً عائماً من النمط الأول وذلك اعتماداً على نظام استدلال عصبوني تكيفي ANFIS. تعلَّم كيفية حساب الخطأ ومن ثم اختباره في الزمن الحقيقي وأظهر أداءً جيداً الشكل (2) موفراً الكثير من الجهد والوقت مقارنة بالحسابات المكثفة للغاية المستخدمة في الطرق التقليدية.

http://journal.damascusuniversity.edu.sy/index.php/index/index
ISSN (online): 2789-6854

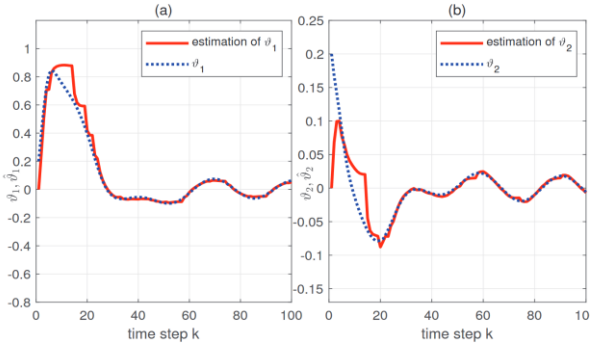


الشكل (1) الخطأ الكنتوري (Salim، Abdallah، و Hassan، 2021)



الشكل (2) نتائج الطريقة المقترحة المعتمدة على ANFIS (Salim، Abdallah، و Hassan، 2021)

عمل (Yuan و Li، 2022) على تصميم مخمِّن حالة عائم من النمط الثاني نوع تاكاجي–سوجينو موثوق non-fragile ومقاد بالأحداث event-triggered في ظروف محدودة من عدم اليقين للنظم غير الخطية المعقدة للتعامل مع تغير الأرباح في المخمِّن. يعتمد المخمِّن على تقنية الحدود التربيعية Quadratic Boundedness التي تضمن الاستقرار للنظام التربيعي الديناميكي للخطأ، ويتم الحصول على ربح المخمِّن من مصفوفات الحالة الخطية وبالتجريب ظهرت نتائج جيدة كما هو موضح في الشكل (3).



الشكل (3) نتائج مخمِّن الحالة العائم من النمط الثاني نوع تاكاجي–سوجينو (Yuan و Li، 2022)

قدم (Ma و Xu، 2018) نموذجاً لتشخيص الأعطال التعاوني للنظم غير الخطية متعددة الوكلاء التي يشوبها عدم يقين وعيوب بالمكونات والحساسات لكل وكيل على حدا. صمم مخمِّن عائم من النمط الأول نوع تاكاجي–سوجينو لكل وكيل ليتم تجميع تخمينات الأخطاء والنظر في تأثير تخمينات الأخطاء على بقية الوكلاء بعد ترشيح هذه الإشارات وإنشاء الرسوم البيانية المساعدة للشبكات الموجهة وغير الموجهة بين الوكلاء. اختُبر النموذج المقترح على مجموعة من الروبوتات ذات المفاصل المرنة الأحادية single-link flexible-joint robots للتحقق من الفعالية وأثبتت النتائج أن استخدام المخمِّن العائم في النموذج المقترح قدم نتائج جيدة في كلا نوعي الشبكات الموجهة وغير الموجهة بين الوكلاء.

عمل (SEPESTANAKI, et al., 2022) على حل إحدى أهم مشاكل النظم غير الخطية المعقدة في ظروف عدم اليقين وذلك عند استخدام التحكم بالنمط الانزلاقي Sliding mode Control وهي ظاهرة الاهتزاز Chattering phenomenon ولتحقيق الاستقرار التدريجي والاقتراب من القيمة المرغوبة وفي زمن محدد لابد من استخدام تابع ليابونوف، ولكن للوصول للنتائج المرجوة كان لا بد من استخدام مخمِّن عائم من النمط الأول ليقوم بتخمين قانون التحكم غير الخطي للمتحكم الانزلاقي وبشكلٍ لحظي، وبالتالي يلعب المخمِّن العائم دوراً كبيراً في تقليل تعقيد قانون التحكم وأظهرت النتائج تحسن

كبير وانخفاض كبير في ظاهرة الاهتزاز Chattering phenomenon.

استخدم (Medina, Zaldivar, Romero, Zuñiga, & Mombello, 2022) المخمِّن العائم في تقييم المخاطر لمشغلي أنظمة الطاقة الكهربائية. تعتمد الطريقة المقترحة على ثلاثة أنظمة استدلال عائمة. يحسب نظام الاستدلال الأول مؤشر صحة المحولات Health Index(HI) بناءً على مجموعة من الاختبارات الفيزيائية والكيميائية. يحدد نظام الاستدلال الثاني عامل النتيجة Consequence Factor (CF) للفشل النهائي لمحولة الطاقة مع مراعاة جوانب الحمل الزائد. وهنا تكمن أهمية نظام الاستدلال الثالث وهو مخمِّن عائم يجمع نتائج نظامي الاستدلال السابقين ليخمن قيمة مؤشر مخاطر المحولات مهما كان عدد المحولات الموصولة بعد أن كانت الطريقة الشائعة سابقاً بضرب قيمة CF مع HI للحصول على النتيجة ولكن باستخدام المخمِّن العائم أصبحت النتائج أكثر اتساقاً بكثير وذلك باختبارها على 15 محولة.

