



تقدير البخر نتج المرجعي باستخدام نظام استدلال عصبي ضبابي مكيف بمنطقة شحات في ليبيا

محمد عبدالكريم مؤمن*, وأسامة عبدالحاميد عبدالعاطي

قسم التربة والمياه، كلية الزراعة، جامعة عمر المختار، البيضاء، ليبيا

الكلمات المفتاحية:

البخر نتج المرجعي
الفاو بنمان- مونتيت
التعلم الآلي
نظام استدلال عصبي ضبابي مكيف
نظام استدلال ضبابي

الملخص

أجريت هذه الدراسة بهدف تقدير البخر نتج المرجعي (ET_o) لمنطقة شحات في ليبيا باستخدام نظام استدلال عصبي ضبابي مكيف (ANFIS) مقارنة بمعادلة الفاو بنمان- مونتيت (FPM56). تم استخدام سلسلة البيانات المناخية لمحطة أرصاد شحات للفترة الزمنية بين 1963 و1999. حيث تم استخدام ست تركيبات من هذه البيانات المناخية كمدخلات لنموذج (ANFIS). هذه التركيبات مؤلفة من متوسط درجة الحرارة (T_{mean}) ومتوسط الرطوبة النسبية (RH_{mean}) والإشعاع الشمسي الساقط فوق الغلاف الجوي (R_a)، هذا الأخير يتم حسابه بمعلومية الموقع والتوقيت خلال السنة. تم تدريب نموذج (ANFIS) باستخدام 70% من البيانات، وتم تقسيم الجزء الباقي من البيانات إلى نصفين، 15% لمرحلة التحقق و15% لمرحلة الاختبار. أظهرت نتائج هذه الدراسة أن قيمة الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ (RMSE) تراوحت بين 0.32-0.96 (مم/يوم) وقيمة معامل التقدير (R²) تراوحت بين 0.70-0.98 خلال مرحلة الاختبار. هذه الدراسة أكدت حقيقة أن تقنية (ANFIS) تعتبر طريقة دقيقة لتقدير (ET_o) خاصة في حالة عدم وجود بيانات مناخية كاملة.

Reference Evapotranspiration Estimation Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System at Shahat in Libya

Mohamed A. Momen*, Osama A. Abdelatty

Soil and Water Department, Faculty of Agriculture, Omar Almokhtar University, Elbida, LIBYA

Keywords:

Reference Evapotranspiration
FAO Penman-Monteith
Machine Learning
Adaptive Neuro-Fuzzy
Fuzzy Inference System

ABSTRACT

This study was conducted to estimate the reference evapotranspiration (ET_o) for Shahat region in Libya using an adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) compared to the FAO Penman-Monteith equation (FPM56). The climate data series of Shahat Meteorological Station was used for the time period between 1963 and 1999. Six combinations of these climate data were used as inputs to the ANFIS model. These combinations are composed of mean temperature (T_{mean}), mean relative humidity (RH_{mean}), and extraterrestrial radiation (R_a), the latter is calculated value from location and time of the year. The ANFIS model was trained using 70% of the data, and the remaining part of the data was divided into two halves, 15% for validation phase and 15% for testing phase. The results of this study showed that the value of the root mean square error (RMSE) ranged between 0.32-0.96 (mm.d⁻¹) and the value of determination coefficient (R²) ranged between 0.7-0.98 during the testing phase. This study confirmed the fact that the (ANFIS) technique is an accurate method for estimating ET_o, especially in the absence of complete climate data.

1. مقدمة

يعد البخر النتج (ET) مكوناً هيدرولوجياً أساسياً للإدارة المستدامة والفعالة لموارد المياه الزراعية، وجدولة الري المثلى، والتوازن المائي

*Corresponding author.

E-mail addresses: mohamed.abdelkarem@omu.edu.ly, (O. Abdelatty) osama.abdelhamed@omu.edu.ly

Article History : Received 15 December 2023 - Received in revised form 26 June 2024 - Accepted 30 June 2024

والإشعاع الشمسي الساقط فوق الغلاف الجوي (Ra) للتنبؤ بـ ETo بمنطقة شحات في ليبيا.

2. المواد وطرائق العمل

تم حساب البخر نتج المرجعي (ETo) في هذه الدراسة باستخدام بيانات محطة الأرصاد الجوية بشحات الواقعة على خط طول 51' 21° شرقاً، ودائرة عرض 49' 32° شمالاً، ومتوسط ارتفاع 621 متراً فوق سطح البحر. تتضمن سلسلة البيانات المستخدمة درجة الحرارة القصوى (T_{max})، ودرجة الحرارة الصغرى (T_{min})، ومتوسط درجة حرارة الهواء (T_{mean}) (°C)، ومتوسط الرطوبة النسبية (RH_{mean}) (%)، وسرعة الرياح (U₂) (m.s⁻¹)، للفترة الزمنية من 1963 إلى 1999. الجدول رقم (1) يوضح المعايير الإحصائية لمتغيرات الأرصاد الجوية في محطة أرصاد شحات.

