

استعمال المنطق المضرب للتنبؤ بنماذج دالة التحويل

نور الهدى محمود ثامر
مديرية إحصاء نينوى، الموصل، العراق.

Email: nooralhudanoor814@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-3434-1986>

نجلاء سعد ابراهيم

قسم الإحصاء والمعلوماتية، كلية علوم الحاسوب والرياضيات، جامعة الموصل، الموصل، العراق.

Email: najlaa.s.a@uomosul.edu.iq, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5828-5243>

المستخلص

معلومات البحث

يهدف البحث إلى التنبؤ بدرجات الحرارة باستعمال إحدى منهجيات السلاسل الزمنية المتمثلة بنماذج دالة التحويل، وهي نماذج زمنية تُستخدم لوصف العلاقة الديناميكية بين متغيرات الإدخال المتمثلة بالإشعاع الشمسي ومتغيرات الإخراج المتمثلة بدرجات الحرارة، تم بناء الأنموذج أولاً باستعمال البيانات الأصلية، ثم أُعيد بناؤه بعد تطبيق تقنية تضبيب البيانات بهدف تقليل الضجيج وتحسين جودة السلسلة الزمنية والمقارنة بين النموذجين من خلال استعمال معايير دقة التنبؤ (MAE و MSE)، وقد أظهرت النتائج أن الأنموذج بعد التضبيب قدّم أداءً أفضل من الأنموذج الذي استخدم البيانات الأصلية لامتلاكه أقل القيم لمعايير دقة التنبؤ، إذ حقق دقة أعلى في التنبؤ على المدى القصير، تؤكد هذه النتيجة أهمية تقنيات المعالجة المسبقة، مثل تضبيب البيانات، في تعزيز كفاءة النماذج الإحصائية وتحسين نتائج التنبؤ في التطبيقات المناخية.

تواريخ البحث:

التقديم: 2025 / 12 / 22
المراجعة: 2026 / 01 / 25
قبول النشر: 2026 / 02 / 02
نشر الكتروني: 2026 / 03 / 01
تسلسل الصفحات: 90 - 102

الكلمات المفتاحية:

المنطق المضرب، دالة التحويل، دالة الكاوسية، الإشعاع الشمسي، التنبؤ.

المراسلة:

أسم الباحث: نجلاء سعد ابراهيم

Email:

najlaa.s.a@uomosul.edu.iq

1. المقدمة

يعد التنبؤ بدرجات الحرارة من الموضوعات الحيوية في مجالات الأرصاد الجوية والبيئة والطاقة، نظراً لأهميته في التخطيط واتخاذ القرار في العديد من القطاعات، مثل الزراعة، والصناعة، والنقل، والصحة العامة. ومع تطور تقنيات النمذجة الرياضية والتحليل الرقمي، ظهرت طرق متقدمة للتنبؤ بالمتغيرات المناخية، من بينها نماذج دالة التحويل (Transfer Function Models) التي تنتمي إلى منهجية النمذجة الزمنية ضمن إطار النماذج الخطية الديناميكية. إذ تعتمد نماذج دالة التحويل على وصف العلاقة بين مدخلات ومخرجات نظام معين، حيث يتم تمثيل العلاقة الزمنية بين المتغيرات باستعمال معادلات تفاضلية أو فرقية [1]. وفي حالة التنبؤ بدرجات الحرارة، يمكن استعمال هذه النماذج لربط المتغيرات مثل الإشعاع الشمسي، الرطوبة، الضغط الجوي، وسرعة الرياح بدرجات الحرارة، مما يسمح بتحليل سلوك النظام المناخي وتوقع تغيراته المستقبلية بدقة أكبر. تمتاز هذه النماذج بقدرتها على تمثيل الأنظمة الديناميكية المعقدة واستيعاب تأثيرات التأخير الزمني بين المدخلات والمخرجات، وهو ما يجعلها مناسبة بشكل خاص لتحليل الظواهر الجوية التي تتغير عبر الزمن. ومن أجل تحسين أداء الأنموذج وزيادة دقته في التنبؤ بدرجات الحرارة، تم تطبيق تقنية تضبيب البيانات (Data Smoothing) بهدف تقليل الضجيج والتقلبات غير المنتظمة في السلاسل الزمنية. وقد أظهرت نتائج المقارنة بين الأنموذج قبل وبعد التضبيب أن استعمال البيانات المضببة أدى إلى تحسين ملحوظ في دقة التنبؤ، مما يؤكد أهمية المعالجة المسبقة للبيانات في نمذجة الأنظمة المناخية. تم البحث في إمكانية استعمال المنطق الضبابي لتحسين النماذج الاقتصادية في عدد من الأبحاث السابقة. وصف Zadeh (1965) الأسس النظرية للمجموعات الضبابية [2]، بينما أظهر Mendel (2017) كيفية استعمال المجموعات الضبابية لمحاكاة الأنظمة المعقدة [3]. وأظهر Korol (2018) في بيئة واقعية مدى فعالية النماذج الضبابية في زيادة دقة التنبؤ بالمتغيرات المالية [4]. أما الباحثان جسام وخضير في عام 2024 [5] فقدموا دراسة حول استعمال انموذج دالة التحويل ثنائي المدخلات في السلاسل الزمنية المالية ومقارنتها مع نماذج دالة تحويل احادية المدخلات ونماذج ARIMA وتوصل الباحث بتوفيق الأنموذج الثاني المدخلات [1].

2. أهمية البحث

تعتمد نماذج دالة التحويل التقليدية في التنبؤ على افتراضات رياضية صارمة، مثل الخطية، وثبات المعلمات، ودقة البيانات المدخلة، وهو ما يجعل أداء هذه النماذج محدوداً عند التعامل مع الأنظمة المعقدة أو غير الخطية أو التي تتسم بعدم اليقين والغموض في البيانات. وفي التطبيقات العملية، لا تكون العلاقات بين المدخلات والمخرجات واضحة دائماً، كما قد تتأثر البيانات

بالوضوء أو النقص أو عدم الدقة، مما يؤدي إلى انخفاض دقة التنبؤ باستعمال الطرائق الكلاسيكية. ومن هنا تبرز الحاجة إلى تنبؤ منهجيات ذكية قادرة على استيعاب عدم اليقين والغموض في البيانات، مثل المنطق المضرب، من أجل تحسين كفاءة التنبؤ بنماذج دالة التحويل ومعالجة أوجه القصور في النماذج التقليدية، تم اللجوء إلى نماذج بديلة قادرة على التعامل مع تعقيدات دالة التحويل الا وهو استخدام المنطق المضرب. ويمكن بيان فرضية الدراسة من خلال النقاط الآتية:

1. استعمال المنطق المضرب للتنبؤ بنماذج دالة التحويل بدقة عالية.
2. تحسين دقة التنبؤ بنماذج دالة التحويل باستعمال المنطق المضرب مقارنة بالنماذج التقليدية.
3. تطبيق المنطق المضرب على نماذج دالة التحويل في مختلف المجالات والتطبيقات.

3. هدف البحث

يهدف البحث الى:

1. بناء نموذج تنبؤي قائم على المنطق المضرب لتمثيل دوال التحويل في الأنظمة الديناميكية.
2. تحليل كفاءة المنطق المضرب في التعامل مع عدم اليقين والغموض في البيانات مقارنةً بالنماذج التقليدية.
3. تقييم دقة التنبؤ لنماذج دالة التحويل باستعمال المنطق المضرب من خلال مقاييس إحصائية مناسبة.

4. الإطار النظري

1.4 المنطق المضرب

يُعد المنطق المضرب (Fuzzy Logic) من أدوات الذكاء الاصطناعي التي تُستخدم للتعامل مع المعلومات غير الدقيقة أو غير المؤكدة، وقد طُوّر على يد "لطف زادة" عام 1965 لتوسيع المنطق التقليدي الذي يعتمد على الثنائية الصارمة (0 أو 1). في المنطق المضرب، يمكن للعنصر أن ينتمي إلى مجموعة بدرجة عضوية تتراوح بين 0 و 1، مما يتيح تمثيلاً أكثر مرونة للواقع، خاصة عند معالجة النظم المعقدة التي يصعب توصيفها بدقة رياضية صارمة [1]. إذ تُستخدم الدوال العضوية (Membership Functions) لتحديد درجة انتماء عنصر معين إلى مجموعة مضربة [7]، [6] وتُصمم هذه الدوال وفقاً لطبيعة البيانات والتطبيق، ومن أشهر أنواعها:

1. الدالة المثلثية: تُستخدم لتمثيل العضوية بخطوط مستقيمة وتشبه شكل المثلث. تُعرف بثلاث قيم: الحد الأدنى، الحد الأعلى، والقيمة المركزية. إذ تُستخدم هذه الدالة بسبب بساطتها الحسابية ووضوح تمثيلها الرياضي. ويمكن تمثيل دالة العضوية المثلثية بالصيغة الآتية [8], [9]:

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

2. الدالة شبه المنحرفة: تُستخدم عندما يكون هناك نطاق أوسع للقيم التي تنتمي بدرجة عالية إلى المجموعة، وتأخذ شكل شبه منحرف. وتكون الصيغة الرياضية لهذه الدالة كالآتي [10], [11]:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & \text{if } a \leq x \leq b \\ 1 & \text{if } b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & \text{if } c \leq x \leq d \\ 0 & \text{if } x \geq d \end{cases} \quad (2)$$

أذ ان :-

- عندما يكون $x \leq a$ فإن درجة العضوية تكون 0، أي أن العنصر لا ينتمي إلى المجموعة الضبابية.
 - عندما يكون x بين a و b ، تزداد العضوية خطياً من 0 إلى 1.
 - عندما يكون x بين b و c ، تكون العضوية 1، مما يعني أن جميع القيم في هذا النطاق تنتمي بالكامل إلى المجموعة.
 - عندما يكون x بين c و d ، تبدأ العضوية في الانخفاض تدريجياً حتى تصل إلى 0 عندما $x \geq d$.
3. الدالة الجرسية : تعتمد على التوزيع الطبيعي وتُستخدم لتمثيل العضوية بسلاسة، لاسيما عند الحاجة إلى انتقال ناعم بين الدرجات. وتعطى هذه الدالة بالصيغة التالية [12] :-

$$\mu_A(x) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-c}{s} \right)^2} \quad (3)$$

أذ ان: C: تمثل المتوسط للبيانات. S: تمثل الانحراف المعياري للبيانات.