2. الإجراء العملي:

لتصميم المخمِّن العائم من نوع ممداني نحن بحاجة إلى تحديد المداخل والمخارج وتحديد توابع الانتماء لكل مدخل ومخرج وبعدها كتابة القواعد التي تحدد عمل المخمِّن بكلا النمطين الأول والثاني.

2. 1. مداخل ومخارج المخمِّن العائم:

يملك المخمِّن العائم مدخلين، يُعبّر المدخل الأول عن قيمة الخطأ error ويعطى بالمعادلة (1) وهو الفرق بين الهدف target والقيمة الحالية $\boldsymbol{x(t)}$ ويُعبّر المدخل الثاني defs عن التغير في القيمة الحالية $\boldsymbol{x(t)}$ عن القيمة السابقة $\boldsymbol{x(t-1)}$ ويعطى بالمعادلة (2).

$$\text{error} = \text{target} - \text{x(t)} \quad (\mathbf{1})$$

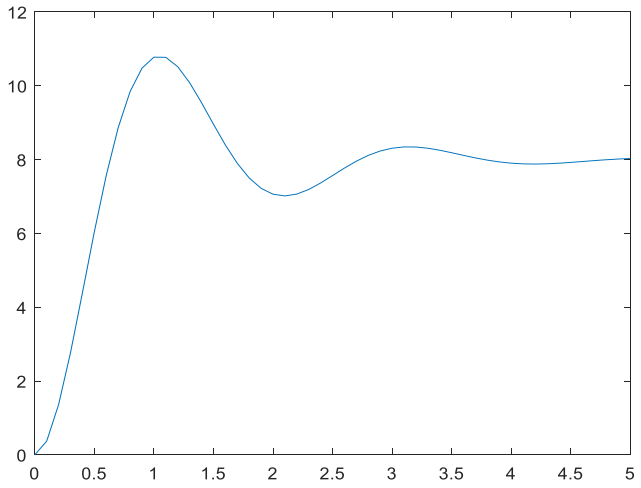
$$\text{defs} = \text{x(t)} - \text{x(t} - 1) \quad (\mathbf{2})$$

وللمخمِّن العائم مخرج واحد وهو مقدار التغير في القيمة اللاحقة estimatedDefs الذي يُعبّر عن مقدار التغير اللاحق عن القيمة الحالية $\boldsymbol{x(t)}$ وبالتالي مجموعهم يُعبّر عن القيمة اللاحقة المتوقعة $\boldsymbol{\hat{x}(t+1)}$ كما في المعادلة (3).

$$\hat{\text{x}}(\text{t} + 1) = \text{x(t)} + \text{estimatedDefs} \quad (\mathbf{3})$$

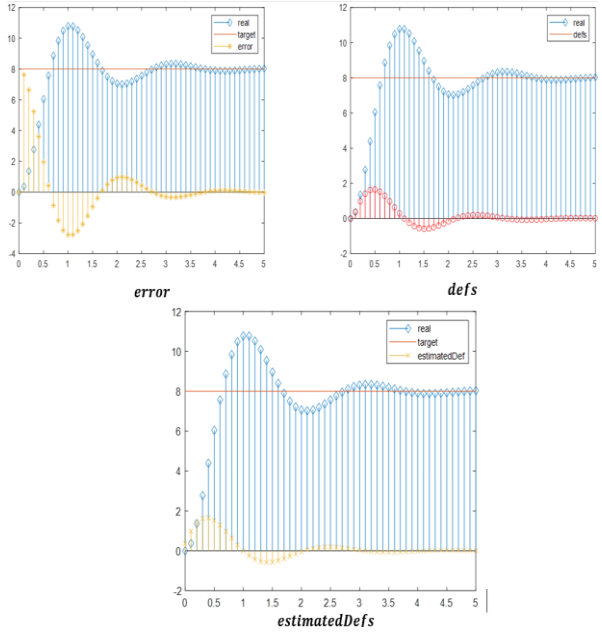
لإيجاد مجالات المداخل والمخارج تم توليد إشارة وهي عبارة عن استجابة خطوية كما في الشكل (4) لتابع التحويل tf التالي:

$$\text{tf} = \frac{4}{s^2+2s+10} \quad (\mathbf{4})$$



الشكل (4) الاستجابة الخطوية لتابع التحويل tf

وباعتماد معدل أخذ العينات 0.1sec وقيمة target = 8 يمكن حساب قيم كل من المدخلين defs وerror والمخرج estimatedDefs عند كل عينة وفق المعادلات (1) و(2) و(3) وتجميع هذه البيانات الشكل (5) في ملف csv وعرض القيم بشكل خريطة لونية كما في الشكل (6) باستخدام لغة البرمجة بايثون python ليسهل عملية تقسيم المجالات الى توابع انتماء بالاعتماد على الدرجات اللونية بالإضافة لتسهيل عملية ضبط القواعد بما انا كل سطر من أسطر الخريطة اللونية هو قيمة المدخلين والمخرج المقابل لهما عند عينة ما.



الشكل (5) قيم المداخل والمخارج عند كل عينة.