جدول 1: بعض الإحصاءات للمتغيرات المناخية بمحطة أرصاد شحات

Parameter	T _{max} °C	T _{min} °C	T _{mean} °C	RH _{mean} %	U ₂ m.s ⁻¹	Sun hr	FPM mm.d ⁻¹
المتوسط	20.9	12.3	16.6	67.8	4.7	8	4
الخطأ القياسي	0.3	0.2	0.2	0.4	0.1	0.1	0.1
الانحراف المعياري	5.9	4.7	5.2	9.3	1.6	2.5	1.7
المدى	22.1	17.9	19.8	50	8	11.1	6.7
أقصى قيمة	31.1	21.2	25.9	89	10	13	7.8
أقل قيمة	9	3.3	6.2	39	2.1	1.9	1.1
العدد	444	444	444	444	444	444	444

تم استخدام برنامج REF-ET الإصدار 4.1 [20] لحساب البخر نتج المرجعي ETo باستخدام معادلة Penman-Monteith التي أوصت بها منظمة الأغذية والزراعة (FAO) في نشرتها رقم 56 [4]، باعتبارها الطريقة القياسية والوحيدة لحساب البخر نتج المرجعي وهذه المعادلة تأخذ الصيغة التالية:

$$ET_o = \frac{0.408 \times \Delta(R_n - G) + \gamma \left(\frac{900}{T + 273} U_2 (e_s - e_a) \right)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34 U_2)} \quad (1)$$

حيث أن:

ET_o : البخر نتج المرجعي (مم/يوم)

R_n : صافي الإشعاع عند سطح المحصول (ميغا جول/م²/يوم)

G : تدفق حرارة التربة (ميغا جول/م²/يوم)

T : متوسط درجة الحرارة (°م)

U_2 : سرعة الرياح مقاسه عند ارتفاع 2 م من سطح الأرض (م/ثانية)

e_s : ضغط بخار الماء المشبع (كيلو باسكال)

e_a : ضغط بخار الماء الفعلي (كيلو باسكال)

$e_s - e_a$: العجز في ضغط البخار (كيلو باسكال)

Δ : انحدار منحنى ضغط البخار (كيلو باسكال/م³)

γ : ثابت الرطوبة (كيلو باسكال/م³)

الإشعاع الشمسي الواصل إلى الغلاف الجوي Extraterrestrial Radiation

Radiation

إن الإشعاع الشمسي الساقط فوق الغلاف الجوي (Ra) ليس مقاساً حيث يمكن تقديره لكل يوم من أيام السنة عند خطوط العرض المختلفة وذلك من الثابت الشمسي والانحراف الشمسي والزمن بالنسبة إلى السنة من المعادلة الآتية [4]:

$$R_a = \frac{24(60)}{\pi} G_{sc} d_r [\omega_s \sin(\varphi) \sin(\delta) + \cos(\varphi) \cos(\delta) \sin(\omega_s)] \quad (2)$$

يعرف البخر نتج المرجعي، والمشار إليه بـ ETo بأنه مقدار البخر نتج من سطح مرجعي، هذا السطح المرجعي عبارة عن محصول عشبي افتراضي يبلغ ارتفاعه 0.12 متراً، ومقاومته السطحية ثابتة مقدارها 70 م.ث⁻¹ والإشعاع المنعكس من سطح أوراقيه (الأليبدو) يساوي 0.23. هذا السطح يشبه إلى حد كبير سطحاً واسعاً من العشب الأخضر المروي جيداً بارتفاع موحد، وينمو بشكل نشط ويظل الأرض تماماً [4].

يتم قياس البخر نتج المرجعي (ETo) بتقنيات ومبادئ فيزيائية معقدة نسبياً [5]، والطريقة الأكثر مباشرة ودقة لقياسه هي عن طريق توازن الماء في التربة باستخدام أجهزة تسمى اللايسيمترات. بسبب القيود المرتبطة بهذه الطريقة، حيث أنها تعتبر مكلفة وتحتاج إلى فريق بحثي متمرس ذو خبرة جيدة، فقد أصبح اعتماد النماذج الرياضية الفيزيائية بديلاً عملياً لتقدير ETo. أوصت منظمة الأغذية والزراعة (FAO) التابعة للأمم المتحدة باستخدام معادلة بنمان-مونتيث والتي يشار إليها فيما بعد (FPM56)، باعتبارها الطريقة القياسية الوحيدة لتعريف وحساب البخر نتج المرجعي [4].

تتطلب معادلة FPM56 مجموعة من البيانات المناخية مثل درجة حرارة الهواء والرطوبة النسبية وسرعة الرياح والإشعاع. هذه العناصر لا تتوفر في كثير من الأحيان بسبب قلة عدد محطات الأرصاد الجوية في العديد من المناطق، وعندما تكون موجودة فإنها قد تحتوي على بيانات غير كافية.

هناك العديد من الأبحاث التي تم إجراؤها في السنوات الأخيرة تركزت على تقدير الظواهر الطبيعية والتنبؤ بها، بما في ذلك تقدير ETo باستخدام نماذج التعلم الآلي (ML)، على سبيل المثال، الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN)، والمنطق الضبابي (FIS)، والبرمجة الجينية (GP)، وخطوط الانحدار التكيفي متعددة المتغيرات (MARS)، وشجرة القرار (DT)، والغابات العشوائية (RFs)، وآلة المتجه الداعم (SVM)، وآلة التعلم المتطرف (ELM)، ونظام الاستدلال العصبي الضبابي المكيف (ANFIS) [6]، [7]، [8]، [9]، [10]، [11]، [12].

وجد كلاً من [13] و [14] في دراستهما التي قاما بها تفوق ANFIS على ANN في نمذجة البخر نتج المرجعي. تعتبر تقنية ANFIS طريقة فعالة للتعامل مع الأنظمة المعقدة التي تفتقر إلى البيانات الكافية أو التي تحتوي على معلومات ضبابية [15]، [16].