3.4. خطوات تقدير نموذج دالة التحويل

- يُمر تقدير أنموذج دالة التحويل بعدة مراحل منهجية، تهدف إلى بناء أنموذج يصف العلاقة الزمنية بين المتغيرات بدقة. وفيما يلي المراحل الأساسية: [13]
1. فحص البيانات: تتمثل بجمع السلاسل الزمنية الخاصة بالمدخلات (الإشعاع الشمسي) والمخرجات (درجة الحرارة). ومن ثم التحقق من استقرارية البيانات (Stationarity) وإزالة الاتجاه العام أو التذبذبات الموسمية إن وجدت.
 2. تحليل الارتباط بين المتغيرات: ويتم ذلك بحساب دالة الارتباط المتقاطع بين كل مدخل والمخرج، بهدف تحديد ما إذا كانت هناك علاقة ذات دلالة إحصائية، ومعرفة زمن التأخير الذي تظهر فيه أقوى علاقة.
 3. بناء أنموذج ARIMA للمدخلات: قبل استعمال المدخلات في أنموذج دالة التحويل، يتم "تنقيتها" عن طريق بناء أنموذج ARIMA الخاص بها [9]. يُستخدم هذا الأنموذج لإزالة الاعتماد الذاتي في السلسلة، ما يُحسّن تقدير العلاقة مع المخرج لاحقاً.
 4. تحديد بنية دالة التحويل: تحديد الشكل العام لدالة التحويل (عدد الحدود في البسط والمقام، ودرجة التأخير). وذلك بكتابة أنموذج دالة التحويل وفق الصيغة الآتية:

$$Z_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^k U_t + N_t = \frac{\omega_s(B)}{\delta_r(B)} B^k U_t + \frac{\vartheta(B)}{\varphi(B)} a_t$$

$$\omega(B) = \omega_0 - \omega_1 B - \dots - \omega_s B^s$$

$$\delta(B) = 1 - \delta_1 B - \dots - \delta_r B^r$$

$$\vartheta(B) = 1 - \vartheta_1 B - \dots - \vartheta_{qn} B^{qn}$$

$$\varphi(B) = 1 - \varphi_1 B - \dots - \varphi_{pn} B^{pn}$$
(4)

أذ أن: Z_t : تمثل السلسلة الزمنية للمخرجات (درجة الحرارة). U_t : تمثل السلسلة الزمنية للمدخلات (الإشعاع الشمسي)، N_t : تمثل السلسلة التشويش الأبيض، a_t : تمثل بواقي سلسلة التشويش الأبيض وهي عبارة عن أخطاء عشوائية غير مترابطة ذات توزيع طبيعي متوسطه مقداره صفراً وتباينه قيمة ثابتة. أما المشغل B فهو يمثل عامل الإزاحة الخلفي أذ أن $B^k U_t = U_{t-k}$.
ان المعلمات qn, pn, s, r, k تفسر كما يلي: k : تمثل زمن التأخير أو عدد الوحدات الزمنية قبل ان تبدأ متغيرات الإدخال U_t في التأثير على متغيرات المخرجات Z_t . r : تمثل رتبة البعد وهي عدد الفترات الزمنية السابقة للمخرجات Z_t حيث تتأثر بقيمتها السابقة حتى إبطاء s . r : تمثل رتبة البعد النهائي تعني القيمة الجديدة للمدخلات U_t ستستمر في التأثير على المخرجات Z_t لعدد s من الفترات الزمنية. pn : تمثل رتبة الانحدار الذاتي وهي عدد القيم السابقة لسلسلة التشويش الأبيض N التي تستخدم لنمذجة ارتباطها الزمني. qn : تمثل رتبة المتوسط المتحرك وهي عدد الصدمات العشوائية السابقة a_t التي تستخدم لنمذجة ارتباط سلسلة التشويش الأبيض.

5. تقدير الأنموذج: استعمال طرق مثل الاحتمالية العظمى (Maximum Likelihood) أو المربعات الصغرى (Least Squares) لتقدير معاملات الأنموذج.
6. التحقق من صلاحية الأنموذج: بعد تقدير معاملات أنموذج دالة التحويل يتم تقييم مدى ملاءمة الأنموذج للبيانات من خلال تحليل بواقي الأنموذج (Residuals) للتأكد من أنها تشبه الضوضاء البيضاء أي أنها عشوائية تماماً ولا تحتوي على أي أنماط أو معلومات لم يلتقطها الأنموذج ويتم ذلك من خلال احتساب معاملات دالة الارتباط الذاتي لتلك السلسلة وقد تم استخدام اختبار Box- Pierce الذي يمكن تعريفه وفق الصيغة الآتية لأختبار عشوائية سلسلة البواقي a_t :

$$\psi = (N - s - r - k) \sum_{l=1}^h \mathcal{R}_{aa}^2(l)$$
(5)

أذ أن: N : تمثل عدد البيانات الكلية. وان ψ تتبع تقريباً توزيع كاي سكوير بدرجة حرية قدرها $(h - p_n - q_n)$ وأن h تمثل الكبر ازاحة مدروسة، وعليه تكون سلسلة البواقي عشوائية إذا تحقق أن ψ المحسوبة أقل من قيمتها الجدولية تحت مستوى معنوية معين.

وكذلك يتم التحقق من استقلالية سلسلة المدخل المنقاة ε_t مع سلسلة البواقي a_t حيث يتم إحتساب الارتباطات التقاطعية بين السلسلة ε_t وسلسلة البواقي a_t أي إيجاد $\rho_{\varepsilon a}(h)$. وقد تم استخدام اختبار (Box-Pierce) الذي يمكن تعريفه وفق الصيغة الآتية لأختبار استقلالية سلسلة المدخل المنقاة ε_t مع سلسلة البواقي a_t :

$$\Omega = (N - 1 - \max[p_u, (s + k + p_n)]) \sum_{l=0}^h \rho_{\varepsilon a}^2(l)$$
(6)

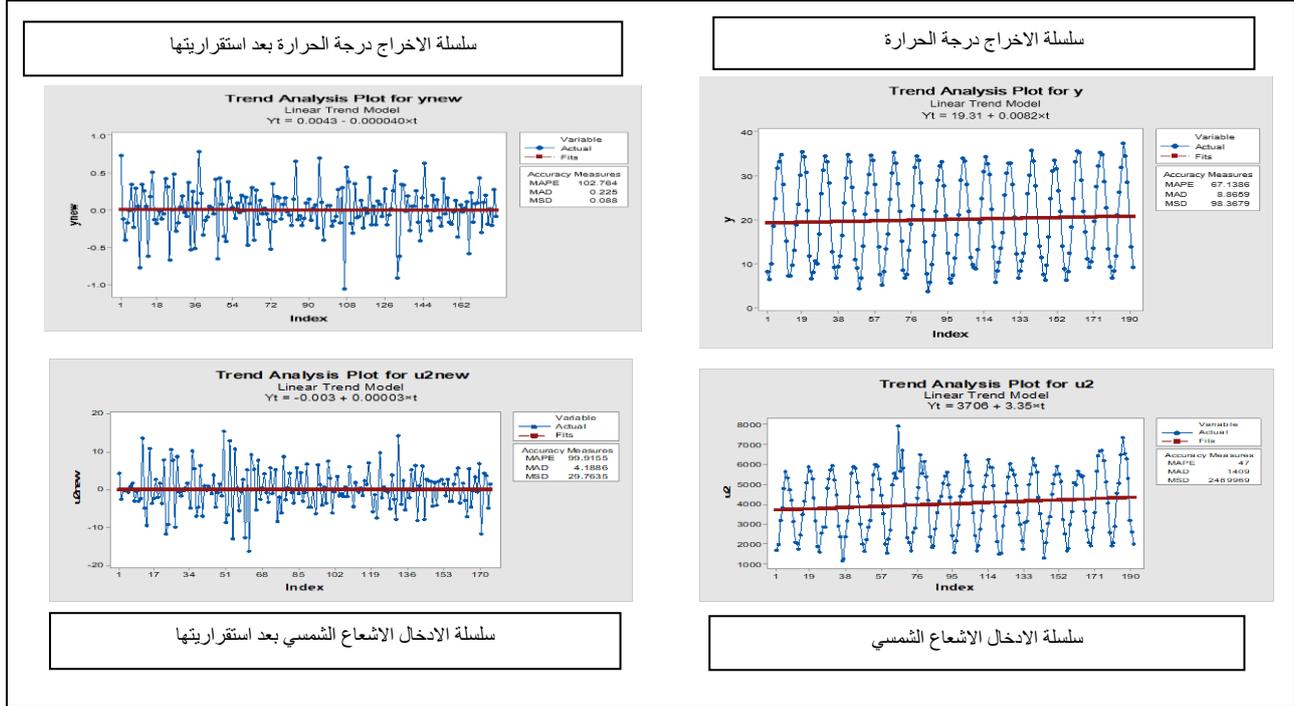
أذ أن: p_u : تمثل رتبة الانحدار الذاتي لسلسلة المدخل. وأن (Ω) تتبع تقريباً توزيع كاي سكوير بدرجة حرية قدرها $(h + 1 - s - r)$. فإذا تحقق أن قيمة (Ω) أقل من قيمتها الجدولية فإن ذلك يعني أن سلسلة المدخلات المنقاة ε_t مستقلة عن سلسلة التشويش a_t .
7. التنبؤ: بعد التحقق من صلاحية الأنموذج، يمكن استعماله في التنبؤ بدرجات الحرارة المستقبلية بناءً على القيم المستقبلية أو المتوقعة للمدخلات.