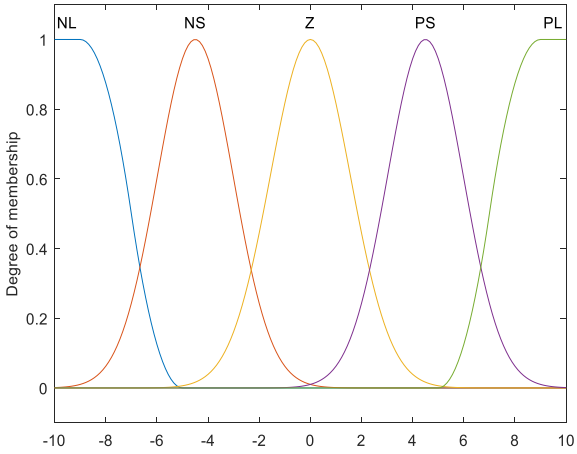
3. 1. 1. توابع انتماء المداخل:

تم اختيار توابع انتماء المدخل الأول للمخمِّن العائم من النمط الأول اعتماداً على بيانات المداخل التي تم إيجادها وعرضها على شكل خريطة لونية بالشكل (6) بحيث تم اختيار المجموعات العائمة حسب الدرجات اللونية الموجودة في الخريطة وقيم هذه المجالات اعتماداً على القيم التي جمعها وعرضها ضمن الخريطة اللونية وعليه تم اختيار خمس توابع غاوسية لتُغطّي المجال]-10,10[وتُعبّر عن الأخطاء السالبة الكبيرة ***NL*** والأخطاء السالبة الصغيرة ***NS*** والأخطاء القريبة من الصفر ***Z*** والأخطاء الصغيرة الموجبة ***PS*** والأخطاء الكبيرة الموجبة ***PL*** وتظهر توابع انتماء المدخل الأول للمخمِّن العائم من النمط الأول بالشكل (7).

defs	errors	estimatedDef
0.000000	0.000000	0.371550
0.371550	7.628500	0.989860
0.989860	6.638600	1.407100
1.407100	5.231500	1.622300
1.622300	3.609200	1.652600
1.652600	1.956600	1.528900
1.528900	0.427690	1.290200
1.290200	-0.862510	0.978800
0.978800	-1.841300	0.635880
0.635880	-2.477200	0.297960
0.297960	-2.775100	-0.005491
-0.005491	-2.769700	-0.253440
-0.253440	-2.516200	-0.433660
-0.433660	-2.082600	-0.542240
-0.542240	-1.540300	-0.582390
-0.582390	-0.957920	-0.562920
-0.562920	-0.395000	-0.496390
-0.496390	0.101390	-0.397290
-0.397290	0.498680	-0.280450
-0.280450	0.779130	-0.159590
-0.159590	0.938720	-0.046284
-0.046284	0.985000	0.050641
0.050641	0.934360	0.125440
0.125440	0.808920	0.175410
0.175410	0.633510	0.200560
0.200560	0.432950	0.203120
0.203120	0.229830	0.186960
0.186960	0.042878	0.156920
0.156920	-0.114040	0.118230
0.118230	-0.232270	0.075918
0.075918	-0.308180	0.034456
0.034456	-0.342640	-0.002587

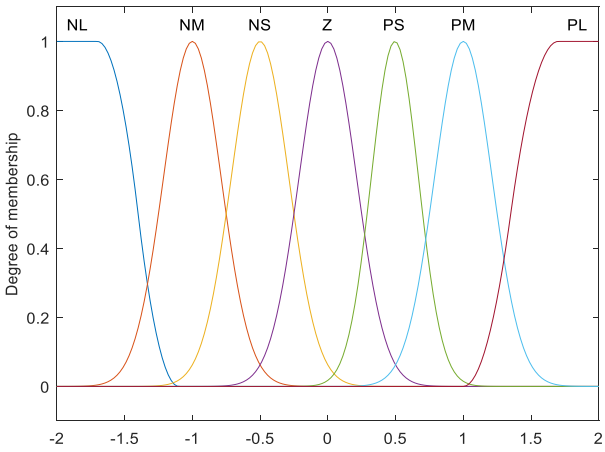
Activate Windows
Go to Settings to activate Windows.

الشكل (6) خريطة لونية لقيم المداخل والمخارج



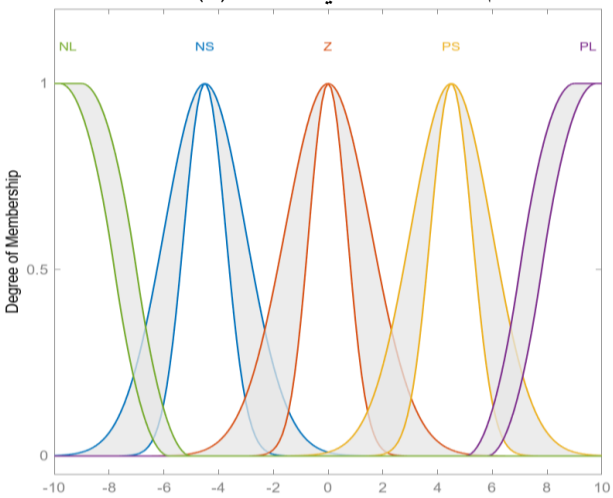
الشكل (7) توابع انتماء المدخل الأول للمخمِّن العائم من النمط الأول.

أما المدخل الثاني فقد تم اختيار سبع توابع انتماء غاوسية تغطي المجال]2,2-[وتُعبّر عن التغيرات السالبة الكبيرة NL والتغيرات السالبة المتوسطة NM والتغيرات السالبة الصغيرة NS والتغيرات القريبة من الصفر Z والتغيرات الصغيرة الموجبة PS والتغيرات المتوسطة الموجبة PM والتغيرات الكبيرة الموجبة PL وتظهر توابع انتماء المدخل الثاني للمخمِّن العائم من النمط الأول بالشكل (8).