قام [17] بدراسة دقة ANFIS لتقدير ETo في كاليفورنيا، وخلصت هذه الدراسة إلى أن هذه التقنية يمكن تطبيقها بنجاح في نمذجة ETo. قام [18] بدراسة إمكانية استخدام نماذج ANFIS في تقدير ETo التي تتمثل مدخلاتها في الإشعاع الشمسي ودرجة حرارة الهواء وخلصت هذه الدراسة إلى أن أداء نموذجي ANFIS و ANN كانا أفضل من أداء بعض المعادلات التجريبية الخاصة بحساب البخر نتج المرجعي مثل معادلات هارقرينز وريثي، وأن نموذج ANFIS كان أفضل قليلاً من نموذج ANN. أيضاً الدراسة التي قام بها [19] خلصت إلى أن تقنية ANFIS تعتبر طريقة دقيقة لتقدير ETo حتى في حالة عدم توفر البيانات المناخية الكاملة.

الدراسة الحالية هي محاولة لتطوير نموذج استدلال عصبي ضبابي مكيف يعتمد على مجموعات مختلفة من متغيرات الأرصاد الجوية المتاحة مثل متوسط درجة حرارة الهواء (T_{mean})، والرطوبة النسبية (RH_{mean})،

$$\text{Rule 2:} = \text{IF } x_1 = A_2 \text{ and } x_2 = B_2; \text{ THEN } f_2 = P_2x_1 + q_2x_2 + r_2 \quad (4)$$

حيث:

حيث: A_1 و A_2 و B_1 و B_2 هي دوال عضوية للمدخلات x_1 و x_2 ، على التوالي، P_1 و Q_1 و P_2 و Q_2 و r_1 و r_2 هي معاملات دالة العضوية للمخرج f ، حيث يعرف الجزء IF بالجزء السابق وهو بطبيعته ضبابياً، أما الجزء THEN يعرف بالجزء اللاحق وهو عبارة عن دالة واضحة لمنغبر سابق وتكون كقاعدة عامة معادلة خطية. وتطبيق المثال أعلاه لحساب ETo تصبح المعادلتين (3) و (4) كالتالي:

$$\text{Rule 1:} = \text{If } T_{\text{mean}} \text{ is LOW and } R_a \text{ is HIGH; THEN } ETo = P_1T_{\text{mean}} + q_1R_a + r_1 \quad (5)$$

$$\text{Rule 2:} = \text{If } T_{\text{mean}} \text{ is HIGH and } R_a \text{ is MEDIUM; THEN } ETo = P_2T_{\text{mean}} + q_2R_a + r_2 \quad (6)$$

تم استخدام برنامج R مفتوح المصدر وذلك من خلال الحزمة FuzzyR [23]. حيث يوفر FuzzyR دالة (fis.builder) التي يمكنها تلقائياً إنشاء نظام استدلال ضبابي بناءً على الإمدادات المتوفرة (على سبيل المثال، مجال المدخلات، وعدد المدخلات). لبناء نموذج (ANFIS) تم تقسيم مجموعة البيانات إلى ثلاث مجموعات، 70% من البيانات تم استخدامها لتدريب النموذج، و15% تم استخدامها للتحقق وتجنب التدريب المفرط، و15% لاختبار أداء النموذج على البيانات الجديدة التي لم تستخدم في مرحلتي التدريب والتحقق. الجدول رقم (2) يبين المعالم الإحصائية للمتغيرات المناخية المستخدمة في هذه الدراسة أما الجدول رقم (3) يوضح التركيبات المختلفة للمتغيرات المناخية.

جدول 2: المعالم الإحصائية للمتغيرات المناخية المستخدمة في عمليات التدريب والتحقق والاختبار

عملية التدريب			المعالم الإحصائية
R_a ($\text{MJ m}^{-2} \text{ day}^{-1}$)	RH_{mean} (%)	T_{mean} ($^{\circ}\text{C}$)	
41.46	89	25.2	أقصى قيمة
17.99	39	6.2	أقل قيمة
30.66	68.05	16.44	المتوسط
8.38	9.47	5.11	الانحراف المعياري
311	311	311	العدد
عملية التحقق			
R_a ($\text{MJ m}^{-2} \text{ day}^{-1}$)	RH_{mean} (%)	T_{mean} ($^{\circ}\text{C}$)	
41.46	83	24	أقصى قيمة
17.99	44	7.7	أقل قيمة
30.39	67.49	16.52	المتوسط
8.46	9.23	5.48	الانحراف المعياري
66	66	66	العدد
عملية الاختبار			
R_a ($\text{MJ m}^{-2} \text{ day}^{-1}$)	RH_{mean} (%)	T_{mean} ($^{\circ}\text{C}$)	
41.46	80	25.9	أقصى قيمة
17.99	43	9.4	أقل قيمة
30.67	67.04	17.46	المتوسط
8.50	8.67	5.67	الانحراف المعياري
67	67	67	أقصى قيمة

جدول 3: المتغيرات المناخية المدخلة إلى نموذج ANFIS

R_a	RH_{mean}	T_{mean}	النموذج
		✓	ANFIS1
✓		✓	ANFIS2
	✓		ANFIS3
✓	✓		ANFIS4
		✓	ANFIS5
✓	✓	✓	ANFIS6

R_a : الإشعاع الساقط فوق الغلاف الجوي (ميجا جول/م²/يوم)

G_{sc} : الثابت الشمسي = 0.082 (ميجا جول/م²/يوم)

d_r : معكوس المسافة النسبية بين الأرض والشمس

ω_s : زاوية ساعة الغروب (زاوية نصف قطرية)

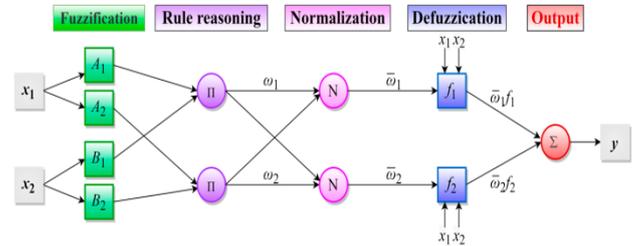
ϕ : خط العرض (زاوية نصف قطرية)

δ : الانحراف الشمسي (زاوية نصف قطرية)

أحد مخرجات نموذج REF-ET الإصدار 4.1 هو (R_a) [20].