5. الجانب العملي

تتضمن هذه الفقرة التطبيق على بيانات حقيقية تتمثل بالمعدلات الشهرية لدرجات الحرارة في محافظة نينوى خلال الفترة (2009-2024) كسلسلة مخرجات والمدخلات تمثلت بالإشعاع الشمسي الذي يقاس بـ (واط. يوم / م²). حيث سيتم وصف بيانات الدراسة وتحليلها باستعمال نماذج لدالة التحويل قبل وبعد تضبيب البيانات والمقارنة بين دقة التنبؤ في النماذج فقد تم اخذ البيانات من كانون الثاني لسنة 2009 لغاية شهر اب 2024 للتدريب وترك أربعة أشهر لسنة 2024 لمقارنة التنبؤ وقد تم استعمال البرنامجين Matlab ومinitab لإجراء التحليل.

1.5. تكوين أنموذج دالة التحويل قبل التضبيب

إن الخطوة الأساسية الأولى هي معرفة ما إذا كانت البيانات مستقرة أم لا لسلسلة الإدخال وسلسلة الإخراج نلاحظ من خلال رسم السلسلتين في الشكل (1) واختبار ADF المبين في الجدول (1) بأن السلسلتين غير مستقرة في الوسط والتباين ولأجل جعلها مستقرة تم استعمال احدى التحويلات وهي أخذ الجذر التربيعي لثبوت التباين والفرق الأول لإزالة الاتجاه العام ومن ثم الفرق الموسمي لإزالة أثر الموسم من هذه السلاسل وكما مبين في الشكل (1).



الشكل (1): رسم الاتجاه العام لسلسلتي المدخلات والإخراج بعد ثبوت استقراريتهم.
الجدول (1): قيم ADF لسلسلتي الإدخال (الإشعاع الشمسي) والإخراج (درجة الحرارة).

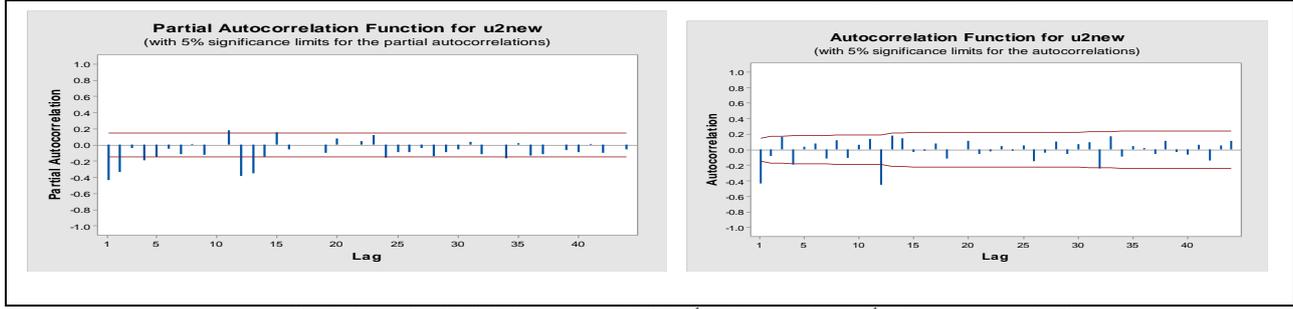
المتغيرات	ADF		
	وجود الثابت وغياب الاتجاه العام	وجود الاتجاه العام والثابت	غياب الاتجاه العام والثابت
بيانات الإشعاع الشمسي الاصلية	-1.565059 (0.4984)	-2.064257 (0.5617)	-1.035018 (0.9209)
بيانات الإشعاع الشمسي بعد الفرق	-12.77370 (0.0000)	-12.73584 (0.0000)	-12.71279 (0.0000)
بيانات درجة الحرارة الاصلية	-1.753943 (0.4025)	-1.968893 (0.6139)	0.364526 (0.7888)
بيانات درجة الحرارة بعد الفرق	-12.83056 (0.0000)	-12.79396 (0.0000)	-12.85506 (0.0000)

بعد تهيئة سلسلة المدخل U_t وسلسلة المخرج Z_t يتم تبييضها من خلال تحديد الإنموذج الملائم لسلسلة المدخل (الإشعاع الشمسي) للحصول على سلسلة بواقى مستقلة وذلك بملاحظة سلوك دالتي الارتباط الذاتي والأرتباط الذاتي الجزئي لسلسلة المدخل U_t ، كما في الشكل (2) التي تم تقديرها وفق المعادلات الآتية:

$$\rho_U(h) = \frac{E(U_t - \mu_U)(U_{t+h} - \mu_U)}{E(U_t - \mu_U)^2} \quad (7)$$

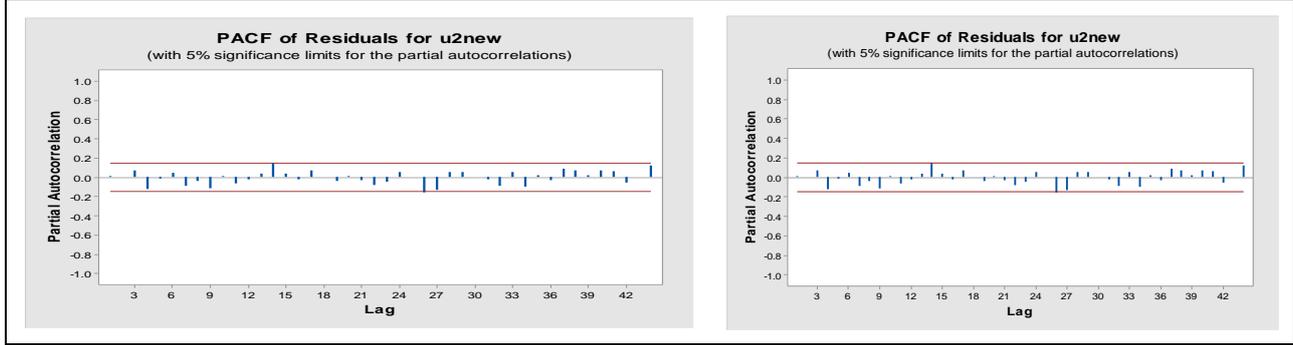
$$\hat{\phi}_{hh} = \frac{r_h - \sum_{j=1}^{h-1} \hat{\phi}_{h-1,j} r_{h-j}}{1 - \sum_{j=1}^{h-1} \hat{\phi}_{h-1,j} r_j} \quad (8)$$

أذ أن: $\rho_U(h)$: يمثل معامل الارتباط ذاتي لقيم U بإزاحة مقدارها h . μ_U : تمثل الوسط الحسابي لقيم U . $\hat{\rho}_{hh}$: تمثل القيمة المقدره لمعامل الارتباط الذاتي الجزئي لقيم U بإزاحة مقدارها h . r_h : تمثل القيمة المقدره لـ ρ_h .



الشكل (2): رسم دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي لسلسلة المدخل (الإشعاع الشمسي).

تبين من الشكل (2) أن سلسلة المدخل تتبع إنموذج $SARIMA(2,1,1)(2,1,1)_{12}$ إذ أمثلك أقل قيمة $MSE=10.48$ كما يوضح في الشكل (3) رسم كل من دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي للبواقي حيث تم احتساب قيم الدوال الارتباط الذاتي والارتباط الذاتي الجزئي وفق المعادلتين (7 و 8) لقيم البواقي وتبين من خلال الرسم للدوال بان البواقي عشوائية.



الشكل (3) دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي لسلسلة بواقي إنموذج $SARIMA(2,1,1)(2,1,1)_{12}$.

والجدول (2) يبين القيم التقديرية للمعاملات باستعمال طريقة المربعات الصغرى.