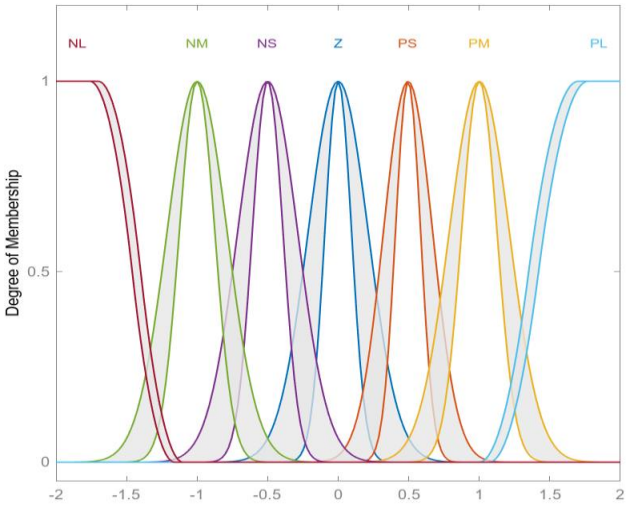
الشكل (8) توابع انتماء المدخل الثاني للمخمِّن العائم من النمط الأول.

وبالانتقال الى توابع انتماء المدخل الأول من النمط الثاني فقد تم تكرار العمليات السابقة ولكن باختيار توابع انتماء غاوسية من النمط الثاني وعليه تظهر توابع انتماء المدخل الأول للمخمِّن العائم من النمط الثاني بالشكل (9).



الشكل (9) توابع انتماء المدخل الأول للمخمِّن العائم من النمط الثاني.

وتظهر توابع انتماء المدخل الثاني للمخمِّن العائم من النمط الثاني بالشكل (10).



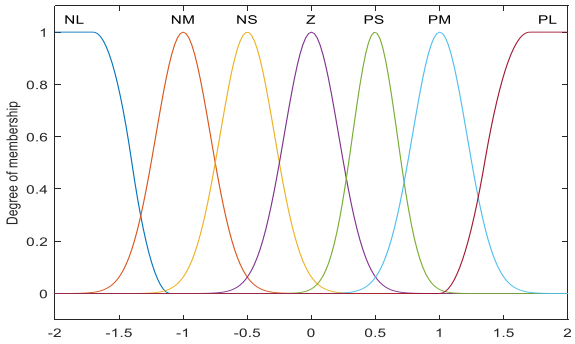
الشكل (10) توابع انتماء المدخل الثاني للمخمِّن العائم من النمط الثاني.

3. 1. 2. توابع انتماء المخرج:

تم اختيار توابع انتماء المخرج للمخمِّن العائم من النمط الأول اعتماداً على بيانات المخرج التي تم إيجادها وعرضها على شكل خريطة لونية بالشكل (6) بحيث تم اختيار المجموعات

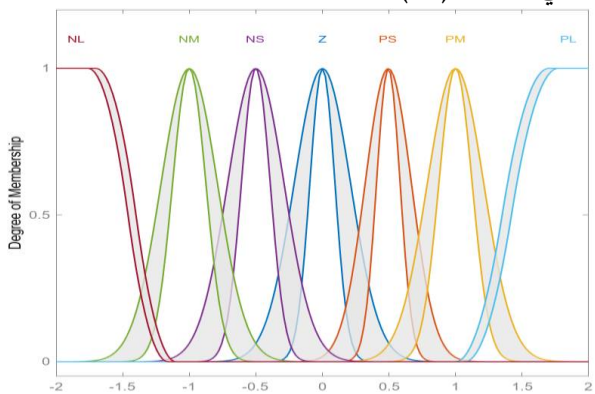
http://journal.damascusuniversity.edu.sy/index.php/index/index
ISSN (online): 2789-6854

العائمة حسب الدرجات اللونية الموجودة في الخريطة وقيم هذه المجالات اعتماداً على القيم التي جمعها وعرضها ضمن الخريطة اللونية وعليه تم اختيار سبع توابع انتماء غاوسية تغطي المجال]-2,2[وتُعبّر عن التغيرات السالبة الكبيرة NL والتغيرات السالبة المتوسطة NM والتغيرات السالبة الصغيرة NS والتغيرات القريبة من الصفر Z والتغيرات الصغيرة الموجبة PS والتغيرات المتوسطة الموجبة PM والتغيرات الكبيرة الموجبة PL وتظهر توابع انتماء مخرج المخمِّن العائم من النمط الثاني بالشكل (11).



الشكل (11) توابع انتماء المخرج الأول للمخمِّن العائم من النمط الثاني.

وللانتقال للنمط الثاني تم اختيار توابع انتماء غاوسية من النمط الثاني وعليه تظهر توابع انتماء مخرج المخمِّن العائم من النمط الثاني بالشكل (12).



الشكل (12) توابع انتماء المخرج الأول للمخمِّن العائم من النمط الثاني.