نظام الاستدلال العصبي الضبابي المكيف Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

يعتبر نظام الاستدلال الضبابي (FIS) من الأنظمة العملية الشائعة الاستخدام الذي يتطلب خبرة مسبقة لتعريف دوال العضوية وتحديد معالمها وبناء مجموعة من قواعد IF-THEN الشرطية الضبابية، وبالتالي لا يوجد معيار لعملية اكتساب المعرفة، لذلك قد تختلف النتائج حسب الخبير الذي يقوم بالعمل. تم التغلب على هذه المشكلة في النظام العصبي الضبابي حيث استبدلت عملية اكتساب المعرفة عن طريق الإنسان بعملية التدريب باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) بدلاً من الاعتماد على الخبرة البشرية. حيث يقوم النظام العصبي بالاعتماد على عملية التدريب لتحديد المعالم المرتبطة بالنظام العصبي الضبابي عن طريق تقليل معيار الخطأ، هذا النظام يسمى بنظام الاستدلال العصبي الضبابي المكيف (ANFIS). تتكون بنية هذا النظام من خمسة طبقات ذات انتشار أمامي كما هو موضح في الشكل رقم (1) ولمزيد من المعلومات حول هذا النظام يمكن الرجوع إلى [21]:



الشكل 1: بنية (ANFIS) باستخدام متغيرين X_1 و X_2 ومخرج واحد Y

الطبقة الأولى هي طبقة التضمين حيث يتم إنشاء دوال العضوية لكل متغير من المتغيرات المدخلة إلى النموذج. وفي الطبقة الثانية يتم إنشاء القواعد الضبابية، تليها الطبقة الثالثة، حيث يتم إجراء توحيد وحدة قياس البيانات لتحديد الأوزان المناسبة. في الطبقة الرابعة، يتم مضاعفة الإشارات من الطبقة الثالثة في دالة متعددة الحدود ومعالجتها بقواعد ضبابية. في الطبقة الخامسة يتم حساب الناتج الإجمالي كمجموع لجميع الإشارات الواردة من الطبقة الرابعة.

وكمثال بسيط، يفترض وجود نظام استدلال ضبابي بمدخلين x_1 و x_2 ومخرج واحد y . هنا، يمكن اعتبار x_1 و x_2 بمثابة متوسط درجة حرارة الهواء (T_{mean}) والإشعاع الشمسي الساقط فوق الغلاف الجوي (R_a)، في حين أن المخرج y سيمثل ETo. في هذه الدراسة، تم إنشاء القواعد الضبابية بناءً على قاعدة Takagi-Sugeno الضبابية [22] والتي يمكن التعبير عنها بالمعادلتين الآتيتين:

$$\text{Rule 1:} = \text{IF } x_1 = A_1 \text{ and } x_2 = B_1; \text{ THEN } f_1 = P_1x_1 + q_1x_2 + r_1 \quad (3)$$

المعايير الإحصائية المستخدمة في تقييم الدراسة

لغرض تقييم نتائج هذه الدراسة إحصائياً فقد تم استخدام كلاً من الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ RMSE (مم/يوم)، ومعامل التقدير R^2 [24]، كمعايير إحصائية. هذه المعايير موضحة بالمعادلات الآتية:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (ET_{ANFIS} - ET_{FPM56})^2}{n}} \quad (7)$$

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (ET_{ANFIS} - \overline{ET}_{ANFIS})(ET_{FPM56} - \overline{ET}_{FPM56})]^2}{\sum_{i=1}^n (ET_{ANFIS} - \overline{ET}_{ANFIS})^2 \sum_{i=1}^n (ET_{FPM56} - \overline{ET}_{FPM56})^2} \quad (8)$$

حيث أن النموذج الأفضل هو الذي يعطي أقل قيمة RMSE (مم/يوم)، أما بالنسبة R^2 فإن قيمته تتراوح بين 0 و 1 حيث يعتبر النموذج أفضل أداءً كلما اقتربت قيمة هذا المعامل من 1.

حيث:

ET_{ANFIS} : البخر نتج المحسوب بواسطة نظام استدلال عصبي ضبابي مكيف

ET_{FPM56} : البخر نتج المحسوب بواسطة الطريقة المرجعية (الفاو بنمان مونتيث)

\overline{ET}_{FPM56} : متوسط البخر نتج المحسوب بواسطة الطريقة المرجعية (الفاو بنمان مونتيث)

\overline{ET}_{ANFIS} : متوسط البخر نتج المحسوب بواسطة نظام استدلال عصبي ضبابي مكيف

n : العدد الكلي للبيانات

3. النتائج والمناقشة

باستخدام المتغيرات المذكورة في جدول (2) تم تحديد ستة نماذج موضحة في جدول رقم (3)، حيث يحتوي كل نموذج على متغيرات مناخية محددة مثل متوسط درجة الحرارة (T_{mean}) ومتوسط الرطوبة النسبية (RH_{mean}) والإشعاع الشمسي الساقط فوق الغلاف الجوي المحسوب (R_a). باستخدام معايير مقارنة الأداء وهي الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ (RMSE) والمحسوب من المعادلة رقم (7) والذي كلما صغرت قيمته كان أداء النموذج أفضل ومعامل التحديد (R^2) والمحسوب من المعادلة رقم (8) والذي كلما كبرت قيمته كان أداء النموذج أفضل وقد كانت النتائج كما في جدول (4).