جدول (2) التقديرية لمعاملات الأنموذج $SARIMA(2,1,1)(2,1,1)_{12}$.

Type	Coef	SE Coef	T- statistical	P- value
AR 1	0.1544	0.0919	2.68	0.035
AR 2	0.1050	0.0879	2.19	0.023
SAR12	-0.0525	0.0889	-3.59	0.006
SAR24	-0.1369	0.0895	-3.53	0.012
MA1	0.9042	0.0495	18.26	0.000
SMA12	0.9011	0.0671	13.42	0.000

نلاحظ من خلال الجدول (2) بان قيم جميع المعلمات معنوية. وأن الصيغة العامة لإنموذج $SARIMA(2,1,1)(2,1,1)_{12}$ تعرف بالشكل الآتي:

$$(1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2)(1 - \phi_1 B^{12} - \phi_2 B^{24})U_t = (1 - \vartheta_1 B)(1 - \theta_1 B^{12})\varepsilon_t \quad (9)$$

$$\varepsilon_t = U_t - \varphi_1 U_{t-1} - \varphi_2 U_{t-2} - \phi_1 U_{t-12} + \varphi_1 \phi_1 U_{t-13} + \varphi_2 \phi_1 U_{t-14} - \phi_2 U_{t-24} + \varphi_1 \phi_2 U_{t-25} + \varphi_2 \phi_2 U_{t-26} + \vartheta_1 \varepsilon_{t-1} + \theta_1 \varepsilon_{t-12} - \vartheta_1 \theta_1 \varepsilon_{t-13}$$

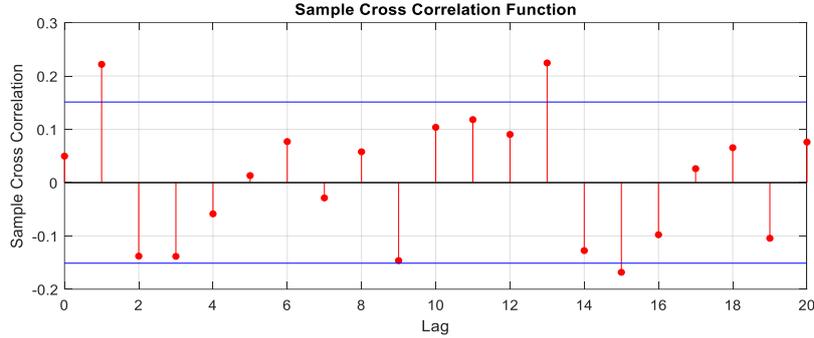
باستعمال المعادلة (5) اعلاه يتم الحصول على قيم سلسلة المدخل المبيضة ε_t . وللحفاظ على العلاقة الدالية بين المدخل والمخرج تجرى تنقية سلسلة المدخل على سلسلة المخرج اذا يتم الحصول على قيم سلسلة المخرج المبيضة ∂_t (درجات الحرارة) على النحو الآتي:

$$(1 - \varphi_1 B - \varphi_2 B^2)(1 - \phi_1 B^{12} - \phi_2 B^{24})Z_t = (1 - \vartheta_1 B)(1 - \theta_1 B^{12})\partial_t \quad (10)$$

$$\partial_{2t} = Z_t - \varphi_1 Z_{t-1} - \varphi_2 Z_{t-2} - \phi_1 Z_{t-12} + \varphi_1 \phi_1 Z_{t-13} + \varphi_2 \phi_1 Z_{t-14} - \phi_2 Z_{t-24} + \varphi_1 \phi_2 Z_{t-25} + \varphi_2 \phi_2 Z_{t-26} + \vartheta_1 \partial_{t-1} + \theta_1 \partial_{t-12} - \vartheta_1 \theta_1 \partial_{t-13} + \theta_2 \partial_{t-24} - \vartheta_1 \theta_2 \partial_{t-25} + \theta_3 \partial_{t-36} - \vartheta_1 \theta_3 \partial_{t-37}$$

وبعد تقدير قيم السلاسل المبيضة تم رسم قيم الارتباطات التقاطعية بين السلسلتين (ε_t) و (∂_t) لغرض تحديد زمن التأخير في النظام وكذلك تحديد رتب إنموذج دالة التحويل (s,r). يوضح في الشكل (4) الآتي رسم دالة الارتباط المتقاطع بين السلسلتين (ε_t) و (∂_t) اذ تم تقدير قيم الارتباط المتقاطع بين السلسلتين وفق الصيغة الآتية:

$$\rho_{\varepsilon\theta}(h) = \frac{E[\varepsilon_t - \mu_\varepsilon][\theta_{t+h} - \mu_\theta]}{\sqrt{E[\varepsilon_t - \mu_\varepsilon]^2 E[\theta_t - \mu_\theta]^2}} \quad (11)$$



الشكل (4) دالة الارتباط المتقاطع بين السلسلتين (ε_t) و (θ_t) .

تم تحديد رتبة إنموذج دالة التحويل (s, r, k) من خلال ملاحظ بان أول ارتباط معنوي في الشكل (4) هو عند التخلف الأول وهذا يعني أن $(k=1)$ و $(r=2)$ و $(s=0)$, وأن صيغة إنموذج دالة التحويل تكون على النحو الآتي:

$$Z_{2t} = \frac{\omega_{02}}{1 - \delta_{12}B - \delta_{22}B^2} U_{2t-1} \quad (12)$$

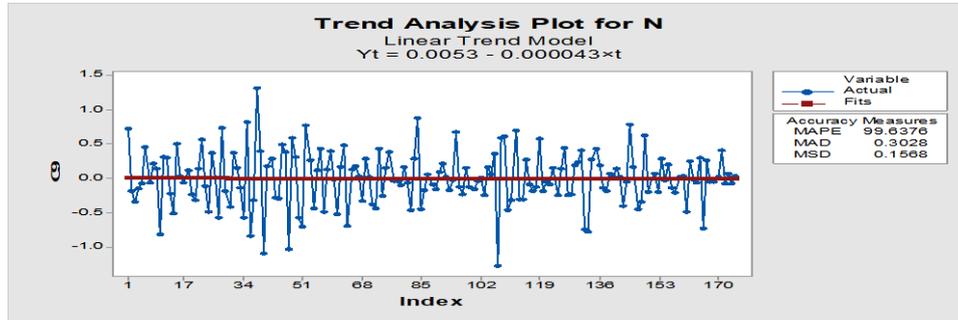
وعند التعويض بقيم أوزان الاستجابة النبضية نحصل على القيم الأولية للمعاملات $\delta_{12} = -0.4231478$, $\delta_{22} = -0.8866666$

$$Z_{2t} = \frac{0.0146977}{(1 + 0.4231478B + 0.8866666B^2)} U_{2t-1} \quad (13)$$

لتقدير قيم سلسلة التشويش الأبيض N_t يتم من خلال استعمال المعادلة الآتية:

$$N_t = Z_t - \sum_{i=0}^{20} v_i U_{t-i} \quad (14)$$

بعد الحصول على قيم سلسلة التشويش الأبيض N_t وفق المعادلة (14) تم فحص استقراريتها وتبين بان السلسلة مستقرة الشكل (5) الاتي يوضح رسم الاتجاه العام لسلسلة اذ يثبت استقراريتها.



الشكل (5) الاتجاه العام لسلسلة التشويش الأبيض N_t .

وتم تشخيص الإنموذج SARIMA الملائم لها وأن أفضل إنموذج هو $SARIMA(1,0,1)(2,0,1)_{12}$ لأمتلاكه أقل قيمة $MSE=0.03884$ كما في الجدول الاتي الذي تم ادراج فيه افضل النماذج أي معلماته معنوية واختبار البواقي لها:

جدول (3) نماذج SARIMA الملائمة لبيانات التشويش الأبيض N_t .

رتب الإنموذج SARIMA	MSE	معنوية المعلمات	البواقي
SARIMA(1,0,1)(2,0,0)	0.04369	معنوية	عشوائية
SARIMA(1,0,1)(3,0,0)	0.04608	معنوية	عشوائية
SARIMA(1,0,1)(0,0,2)	0.03909	معنوية	عشوائية
SARIMA(1,0,1)(1,0,1)	0.04071	معنوية	عشوائية
SARIMA(1,0,1)(2,0,1)	0.03884	معنوية	عشوائية

ولإختبار ملائمة الإنموذج تم احتساب الارتباطات الذاتية والذاتية الجزئية للبواقي وتبين أن قيم هذه الارتباطات جميعها واقعة داخل حدود الثقة مما يؤكد أن سلسلة البواقي مقبولة أي إن سلسلة البواقي عشوائية وأن قيم المعلمات هي

يمكن توضيحه وفق الصيغة الآتية: $(\varphi_1 = 0.3248, \phi_1 = 0.084, \phi_2 = -0.0957, \vartheta_1 = 0.9826, \theta_1 = 0.9116)$, وعليه فإن الإنموذج النهائي لدالة التحويل