3. 2. قواعد المخمِّن العائم:

اعتماداً على بيانات المداخل والمخرج التي تم إيجادها وعرضها على شكل خريطة لونية بالشكل (6) فإن كل سطر من أسطر الخريطة اللونية هو عبارة قيمة المدخل الأول error والمدخل الثاني defs أما القيمة الثالثة فهي المخرج estimatedDefs المقابل للمدخلين وبناءً عليه تم اختيار القواعد وبعد عدة اختبارات قدمت قواعد المخمِّن العائم كما بالجدول (1) أفضل أداء وبأقل خطأ في تخمين القيم اللاحقة لإشارة الاختبار.

تُعبّر الاعمدة عن المدخل الأول والأسطر عن المدخل الثاني أما قيم الجدول الناتجة عن تقاطع الأسطر مع الأعمدة هي توابع انتماء الخرج.

الجدول (1) قواعد المخمِّن العائم من النمط الأول.

	NL	NS	Z	PS	PL
NL	NL	NL	NL	NM	Z
NM	NL	NL	NM	NS	Z
NS	NL	NS	Z	Z	Z
Z	NL	NS	Z	PS	PM
PS	Z	Z	Z	PS	PM
PM	Z	PS	PM	PL	PL
PL	Z	PL	PL	PL	PL

وبنفس الطريقة تم اختيار قواعد المخمن العائم من النمط الثاني وبعد عدة اختبارات للحصول على أفضل أداء وبأقل خطأ ممكن لتكون القواعد كما في الجدول (2).

الجدول (2) قواعد المخمِّن العائم من النمط الثاني.

	NL	NS	Z	PS	PL
NL	NL	NL	NM	NM	PS
NM	NL	NM	NS	NS	Z
NS	NM	NS	NS	NM	Z
Z	NM	NS	Z	PS	PM
PS	Z	PM	PS	PS	PM
PM	Z	PS	PS	PM	PL
PL	PS	PM	PM	PL	PL

3. 3. الاختبار والنتائج:

اختُبر المخمِّن العائم على عدة إشارات تم توليدها وهي مجموعة استجابات خطوية لتوابع تحويل مختلفة تُظهر عدة أنماط من الاهتزاز وسرعة الاستجابة والتجاوز الأعظمي، وبعد

تصميم مخمِّن عائم من النمط الأول والثاني لتقدير القيم اللاحقة من الإشارة

كل اختبار تم قياس مقدار التشابه بين الإشارة الحقيقية والإشارة الناتجة عن المخمِّن باستخدام ثلاثة من مقاييس الأداء وهي الجذر التربيعي للمتوسط الحسابي لمربعات الأخطاء RMSE (Chai & Draxler, 2014) ويعطى بالعلاقة (4) حيث x_t هي القيمة الفعلية للإشارة و$\hat{x}_t$ هي القيمة المخمِّنة من المخمِّن العائم.

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left(x_t - \hat{x}_t\right)^2} \qquad (4)$$

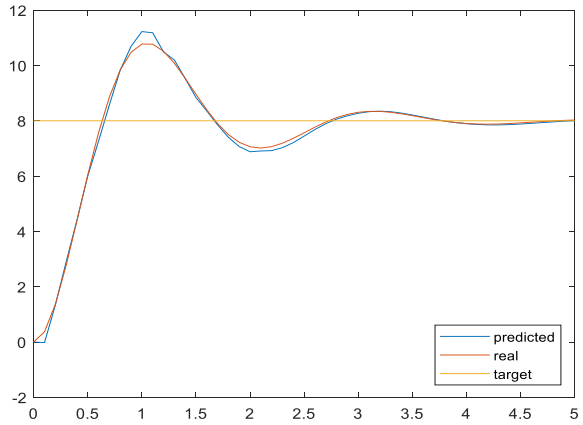
أما المقياس الثاني فهو المتوسط الحسابي لمربعات الأخطاء MSE (Ren، Zhang، Yu، و Liu، 2022) ويعطى بالعلاقة (5).

$$\mathrm{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(x_t - \hat{x}_t)^2 \qquad (5)$$

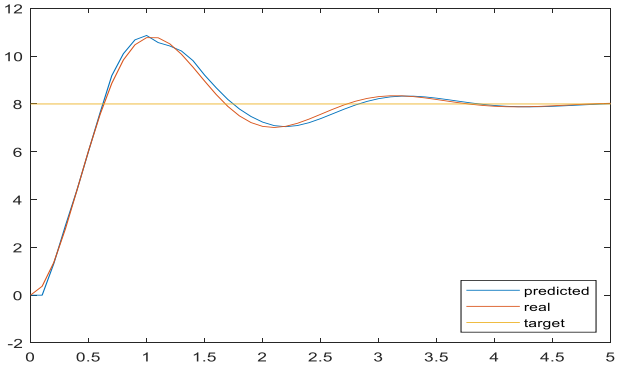
ويُعرف المقياس الثالث بأنه المتوسط الحسابي للأخطاء بالقيمة المطلقة MAE (Chai و Draxler، 2014) ويعطى بالعلاقة (6).

$$\mathrm{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}|x_t - \hat{x}_t| \qquad (6)$$

وعليه تظهر نتائج اختبار المخمِّن العائم من النمط الأول على الإشارة الأولى بالشكل (13) ونتائج اختبار المخمِّن العائم من النمط الثاني على الإشارة الأولى بالشكل (14).