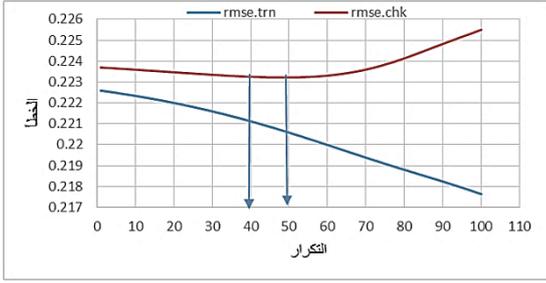
جدول 4: قيم المتغيرات الإحصائية المستخدمة في الدراسة لنموذجي التدريب

والاختبار

النموذج	المتغيرات المستخدمة		نموذج التدريب		نموذج الاختبار	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE	R^2	RMSE
ANFIS1	0.82	0.77	0.73	0.75	T_{mean}	
ANFIS2	0.95	0.38	0.92	0.39	T_{mean}, R_a	
ANFIS3	0.7	0.96	0.69	0.99	RH_{mean}	
ANFIS4	0.92	0.49	0.93	0.42	RH_{mean}, R_a	
ANFIS5	0.95	0.48	0.95	0.46	T_{mean}, RH_{mean}	
ANFIS6	0.98	0.32	0.95	0.25	T_{mean}, RH_{mean}, R_a	

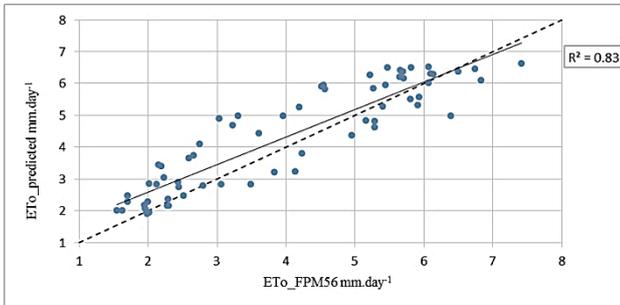
ولتحديد نقطة توقف التدريب في البرنامج تمت مقارنة الخطأ الناتج من بيانات التدريب مع الخطأ الناتج من بيانات التحقق، حيث يتم التوقف عند النقطة التي يبدأ عندها الخطأ في بيانات التحقق في الارتفاع مع استمرار انخفاض الخطأ في بيانات التدريب، وفي دراستنا كانت هذه النقطة

عند 45 (epoch) تقريباً (بين 40 و 50) كما هو واضح في الشكل رقم (2). حيث يجب التوقف عند هذه النقطة وإلا سيكون النموذج تحت تأثير التدريب المفرط الذي يعني أن أداء النموذج سيكون مقبولاً فقط للبيانات التي تدرب عليها وعند استخدامه على بيانات غيرها يكون أداءه غير مقبول.

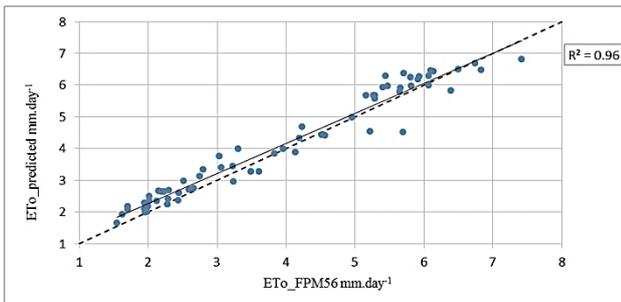


الشكل 2: النقطة التي يتوقف عندها تدريب النموذج.

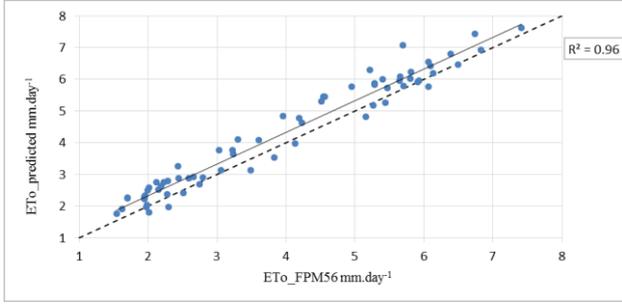
من الواضح في الجدول السابق رقم (4)، أن أداء نموذج (ANFIS) بصفة عامة كان جيداً، مع ملاحظة أن أداء النموذج قد تحسن تحسناً ملحوظاً ونسبة عالية عند استخدام متغيرين مناخيين أو أكثر. فعندما تم استخدام متغير متوسط درجة الحرارة فقط (T_{mean}) والذي يشار إليه بالنموذج (ANFIS1)، كانت قيمة RMSE تساوي 0.77 وقيمة R^2 تساوي 0.82 والحديث هنا عن بيانات الاختبار التي لم تستخدم في تدريب النموذج كما أوضحنا سابقاً في طريقة العمل. وعند إضافة متغير آخر مثل الإشعاع الشمسي الساقط فوق الغلاف الجوي (R_a)، ويعرف هذا النموذج ب(ANFIS2) انخفضت قيمة RMSE إلى 0.38 وزادت قيمة R^2 لتصل إلى 0.95، أي بنسبة تغير قدرها 50% و 16% على التوالي. كما هو واضح في الشكل رقم (3) لمتغير متوسط درجة الحرارة والشكل رقم (4) لمتغير متوسط درجة الحرارة (T_{mean}) ومتغير الإشعاع الشمسي الساقط فوق الغلاف الجوي (R_a).