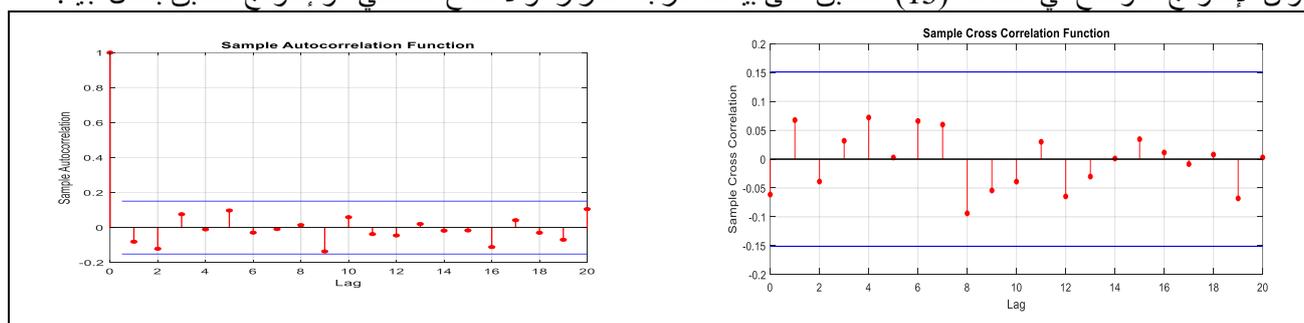
$$Z_t = \frac{\omega_0}{1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2} U_{t-1} + \frac{(1 - \vartheta_1 B)(1 - \theta_1 B^{12})}{(1 - \varphi_1 B)(1 - \phi_1 B^{12} - \phi_2 B^{24})} a_t \quad (15)$$

تم الحصول على القيم النهائية للإنموذج وبأقل متوسط مربعات الخطأ $MSE=0.0921$ المقابلة للمعاملات $(\omega_0 = 0.029, \delta_1 = 0.187, \delta_2 = 0.391, \varphi_1 = 0.672, \phi_1 = -0.655, \phi_2 = -0.064, \vartheta_1 = 0.773, \theta_1 = -0.144)$ تشير قيمة المعامل $\omega_0 = 0.029$ إلى وجود تأثير طفيف للإشعاع الشمسي على ارتفاع درجة الحرارة. وتشير قيم ϕ_1 و ϕ_2 إلى التأثير الأقوى للإشعاع يكون متعكساً ومتأخراً بفترة زمنية واحدة. أما قيم δ_1, δ_2 فأنها تؤكد بأن النظام الحراري يتمتع بذاكرة ديناميكية طويلة، حيث يكون لتأثير الإشعاع قبل فترتين δ_2 الأثر الأكبر في تحديد السلوك الحالي لدرجة الحرارة. وان القيمة المرتفعة لـ φ_1 تشير إلى استمرارية زمنية قوية للعوامل غير المفسرة (كالرطوبة والرياح) أما قيمة ϑ_1 تبين بأن الصدمات العشوائية (كظواهر جوية مفاجئة) لها تأثير كبير وممتد، ان القيم المرتفعة φ_1 و ϑ_1 كانت ضرورية لانتقاط التعقيد الزمني للعوامل المؤثرة غير المدخلة في الإنموذج.

بعد تقدير معاملات إنموذج دالة التحويل يتم التحقق من دقة ملائمة الإنموذج المقدر وذلك من خلال تحديد قيم سلسلة البواقي النهائية a_t يمكن حساب قيم السلسلة a_{2t} باستعمال الصيغة التقديرية الآتية:

$$(1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2)(1 - \varphi_1 B)(1 - \phi_1 B^{12} - \phi_2 B^{24})Z_t = (1 - \varphi_1 B)(1 - \phi_1 B^{12} - \phi_2 B^{24})\omega_0 U_{t-1} + (1 - \delta_1 B - \delta_2 B^2)(1 - \vartheta_1 B)(1 - \theta_1 B^{12})a_t \quad (16)$$

لقد تم حساب قيم دالة الارتباط الذاتي لسلسلة البواقي a_t المقدره وفق المعادلة (16)، ويوضح (في الشكل 6) رسم هذه القيم حيث تبين بأن قيمه صغيرة تقع ضمن حدود الثقة مما يشير إلى عشوائية البواقي. ولقد تم احتساب معاملات الارتباط المتقاطع بين السلسلتين ε_t و a_t ومن ثم رسمها كما موضح في الشكل (6). ومن خلال الشكل يتبين أن هذه الارتباطات غير معنوية وتقع ضمن حدود الثقة. وأن الإنموذج الموضح في المعادلة (15) المطبق على بيانات درجة الحرارة والإشعاع الشمسي هو إنموذج مطابق بشكل جيد.



الشكل (6) دالة الارتباط الذاتي للسلسلة a_t ورسم دالة الارتباط المتقاطع بين السلسلتين ε_t و a_t .

يمكن الحصول على القيم التنبؤية عند الفترة (m) باستعمال إنموذج دالة التحويل الثانية من خلال استعمال المعادلة (16) الآتية:

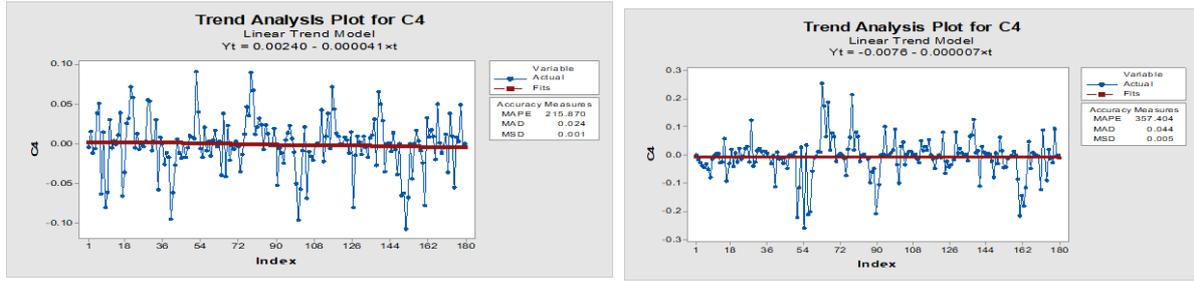
$$\begin{aligned} Z_{t+m} = & (\delta_1 + \varphi_1)Z_{t+m-1} - (\delta_1\varphi_1 - \delta_2)Z_{t+m-2} - \delta_2\varphi_1 Z_{t+m-3} + \phi_1 Z_{t+m-12} \\ & - (\delta_1\phi_1 + \varphi_1\phi_1)Z_{t+m-13} - (\delta_2\phi_1 + \delta_1\varphi_1\phi_1)Z_{t+m-14} - \delta_2\varphi_1\phi_1 Z_{t+m-15} \\ & + \phi_2 Z_{t+m-24} - (\delta_1\phi_2 + \varphi_1\phi_2)Z_{t+m-25} \\ & - (\delta_2\phi_2 + \delta_1\varphi_1\phi_2)Z_{t+m-26} - \delta_2\varphi_1\phi_2 Z_{t+m-27} + \omega_0 U_{t+m-1} \\ & - \varphi_1\omega_0 U_{t+m-2} - \phi_1\omega_0 U_{t+m-13} + \phi_1\varphi_1\omega_0 U_{t+m-14} - \phi_2\omega_0 U_{t+m-25} \\ & + \varphi_1\phi_2\omega_0 U_{t+m-26} + a_{t+m} - (\delta_1 + \vartheta_1)a_{t+m-1} + (\delta_1\vartheta_1 - \delta_2)a_{t+m-2} \\ & + \delta_2\vartheta_1 a_{t+m-3} - \theta_1 a_{t+m-12} + (\delta_1\theta_1 + \vartheta_1\theta_1)a_{t+m-13} \\ & + (\delta_2\theta_1 - \delta_1\vartheta_1\theta_1)a_{t+m-14} - \delta_2\vartheta_1\theta_1 a_{t+m-15} \end{aligned} \quad (16)$$

لإيجاد القيمة التنبؤية لسلسلة المخرج Z_t يتطلب تحديد قيم a_{2t+m} وهي القيمة المتنبأ بها لخطوة مستقبلية مقدارها m وهذه القيمة لا يمكن التنبؤ بها لذلك تكون مساوية إلى الصفر.

3.5. تكوين أنموذج دالة التحويل بعد التضييب

لقد تم تضييب كل من سلسلتي الإدخال والإخراج (الإشعاع الشمسي ودرجة الحرارة) من خلال استعمال الدالة العنصرية الكاوسية لان المتغيرين يخضعان لقانون التوزيع الطبيعي تقريبا وان الدالة الكاوسية هي التمثيل الرياضي المباشر لهذا التوزيع فهي تمثل الاختيار الأفضل، إذ تعتمد هذه الدالة على معلمتين كل من معلمة المتوسط C إذا يتركز اعلى انتماء حولها وقيمة الانحراف المعياري σ الذي يحدد مدى سرعة التناقص لدرجة الانتماء حول المركز هذه المعلمات تجعل عملية التضييب قابلة للتفسير ومرتبطة بخصائص البيانات الاصلية. لقد تم استعمال برنامج Matlab 17 لأجراء عملية التضييب. فقد تم تضييب سلسلة الإدخال باستعمال الدالة الكاوسية بمتوسط حسابي مقداره (C = 4028.932) وانحراف معياري مقداره (σ = 1593.007) ولتضييب سلسلة الإخراج تم استعمال الدالة الكاوسية بمتوسط حسابي مقداره (C = 20.101) وانحراف معياري مقداره (σ = 9.954). لقد تم الإشارة لسلسلة الإدخال

المضيبة بالرمز (FU_t) والاشارة لسلسلة الاخراج المضيبة بالرمز (FZ_t) وتم استقرار السلسلتين بعد اخذ الفرق الموسمي الأول ويمكن توضيح رسم السلسلتين بعد الاستقرارية كما في الشكل (7) الآتي.