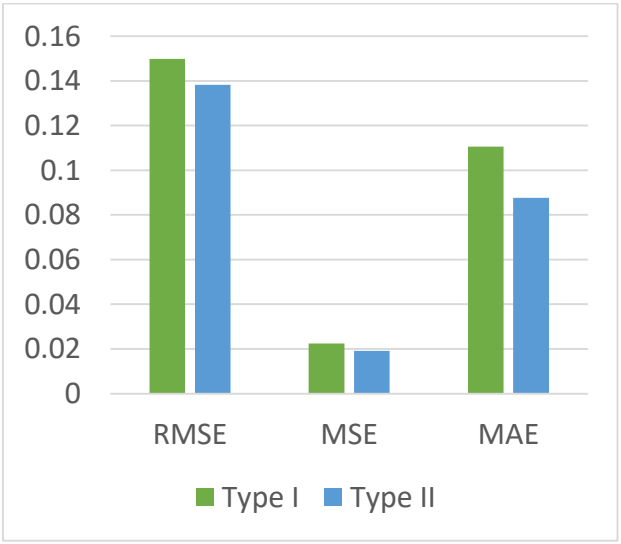


الشكل (13) نتائج اختبار المخمِّن العائم من النمط الأول على الإشارة الأولى



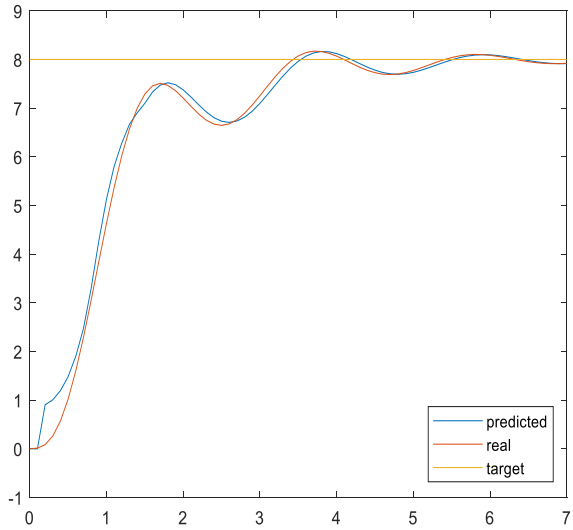
الشكل (14) نتائج اختبار المخمِّن العائم من النمط الثاني على الإشارة الأولى.

باستخدام مقاييس الأداء الثلاثة على نتائج المخمِّنين على إشارة الاختبار الأولى تظهر النتائج بالشكل (15) بحيث كان أداء المخمِّن العائم من النمط الثاني أفضل من المخمِّن العائم من النمط الأول.

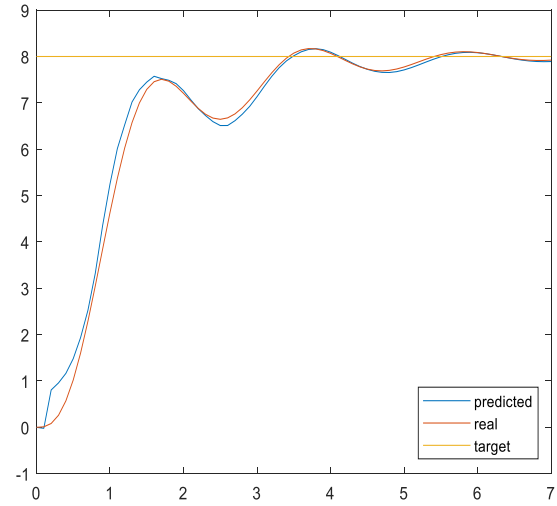


الشكل (15) نتائج المقاييس الثلاثة على الإشارة الأولى.

تظهر نتائج اختبار المخمِّن العائم من النمط الأول على الإشارة الثانية بالشكل (16) ونتائج اختبار المخمِّن العائم من النمط الثاني على الإشارة الثانية بالشكل (17).

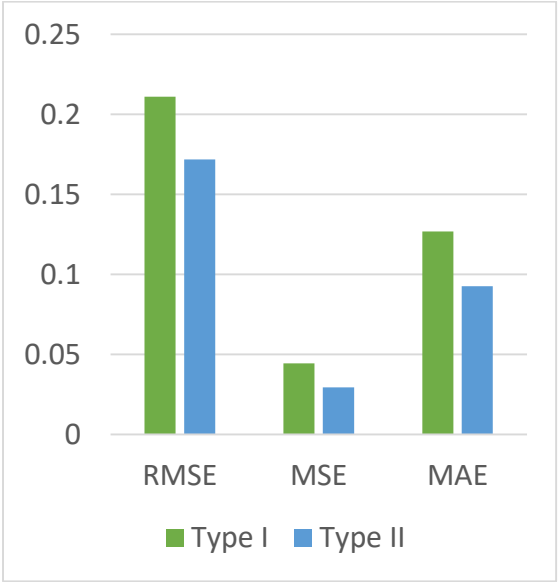


الشكل (16) نتائج اختبار المخمِّن العائم من النمط الأول على الإشارة الثانية.



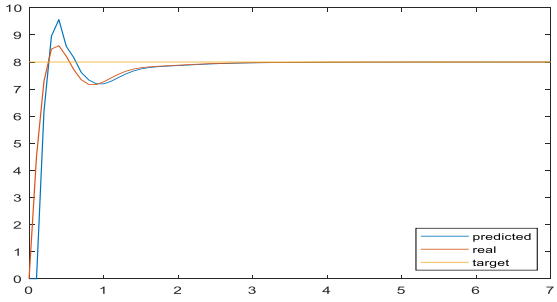
الشكل (17) نتائج اختبار المخمِّن العائم من النمط الأول على الإشارة الثانية.