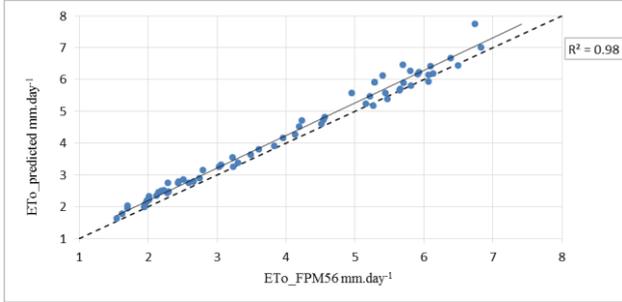
الشكل 3: يوضح العلاقة بين قيم البخر نتج المرجعي المحسوب بمعادلة (FPM56) والنموذج (ANFIS1).



الشكل 4: يوضح العلاقة بين قيم البخر نتج المرجعي المحسوب بمعادلة (FPM56) والنموذج (ANFIS2).



الشكل 7: يوضح العلاقة بين قيم البخر نتج المرجعي المحسوب بمعادلة (FPM56) والنموذج (ANFIS5).



الشكل 8: يوضح العلاقة بين قيم البخر نتج المرجعي المحسوب بمعادلة (FPM56) والنموذج (ANFIS6).

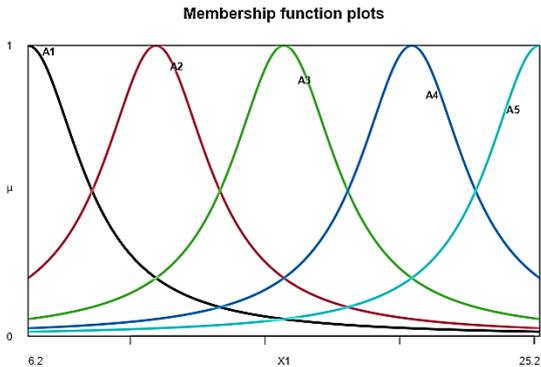
المعادلة التي تم استخدامها في هذه الدراسة هي معادلة الشكل الجبرسي العام التي تأخذ الصيغة الآتية:

$$\mu_{A_i}(T_{mean}) = \frac{1}{1 + [(T_{mean} - c_i) / a_i]^{2bi}} \quad (9)$$

ثابتت هذه المعادلة موضحة في الجدول رقم (5). والأشكال (9) و (10) و (11) توضح أشكال دالة العضوية ذات الشكل الجبرسي العام.

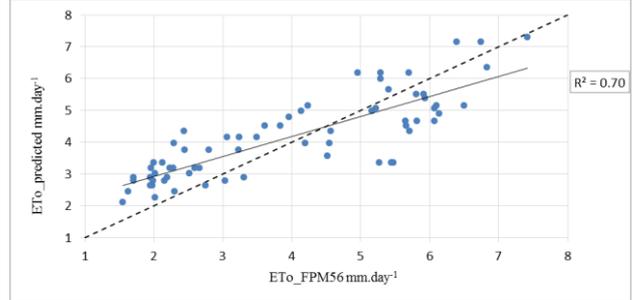
جدول (5) معالم دالة العضوية (الشكل الجبرسي العام)

	A	b	c
A1(T_{mean})	2.37	1	6.20
A2(T_{mean})	2.37	1	10.95
A3(T_{mean})	2.37	1	15.7
A4(T_{mean})	2.37	1	20.45
A5(T_{mean})	2.37	1	25.20
A6(RH_{mean})	6.25	1	39.00
A7(RH_{mean})	6.25	1	51.50
A8(RH_{mean})	6.25	1	64.00
A9(RH_{mean})	6.25	1	76.50
A10(RH_{mean})	6.25	1	89.00
A11(R_a)	2.93	1	17.99
A12(R_a)	2.93	1	23.85
A13(R_a)	2.93	1	29.72
A14(R_a)	2.93	1	35.59
A15(R_a)	2.93	1	41.46

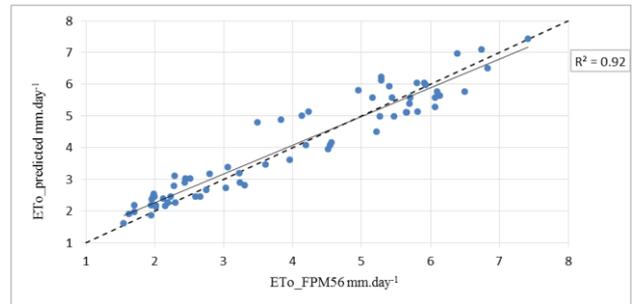


الشكل البياني 9: أشكال دوال العضوية لمدخل متوسط درجة الحرارة

أما في حالة استخدام الرطوبة النسبية فقط (ANFIS3) فقد كانت RMSE تساوي 0.96 وهي أعلى قيمة متحصل عليها في هذه الدراسة مما جعل أداء النموذج منخفضاً وقيمة R^2 تساوي 0.70 والشكل رقم (5) يوضح ذلك. هذه المعايير تحسنت عند استخدام متوسط الرطوبة النسبية مع الاشعاع الشمسي الساقط فوق الغلاف الجوي (R_a) والذي يعرف بالسيناريو (ANFIS4)، حيث كانت قيمة RMSE تساوي 0.49 بتحسن مقداره 49 % تقريباً و R^2 تساوي 0.92 بتحسن مقداره 31 % تقريباً، والشكل رقم (6) يوضح هذه العلاقة.