سلسلة الاخراج درجة الحرارة المضيبة بعد استقراريتها

سلسلة الادخال الاشعاع المضيبة بعد استقراريتها

الشكل (7) الاتجاه العام لسلسلتي المدخلات المضيبة والإخراج المضيبة بعد ثبوت استقراريتهم.

بعد تهيئة سلسلة المدخل (FU_t) وسلسلة المخرج (FZ_t) يتم تبيضها من خلال تحديد الإنموذج الملائم لسلسلة المدخل (FU_t) للحصول على سلسلة بواقى مستقلة وتبين بأن سلسلة المدخل (FU_t) تتبع إنموذج $SARIMA(1,0,1)(0,1,2)_{12}$ إذ أملاك أقل قيمة $MSE=0.002649$ ويبين الجدول (4) القيم التقديرية للمعاملات.

جدول (4): قالتقديرية لمعاملات الأنموذج $SARIMA(1,0,1)(0,1,2)_{12}$ المضيب.

Type	Coef	SE Coef	T- statistical	P- value
AR 1	0.7370	0.1175	6.27	0.000
MA1	0.4180	0.1555	2.69	0.008
SMA12	0.6946	0.0806	8.62	0.000
SMA24	0.2197	0.0831	2.64	0.009

نلاحظ من خلال الجدول (4) بان قيم جميع المعاملات معنوية. وأن الصيغة العامة لإنموذج $SARIMA(1,0,1)(0,1,2)_{12}$

تعرف على النحو الآتي:

$$(1 - \varphi_1 B)FU_t = (1 - \vartheta_1 B)(1 - \theta_1 B^{12} - \theta_2 B^{24})F\varepsilon_t \quad (17)$$

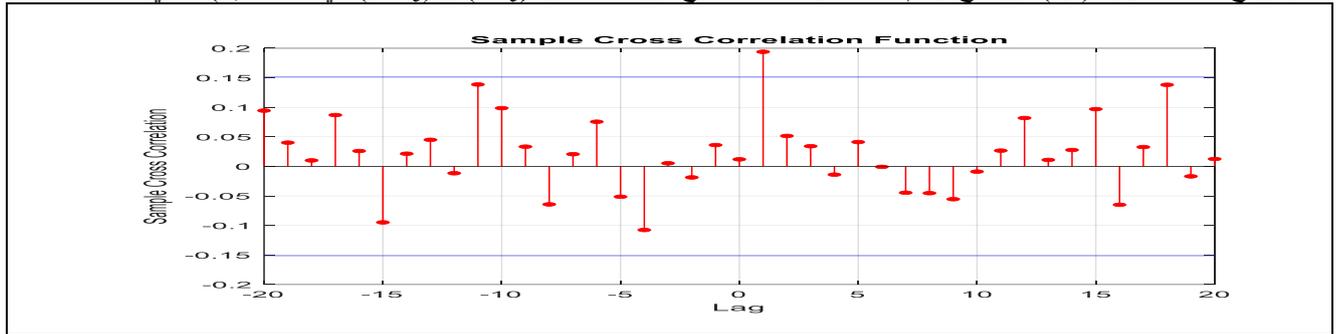
$$F\varepsilon_t = FU_t - \varphi_1 FU_{t-1} + \vartheta_1 F\varepsilon_{t-1} + \theta_1 F\varepsilon_{t-12} - \vartheta_1 \theta_1 F\varepsilon_{t-13} + \theta_2 F\varepsilon_{t-24} - \vartheta_1 \theta_2 F\varepsilon_{t-25}$$

باستعمال المعادلة (17) يتم الحصول على قيم سلسلة المدخل المضيبة المبيضة $F\varepsilon_t$. وللحفاظ على العلاقة الدالية بين المدخل والمخرج تجرى تنقية سلسلة المدخل على سلسلة المخرج اذا يتم الحصول على قيم سلسلة المخرج المضيبة المبيضة $F\partial_t$ (درجات الحرارة المضيبة) على النحو الآتي:

$$(1 - \varphi_1 B)FZ_t = (1 - \vartheta_1 B)(1 - \theta_1 B^{12} - \theta_2 B^{24})F\partial_t \quad (18)$$

$$F\partial_t = FZ_t - \varphi_1 FZ_{t-1} + \vartheta_1 F\partial_{t-1} + \theta_1 F\partial_{t-12} - \vartheta_1 \theta_1 F\partial_{t-13} + \theta_2 F\partial_{t-24} - \vartheta_1 \theta_2 F\partial_{t-25}$$

تم رسم قيم الارتباطات التقاطعية بين السلسلتين $(F\varepsilon_t)$ و $(F\partial_t)$ لغرض تحديد زمن التأخير في النظام وكذلك تحديد رتب إنموذج دالة التحويل (s,r) . يوضح رسم دالة الارتباط المتقاطع بين السلسلتين $(F\varepsilon_t)$ و $(F\partial_t)$ في الشكل (8) الآتي.



الشكل (8) دالة الارتباط المتقاطع بين السلسلتين $(F\varepsilon_t)$ و $(F\partial_t)$.

تم تحديد رتبة إنموذج دالة التحويل (s, r, k) من خلال ملاحظ بان أول ارتباط معنوي في الشكل (8) هو عند التخلف الأول وهذا يعني أن $(k=1)$ و $(r=0)$ و $(s=2)$, وأن صيغة إنموذج دالة التحويل المضيب تكون على النحو الآتي:

$$FZ_t = (\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2)FU_{t-1} \quad (19)$$

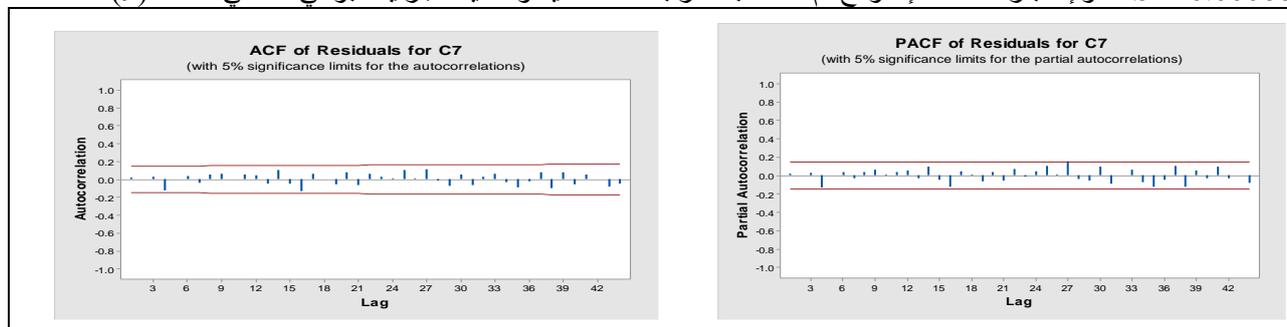
وعند التعويض بقيم أوزان الاستجابة النبضية نحصل على القيم الأولية للمعاملات $\omega_0 = 0.106512$, $\omega_1 = 0.01876$ و $\omega_2 = 0.028302$ وعليه يكون إنموذج دالة التحويل المضيب كالاتي:

$$FZ_t = (0.106512 - 0.028302B - 0.01876B^2)FU_{t-1} \quad (20)$$

لتقدير قيم سلسلة التشويش الأبيض N_t يتم من خلال استعمال المعادلة الآتية:

$$FN_t = FZ_t - \sum_{i=0}^{20} v_i FU_{t-i} \quad (21)$$

بعد الحصول على قيم سلسلة التشويش الأبيض FN_t وفق المعادلة (21) تم فحص استقراريتها وتبين بان السلسلة مستقرة وتم تشخيص الإنموذج SARIMA الملائم لها وأن أفضل إنموذج هو $SARIMA(1,0,1)_{12}(0,0,1)$ لامتلاكه أقل قيمة $MSE=0.00060$ وإختبار ملائمة الإنموذج تم احتساب الارتباطات الذاتية والذاتية الجزئية للبقايا كما في الشكل (9).