باستخدام مقاييس الأداء الثلاثة على نتائج المخمِّنين على إشارة الاختبار الثانية تظهر النتائج بالشكل (18) بحيث كان أداء المخمِّن العائم من النمط الثاني أفضل من المخمِّن العائم من النمط الأول.

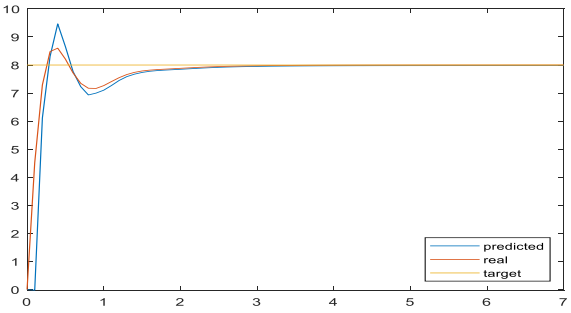


الشكل (18) نتائج المقاييس الثلاثة على الإشارة الثانية.

تظهر نتائج اختبار المخمِّن العائم من النمط الأول على الإشارة الثالثة بالشكل (19) ونتائج اختبار المخمِّن العائم من النمط الثاني على الإشارة الثالثة بالشكل (20).

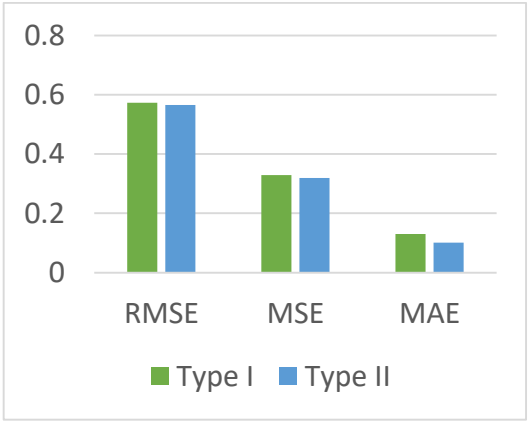


الشكل (19) نتائج اختبار المخمِّن العائم من النمط الأول على الإشارة الثالثة.



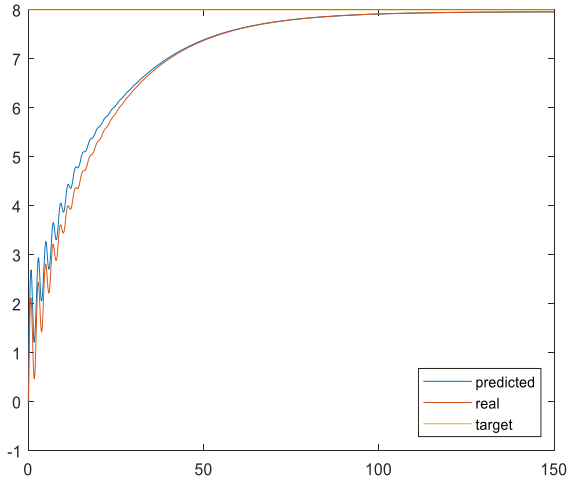
الشكل (20) نتائج اختبار المخمِّن العائم من النمط الأول على الإشارة الثالثة.

تصميم مخمِّن عائم من النمط الأول والثاني لتقدير القيم اللاحقة من الإشارة باستخدام مقاييس الأداء الثلاثة على نتائج المخمِّنين على إشارة الاختبار الثالثة تظهر النتائج بالشكل (21) بحيث كان أداء المخمِّن العائم من النمط الثاني أفضل من المخمِّن العائم من النمط الأول.

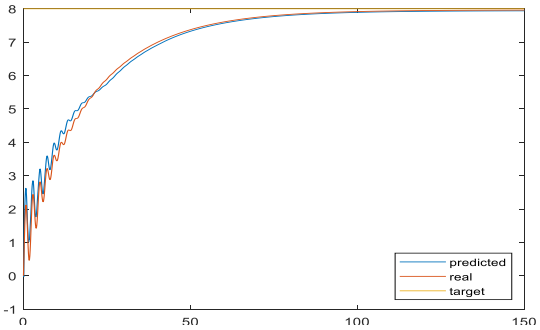


الشكل (21) نتائج المقاييس الثلاثة على الإشارة الثالثة.

تظهر نتائج اختبار المخمِّن العائم من النمط الأول على الإشارة الرابعة بالشكل (22) ونتائج اختبار المخمِّن العائم من النمط الثاني على الإشارة الأولى بالشكل (23).

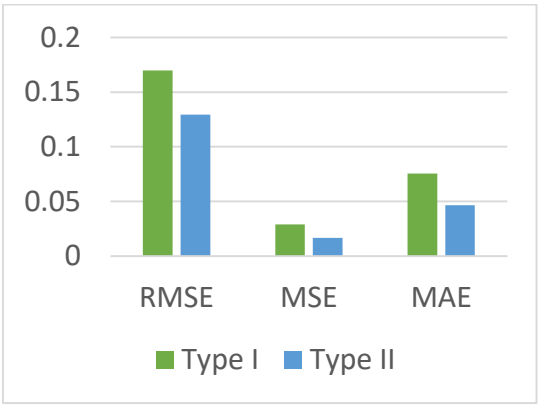


الشكل (22) نتائج اختبار المخمِّن العائم من النمط الأول على الإشارة الرابعة.