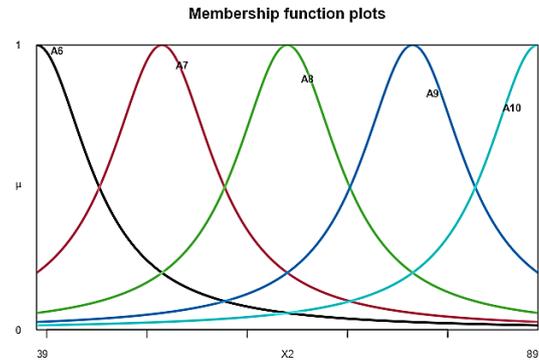
الشكل 5: يوضح العلاقة بين قيم البخر نتج المرجعي المحسوب بمعادلة (FPM56) والنموذج (ANFIS3).



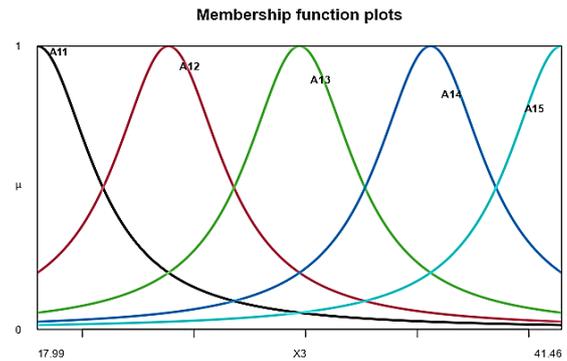
الشكل 6: يوضح العلاقة بين قيم البخر نتج المرجعي المحسوب بمعادلة (FPM56) والنموذج (ANFIS4).

كذلك تحسن أداء النموذج عند استخدام متوسط درجة الحرارة (T_{mean}) ومتوسط الرطوبة النسبية (RH_{mean})، النموذج (ANFIS5)، حيث انخفضت قيمة RMSE إلى 0.48 بنسبة قدرها 38% وارتفعت قيمة R^2 إلى 0.95 بنسبة قدرها 16 % تقريباً عن حالة استخدام متوسط درجة الحرارة فقط. وانخفضت قيمة RMSE إلى 0.48 بنسبة تعادل تقريباً 50 % وارتفعت قيمة R^2 إلى 0.95 بنسبة قدرها 36 % تقريباً في حالة استخدام متوسط الرطوبة النسبية فقط، والشكل رقم (7) يوضح هذا النموذج. أما في السيناريو الأخير (ANFIS6) تم استخدام ثلاثة متغيرات وهي متوسط درجة الحرارة (T_{mean}) ومتوسط الرطوبة النسبية (RH_{mean}) والاشعاع الشمسي الساقط فوق الغلاف الجوي (R_a)، وقد تم الحصول على أفضل أداء في هذه الحالة مقارنة ببقية النماذج المستخدمة في هذه الدراسة، حيث انخفضت قيمة RMSE إلى 0.32 وارتفعت قيمة R^2 إلى 0.98 كما هو موضح بالشكل رقم (8). هذه النتائج تتفق مع نتائج كلاً من [13]، [14]، [19]، [25]، [26].

- Application in contrasting climates of China," *Journal of Hydrology*, vol. 577, p. 123960, 2019.
- [3] S. S. Yamaç and M. Todorovic, "Estimation of daily potato crop evapotranspiration using three different machine learning algorithms and four scenarios of available meteorological data," *Agricultural Water Management*, vol. 228, p. 105875, 2020.
- [4] R. G. Allen, L. S. Pereira, D. Raes, and M. Smith, "Crop evapotranspiration: guidelines for computing crop water requirements. FAO Irrigation and Drainage Paper no. 56, Rome, Italy., 1998.
- [5] R. G. Allen, L. S. Pereira, T. A. Howell, and M. E. Jensen, "Evapotranspiration information reporting: I. Factors governing measurement accuracy," *Agricultural Water Management*, vol. 98, pp. 899-920, 2011.
- [6] A. J. Adeloye, R. Rustum, and I. D. Kariyama, "Neural computing modeling of the reference crop evapotranspiration," *Environmental Modelling & Software*, vol. 29, pp. 61-73, 2012.
- [7] M. Y. Chia, Y. F. Huang, C. H. Koo, and K. F. Fung, "Recent advances in evapotranspiration estimation using artificial intelligence approaches with a focus on hybridization techniques—a review", *Agronomy*, vol. 10, p. 101, 2020.
- [8] S. Adamala, N. Raghuvanshi, A. Mishra, and R. Singh, "Generalized wavelet neural networks for evapotranspiration modeling in India," *ISH Journal of Hydraulic Engineering*, vol. 25, pp. 119-131, 2019.
- [9] R. Egipto, A. Aquino, J. M. Costa, and J. M. Andújar, "Predicting Crop Evapotranspiration under Non-Standard Conditions Using Machine Learning Algorithms, a Case Study for *Vitis vinifera* L. cv Tempranillo," *Agronomy*, vol. 13, p. 2463, 2023.
- [10] A. Raza, R. Fahmeed, N. R. Syed, O. M. Katipoğlu, M. Zubair, F. Alshehri, *et al.*, "Performance Evaluation of Five Machine Learning Algorithms for Estimating Reference Evapotranspiration in an Arid Climate," *Water*, vol. 15, p. 3822, 2023.
- [11] Q. Liu, Z. Wu, N. Cui, W. Zhang, Y. Wang, X. Hu, *et al.*, "Genetic algorithm-optimized extreme learning machine model for estimating daily reference evapotranspiration in Southwest China," *Atmosphere*, vol. 13, p. 971, 2022.
- [12] T. A. Spontoni, T. M. Ventura, R. S. Palácios, L. F. Curado, W. A. Fernandes, V. B. Capistrano, *et al.*, "Evaluation and modelling of reference evapotranspiration using different machine learning techniques for a brazilian tropical savanna," *Agronomy*, vol. 13, p. 2056, 2023.
- [13] H. Citakoglu, M. Cobaner, T. Haktanir, and O. Kisi, "Estimation of monthly mean reference evapotranspiration in Turkey," *Water Resources Management*, vol. 28, pp. 99-113, 2014.