الشكل (9) دالة الارتباط الذاتي ودالة الارتباط الذاتي الجزئي لسلسلة بواقى إنموذج $SARIMA(1,0,1)_{12}(0,0,1)$ يتضح من الشكل (9) أن قيم هذه الارتباطات جميعها واقعة داخل حدود الثقة مما يؤكد أن سلسلة البواقى مقبولة أي إن سلسلة البواقى عشوائية وأن قيم المعلمات هي $(\varphi_1 = 0.7488, \vartheta_1 = 0.4595, \theta_1 = 0.8867)$, وعليه فإن الإنموذج النهائي لدالة التحويل يمكن توضيحه وفق الصيغة الآتي:

$$FZ_t = (\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2) FU_{t-1} + \frac{(1 - \vartheta_1 B)(1 - \theta_1 B^{12})}{(1 - \varphi_1 B)} Fa_t \quad (22)$$

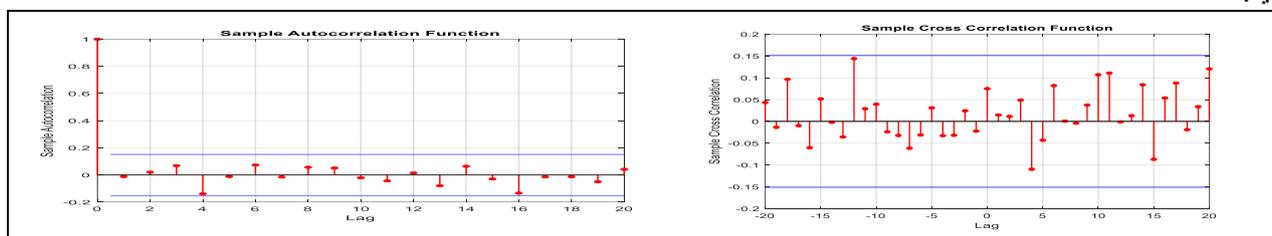
تم الحصول على القيم النهائية للإنموذج وبأقل متوسط مربعات الخطأ $MSE=0.000777$ المقابلة للمعلمات

$$\omega_0 = 0.1040, \omega_1 = -0.0208, \omega_2 = -0.0216, \varphi_1 = 0.6989, \vartheta_1 = 0.4908, \theta_1 = 0.6581$$

تشير ω_0 الى زيادة التأثير الإشعاع الشمسي قبل شهر يؤدي الى ارتفاع درجة الحرارة في الشهر الحالي. بينما تشير قيم ω_1 و ω_2 إلى وجود نمط تأثير متأخر معاكس للإشعاع على مدى شهرين، مما قد يعزى إلى عمليات التوصيل الحراري في الوسط أو ظروف غلافية لاحقة. ϑ_1 و φ_1 تمثل معامل الانحدار الذاتي والمتوسطات المتحركة من الرتبة الأولى لسلسلة التشويش الأبيض وتشير القيمة الموجبة والعالية إلى استمرارية زمنية قوية للعوامل غير المفسرة (كالرطوبة والرياح) والصدمات العشوائية (كظواهر جوية مفاجئة) لها تأثير كبير وممتد، ان القيم المرتفعة ϑ_1 و φ_1 كانت ضرورية لالتقاط التعقيد الزمني للعوامل المؤثرة غير المدخلة في الإنموذج. بعد تقدير معلمات إنموذج دالة التحويل المضرب تم التحقق من دقة ملائمة الإنموذج المقدر وذلك من خلال تحديد قيم سلسلة البواقى النهائية Fa_t يمكن حساب قيم السلسلة Fa_t باستعمال الصيغة التقديرية الآتية:

$$(1 - \varphi_1 B) FZ_t = (1 - \varphi_1 B)(\omega_0 - \omega_1 B - \omega_2 B^2) FU_{t-1} + (1 - \vartheta_1 B)(1 - \theta_1 B^{12}) Fa_t \quad (23)$$

بعد تقدير قيم Fa_t وفق المعادلة (23) تم حساب قيم دالة الارتباط الذاتي لسلسلة البواقى Fa_t كما في الشكل (10) حيث تبين بأن قيمها صغيرة تقع ضمن حدود الثقة مما يشير إلى عشوائية البواقى. ولقد تم احتساب معاملات الارتباط المتقاطع بين السلسلتين Fa_t و $F\epsilon_t$ ومن ثم رسمها في الشكل (10). ومن خلال الشكل يتبين أن هذه الارتباطات غير معنوية وتقع ضمن حدود الثقة. وأن الإنموذج الموضح في المعادلة (22) المطبق على بيانات درجة الحرارة والإشعاع الشمسي بعد التضبيب هو إنموذج مطابق بشكل جيد.



الشكل (10): دالة الارتباط الذاتي لسلسلة Fa_t ورسم دالة الارتباط المتقاطع بين السلسلتين Fa_t و $F\epsilon_t$

يمكن الحصول على القيم التنبؤية عند الفترة (m) باستعمال إنموذج دالة التحويل المضرب من خلال استعمال المعادلة الآتية:

$$FZ_{t+m} = \varphi_1 FZ_{t+m-1} + \omega_0 FU_{t+m-1} - (\omega_1 + \omega_0 \varphi_1) FU_{t+m-2} - (\omega_2 - \omega_1 \varphi_1) FU_{t+m-3} \\ + \omega_2 \varphi_1 FU_{t+m-4} + Fa_{t+m} - \vartheta_1 Fa_{t+m-1} - \theta_1 Fa_{t+m-12} + \vartheta_1 \theta_1 Fa_{t+m-13} \quad (24)$$

لإيجاد القيمة التنبؤية لسلسلة المخرج FZ_t يتطلب تحديد قيم Fa_{t+m} و هي القيمة المتنبأ بها لخطوة مستقبلية مقدارها m وهذه القيمة لا يمكن التنبؤ بها لذلك تكون مساوية إلى الصفر. لقد تم المقارنة بين نموذجي دالة التحويل قبل وبعد التضبيب التي تم تقديرهم وكذلك المقارنة بين القيم التنبؤية للأنموذجين ومن خلال الجدولين (5) و (6) تبين بأن الإنموذج دالة التحويل بعد التضبيب هو الأفضل اعتماداً على أقل قيم للمعايير الموضحة في الجدولين ادناه.

الجدول (5): قيم معايير إختيار الإنموذج الأفضل لنماذج دالة التحويل.

Models	MSE	FPE	loss	AIC
TF (Ut and Z)	0.0921	0.1027	8.06131	-400.407
Fuzzy TF (Ut and Z)	0.000777	-0.0008	0.0657	-1249.20

الجدول(6): القيم التنبؤية للسلسلة الزمنية لمعدلات درجات الحرارة.

ت	القيم الأصلية	القيم التنبؤية	
		TF (U _t and Z)	Fuzzy TF (U _t and Z)
176	0.008621	-0.178805	-0.011221
177	0.003002	-0.250503	-0.012057
178	0.049234	0.155023	0.008216
179	-0.003550	-0.233287	-0.023068
المعايير	MAE	0.194114	0.0238593
	MSE	0.0408409	0.0006710

6. الاستنتاجات

1. أثبتت نماذج دالة التحويل كفاءتها في التنبؤ بدرجات الحرارة، حيث نجحت في تمثيل العلاقات الديناميكية بين المتغيرات المناخية المتمثلة (بالاشعاع الشمسي) والمخرجات المستهدفة بدقة معقولة.
2. أظهرت النتائج أن تطبيق تقنية تضبيب البيانات قبل بناء الأنموذج ساهم بشكل ملحوظ في تحسين دقة التنبؤ وتقليل أثر الضجيج في السلاسل الزمنية، مما يعكس أهمية المعالجة المسبقة في نمذجة الأنظمة المعقدة.
3. بين دمج المنطق المضطرب مع نماذج دالة التحويل فائدته في تمثيل حالات عدم اليقين والغموض المرتبطة بالبيانات المناخية، مما يجعل هذه النماذج مناسبة لتطبيقات بيئية ومناخية ذات طبيعة متغيرة.
4. عند المقارنة بين أداء الأنموذج قبل وبعد التضبيب من خلال المعيارين (MAE و MSE) تبين بأن تضبيب البيانات لم يكن كتقنية معالجة للبيانات بل كشف بان العلاقة بين الظاهرتين الاشعاع الشمسي ودرجات الحرارة ثابتة فالانخفاض الكبير لهذه الاخطاء المبين في نتائج المعيارين جعل الأنموذج قادراً على تمييز الاشارة المناخية طويلة الامد من التشويش العشوائي القصير المدى المتمثل ب (الغيوم العابرة او العواصف المحلية) وهو تأكيد بان العلاقة التي يقيسها الأنموذج هي علاقة سببية حقيقية وليست صدفة مما يعزز استعمال الأنموذج في التنبؤ.
5. قدم البحث فهم ديناميكي للمناخ فالتأثيرات التي كشفها الأنموذج المتمثلة بزمن التأخير بين الظاهرتين ووجود تأثير تبريد متأخر الواضح في الاشارات السالبة للمعاملات الأنموذج ليست معاملات رياضية بل تفسر كمية الظاهر المناخية القابلة للرصد، وهذه النتائج داعمة لاتخاذ القرارات في القطاعات الزراعية (التنبؤ بالإجهاد الحراري) والصحة العامة (المعرفة المبكرة لموجات الحر) وادارة الطاقة (تهيئة احمال الذروة).

7. التوصيات

1. العمل على اخذ دوال انتماء اخرى والعمل كمقارنات في معرفة الافضلية في التنبؤ بالسلسلة الزمنية لظاهرة معينة.
2. استعمال الضبابية في البيانات التي تعاني من التقلبات وعدم تجانس التباين مع المقارنة بتقنيات اخرى للذكاء الاصطناعي.

8. مواد تكميلية

(لا يوجد).

9. مساهمات المؤلفين

نور الهدى محمود ثامر: كتابة وتحرير، نجلاء سعد ابراهيم: تفسير النتائج.

10. التمويل

(لا يوجد).