الشكل (23) نتائج اختبار المخمِّن العائم من النمط الأول على الإشارة الرابعة.

باستخدام مقاييس الأداء الثلاثة على نتائج المخمِّنين على إشارة الاختبار الرابعة تظهر النتائج بالشكل (24) بحيث كان أداء المخمِّن العائم من النمط الثاني أفضل من المخمِّن العائم من النمط الأول.



الشكل (24) نتائج المقاييس الثلاثة على الإشارة الرابعة.

يتم تلخيص النتائج السابقة كلها في الجدول (3) الذي يظهر نتائج مقاييس الأداء الثلاثة للإشارات الأربعة السابقة لكلا المخمِّنين العائمين من النمط الأول والثاني.

3. الخلاصة:

تم في هذه المقالة تصميم مخمِّنين عائمين من نوع ممداني المخمِّن الأول من النمط الأول والثاني من النمط الثاني وتم اختيار المداخل والمخارج وتوابع الانتماء ووضعت قواعد كل منهما لتضمن تقديم أفضل أداء ممكن. اختُبر التصميمين على أربع إشارات تشمل عدة حالات من تجاوز واهتزاز وسرعة استجابة. أظهر المخمِّنين نتائج جيدة وتم قياس الخطأ بين الإشارة الحقيقية والاشارة المخمِّنة باستخدام عدة مقاييس.

وبالمقارنة بين المخمنين فقد قدم المخمِّن العائم من النمط الثاني أداءً أفضل وبخطأ أقل من المخمِّن العائم من النمط الأول ويظهر ذلك جلياً في الجدول (3) ويعود سبب تفوق المخمن العائم من النمط الثاني كونه يبدي صلادة Robustness أكثر بكثير في ظروف الغموض وعدم اليقين وذلك بسبب المنطقة المحدودة في توابع الانتماء التي تدعى بصمة عدم اليقين Footprint of Uncertainty (FOU) والتي تتكون من تابعي انتماء سفلي LMF وعلوي UMF والتي تقلل بشكل كبير من الآثار السلبية للغموض وعدم اليقين.

4. اقتراحات العمل المستقبلي:

نقترح استبدال المخمن العائم بنظام استدلال عائم عصبوني متكيف ANFIS ومقارنة النتائج مع المخمنين العائمين أو استخدام مخمن عائم من النمطGeneral Type II بدلاً من Interval Type IIالذي تم استخدامه في هذه المقالة.

الجدول (3) نتائج مقايس الأداء على الإشارات الأربعة

	Mamdani Type I Fuzzy Inference System			Mamdani Type II Fuzzy Inference System		
Measures	*RMSE*	*MSE*	*MAE*	*RMSE*	*MSE*	*MAE*
First Signal	0.1498	0.0224	0.1105	0.1382	0.0191	0.0876
Second Signal	0.2110	0.0445	0.1268	0.1718	0.0295	0.0927
Third Signal	0.5737	0.3289	0.1298	0.5653	0.3196	0.1011
Fourth Signal	0.1698	0.0288	0.0755	0.1294	0.0167	0.0464

التمويل: هذا البحث ممول من جامعة دمشق وفق رقم التمويل (501100020595).

References:

[1] Chai, T., & Draxler, R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE) Arguments against avoiding RMSE in the literature. Geosci. Model Dev.

[2] Cheng , C.-H., Chen, T.-L., Teoh, H., & Chiang, C.-H. (2008). Fuzzy time-series based on adaptive expectation model for TAIEX forecasting. Exp Syst Appl.

[3] Ma, H.-J., & Xu, L. (2018). Cooperative Fault Diagnosis for Uncertain Nonlinear Multiagent Systems Based on Adaptive Distributed Fuzzy Estimators. IEEE.

[4] Medina, R., Zaldivar, D., Romero, A., Zuñiga, J., & Mombello, E. (2022). A fuzzy inference-based approach for estimating power transformers risk index. ScienceDirect.

[5] Ren, J., Zhang, M., Yu, C., & Liu, Z. (2022). Balanced MSE for Imbalanced Visual Regression. Cornell University arxiv.

[6] Salim, O. M., Abdallah, M. A., & Hassan, M. (2021). Real-time Free Form Contour Error Estimation based on Fuzzy Logic Estimator. 22nd International Middle East Power Systems Conference (MEPCON). Egypt: IEEE .

[7] SEPESTANAKI, M., BAHMANI, H., ALI, M., JALILVAND, A., MOBAYEN, S., & FEKIH, A. (2022). Fuzzy Estimator Indirect Terminal Sliding Mode Control of Nonlinear Systems Based on Adaptive Continuous Barrier Function. IEEE Access.

[8] Yuan, M., & Li, Y. (2022). Event-triggered Non-fragile State Estimator Design for Interval Type-2 Takagi-Sugeno Fuzzy Systems via Quadratic Boundedness. IEEE Xplore.

[9] Zhang, R., Ashuri, B., & Deng, Y. (2017). A novel method for forecasting time series based on fuzzy logic and visibility graph. Springer.

[10] Zhao, H., Li, X., Ge, K., & Ding, H. (2021). A contour error definition, estimation approach and control structure for six-dimensional robotic machining tasks. ScienceDirect, Elsevier Ltd.