الشكل البياني 10: أشكال دوال العضوية لمدخل متوسط الرطوبة النسبية



الشكل البياني 11: أشكال دوال العضوية لمدخل الإشعاع الشمسي الساقط فوق الغلاف الجوي

4. الاستنتاج

في هذه الدراسة تم استخدام نموذج استدلال عصبي ضبابي مكيف (ANFIS) لتقدير البخر نتج المرجعي بمنطقة شحات في ليبيا. من خلال النتائج التي تم الحصول عليها يمكن القول إن نموذج (ANFIS) كان أداءه مقبولاً في بعض الحالات، وهي حالة متوسط درجة الحرارة فقط (T_{mean}) وحالة متوسط الرطوبة النسبية فقط (RH_{mean})، في حين تحسن هذا الأداء بشكل ملحوظ عند إضافة متغير آخر مثل الإشعاع الشمسي الساقط فوق الغلاف الجوي (R_a). أفضل النتائج في هذه الدراسة، تم الحصول عليها عند استخدام ثلاث متغيرات معاً وهي متوسط درجة الحرارة ومتوسط الرطوبة النسبية ومتوسط الإشعاع الشمسي الساقط فوق الغلاف الجوي. هذا النوع من الدراسات يعتبر مفيداً للإدارة الفعالة لموارد المياه الزراعية خاصة في البلدان النامية حيث لا تتوفر في كثير من الأحيان قياسات حقلية بواسطة اللايسيمترات أو بيانات مناخية كاملة لتطبيق معادلة الفاو بنمان مونتيث.

5. المراجع

- [1] G. Huang, L. Wu, X. Ma, W. Zhang, J. Fan, X. Yu, *et al.*, "Evaluation of CatBoost method for prediction of reference evapotranspiration in humid regions," *Journal of Hydrology*, vol. 574, pp. 1029-1041, 2019.
- [2] L. Wu, H. Zhou, X. Ma, J. Fan, and F. Zhang, "Daily reference evapotranspiration prediction based on hybridized extreme learning machine model with bio-inspired optimization algorithms:

- [14] O. Kisi and H. Sanikhani, "Prediction of long-term monthly precipitation using several soft computing methods without climatic data," *International Journal of Climatology*, vol. 35, pp. 4139-4150, 2015.
- [15] T. J. Ross, *Fuzzy logic with engineering applications*: John Wiley & Sons, 2009.
- [16] E. Cox, "The Fuzzy Systems Handbook, 2nd Edn, Chappaqua," ed: New York, Academic Press, 1999.
- [17] Ö. Kişi and Ö. Öztürk, "Adaptive neurofuzzy computing technique for evapotranspiration estimation," *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, vol. 133, pp. 368-379, 2007.
- [18] E. Dogan, "Reference evapotranspiration estimation using adaptive neuro-fuzzy inference systems," *Irrigation and drainage*, vol. 58, 2009.
- [19] K. Fatemeh, L. Shui, A. M. Thamer, A. Mohammadreza, and N. Khalili, "Daily evapotranspiration modeling from limited weather data by using neuro-fuzzy computing technique," *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, vol. 138, pp. 21-34, 2012.
- [20] R. G. Allen, "REF-ET: Reference Evapotranspiration calculation software for FAO and ASCE standardized equation Version 3.1.16 for Windows. University of Idaho Research and Extension Center, Kimberly, Idaho " 2000.
- [21] J.-S. Jang, "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system," *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, vol. 23, pp. 665-685, 1993.
- [22] T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control," *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, pp. 116-132, 1985.
- [23] C. Chen, Y. Zhao, C. Wagner, D. Pekaslan, and J. M. Garibaldi, "An Extension of the FuzzyR Toolbox for Non-Singleton Fuzzy Logic Systems," *2021 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE)*, pp. 1-6, 2021.
- [24] J. B. Kennedy and A. M. Neville, *Basic Statistical Methods for Engineers and Scientists*, 3rd ed. Harper & Row, New York, 1986.
- [25] O. Kisi and M. Zounemat-Kermani, "Comparison of two different adaptive neuro-fuzzy inference systems in modelling daily reference evapotranspiration," *Water resources management*, vol. 28, pp. 2655-2675, 2014.
- [26] M. Chia, Y. Huang, and C. Koo, "Reference evapotranspiration estimation using adaptive neuro-fuzzy inference system with limited meteorological data," in *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 2020, p. 012017.