11. بيان توافر البيانات

الهيئة العامة للأحوال الجوية والرصد الزلزالي في العاصمة بغداد.

12. شكر وتقدير

يتقدم المؤلفون بالشكر والتقدير الى جميع العاملين في الهيئة العامة للأمناء الجوية والرصد الزلزالي في العاصمة بغداد على تعاونهم في تزويدنا بالبيانات الخاصة بالدراسة.

13. تضارب المصالح

يعلن المؤلفون عدم وجود أي تضارب في المصالح.

References

- [1] Box, G. E. P., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2016). Time Series Analysis: Forecasting and Control (5th ed.). John Wiley & Sons. ISBN-13: DOI: <https://doi.org/10.1002/9781118619100>
- [2] Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy Sets. Information and Control, 8(3), 338–353. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X)
- [3] Mendel, J. M. (2017). Uncertain Rule-Based Fuzzy Systems: Introduction and New Directions (2nd ed.). Springer. ISBN-13: 978-3319513690 DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-51370-6>
- [4] Korol, T. (2018). The implementation of fuzzy logic in forecasting financial ratios. Contemporary Economics, 12(2), 165–188. DOI: <https://doi.org/10.5709/ce.1897-9254.270>
- [5] Jassam, N. W., & Khudhair, J. K. (2024). Using the Dual-Input Single-Output (DISO) transfer function model in financial time series. Journal of the College of Basic Education, 30(126), 192–212. <https://doi.org/10.35950/cbej.v30i126.12216>
- [6] Hayawi, H. A. A., Ibrahim, N. S., & Mohammed, L. J. (2021). Using the fuzzy technique to identification stochastic linear dynamic systems. Journal of Statistics and Management Systems, 24(1), 167–181. DOI: <https://doi.org/10.1080/09720510.2020.1859808>
- [7] Ibrahim, N. S., Amin, O. S. and Hayawi, H. A. A.,(2021),” FORECASTING THE FUZZY HYBRID ARIMA-GARCH MODEL OF STOCK PRICES IN THE IRAQI STOCK EXCHANGE”. International Journal of Agricultural and Statistical Sciences, Vol. 17, Supplement 1. DocID: <https://connectjournals.com/03899.2021.17.2229> <https://doi.org/10.5958/0973-1903.2021.00001.X>
- [8] Bector, C. R., & Chandra, S. (2005). Fuzzy Mathematical Programming and Fuzzy Matrix Games. Springer (Originally Tata McGraw-Hill). ISBN-13: 978-3540237297 DOI: <https://doi.org/10.1007/b138244>
- [9] Cox, E. (1999). The Fuzzy Systems Handbook: A Practitioner's Guide to Building, Using, and Maintaining Fuzzy Systems (2nd ed.). AP Professional. ISBN-13: 978-0121944551
- [10] Reyes, J. E.M., Ake, S.C. & Llanos, A.I.C.,(2021).” New Hybrid Fuzzy Time Series Model: Forecasting the foreign exchange market”. Contaduría y Administración 66(3):1-24. DOI: <https://doi.org/10.22201/fca.24488410e.2021.2623>
- [11] Klir, G., & Yuan, B. (1995). Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications. Prentice Hall. ISBN-13: [978-0131011717](https://doi.org/10.131011717)
- [12] Chen, K. S., Yao, K. C., Cheng, C. H., Yu, C. M., & Chang, C. H. (2024). Fuzzy Evaluation Model for Critical Components of Machine Tools. Axioms, 13(8), 555. DOI: <https://doi.org/10.3390/axioms13080555>
- [13] Liu, L. M. (2006). Time Series Analysis and Forecasting (2nd ed.). Scientific Computing Associates. ISBN-13: [978-0976505686](https://doi.org/10.1007/978-0976505686)

المصادر

- [1] بوكس، ج. إي. ب، وجينكينز، ج. م، وراينسل، ج. ج، ولجونج، ج. م. (2016). تحليل السلاسل الزمنية: التنبؤ والسيطرة (الطبعة الخامسة). جون وايلي وأولاده. ISBN-13: 978-1118675021 DOI: <https://doi.org/10.1002/9781118619100>
- [2] زاده، ل. أ. (1965). المجموعات الضبابية. مجلة المعلومات والسيطرة، 8(3)، 338-353. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X)
- [3] مندل، ج. م. (2017). الأنظمة الضبابية القائمة على القواعد غير المؤكدة: مقدمة واتجاهات جديدة (الطبعة الثانية). شبرينغر. ISBN-13: 978-3319513690 DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-51370-6>
- [4] كورول، ت. (2018). تطبيق المنطق الضبابي في التنبؤ بالنسب المالية. مجلة الاقتصاد المعاصر، 12(2)، 165-188. DOI: <https://doi.org/10.5709/ce.1897-9254.270>
- [5] حياوي، هـ. أ.، وإبراهيم، ن. س.، ومحمد، ل. ج. (2021). استخدام التقنية الضبابية لتميز الأنظمة الديناميكية الخطية العشوائية. مجلة إحصاءات وأنظمة الإدارة، 24(1)، 167-181. DOI: <https://doi.org/10.1080/09720510.2020.1859808>
- [6] جسام، نزار وليد و خضير، جواد كاظم، (2024)، "استخدام نموذج دالة التحويل ثنائي المدخلات DISO في السلاسل الزمنية المالية". مجلة كلية التربية الأساسية، العدد (126)، والمجلد (30)، ص 192-212. DOI: <https://doi.org/10.35950/cbej.v30i126.12216>
- [7] إبراهيم، ن. س.، وأمين، أ. س.، وحياوي، هـ. أ. أ. (2021). التنبؤ بأنموذج ARIMA-GARCH الهجين الضبابي لأسعار الأسهم في سوق العراق للأوراق المالية. المجلة الدولية للعلوم الزراعية والإحصائية، المجلد 17، الملحق 1. DOI: <https://doi.org/10.5958/0973-1903.2021.00001.X>
- [8] بيكتور، س. ر.، وتشاندر، س. (2005). البرمجة الرياضية الضبابية وألعاب المصنوفة الضبابية. شبرينغر. ISBN-13: 978-3540237297 DOI: <https://doi.org/10.1007/b138244>
- [9] كوكس، إي. (1999). دليل الأنظمة الضبابية: دليل الممارس لبناء واستخدام وصيانة الأنظمة الضبابية (الطبعة الثانية). إيه بي بروفيشونال. ISBN-13: 978-0121944551

- [10] ريبس، ج. إي. م.، وأكي، س. س.، ولانوس، أ. أي. س. (2021). أنموذج سلاسل زمنية ضبابي هجين جديد: التنبؤ بسوق الصرف الأجنبي. مجلة المحاسبة والإدارة، 66(3)، 1-24. DOI: <https://doi.org/10.22201/fca.24488410e.2021.2623>
- [11] كلير، ج.، ويوان، ب. (1995). المجموعات الضبابية والمنطق الضبابي: النظرية والتطبيقات. برنتيس هول. ISBN-13: 978-0131011717
- [12] تشين، ك. س.، وياو، ك. س.، وتشينغ، س. ه.، ويو، س. م.، وتشانغ، س. ه. (2024). أنموذج التقييم الضبابي للمكونات الحرجة لأدوات الآلات. مجلة البديهيات (Axioms)، 13(8)، 555. DOI: <https://doi.org/10.3390/axioms13080555>
- [13] ليو، ل. م. (2006). تحليل السلاسل الزمنية والتنبؤ (الطبعة الثانية). شركاء الحوسبة العلمية. ISBN-13: 978-0976505686

<https://doi.org/10.31272/jae.i151.1530>

<https://admics.uomustansiriyah.edu.iq>

P-ISSN: 1813-6729 E-ISSN: 2707-1359

JAE

OPEN ACCESS

Using Fuzzy Logic to Predict Transformation Function Models

Noor Al-Huda Mahmoud Thamer

Nineveh Statistics Directorate, Mosul, Iraq.

Email: nooralhudanoor814@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-3434-1986>

Najlaa Saad Ibrahim

Dept. of Statistics and Informatics, College of Computer Science and Mathematics, University of Mosul, Mosul, Iraq

Email: najlaa.s.a@uomosul.edu.iq, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5828-5243>

Article Information

Article History:

Received: 22 / 12 / 2025

Revised: 25 / 01 / 2026

Accepted: 02 / 02 / 2026

Available Online: 01 / 03 / 2026

Pages no: 90 – 102

Keywords:

Fuzzy logic, Transformation function, Chaos function, Solar radiation, Prediction.

Correspondence:

Researcher name:

Najlaa Saad Ibrahim

Email: najlaa.s.a@uomosul.edu.iq

Abstract

This research aims to predict temperatures using a time-series methodology, specifically, transformation function models. These models describe the dynamic relationship between input variables (solar radiation) and output variables (temperature). The model was initially built using the original data, and then reconstructed after applying data blurring to reduce noise and improve the quality of the time series. The two models were then compared using the prediction accuracy criteria (MAE and MSE). The results showed that the model after blurring performed better than the model using the original data, as it had lower values for the prediction accuracy criteria and achieved higher short-term accuracy. This finding underscores the importance of preprocessing techniques, such as data blurring, in enhancing the efficiency of statistical models and improving forecasting results in climate applications.