Scientific Journal for Publishing in Health Research and Technology

Volume 1, Issue 2, 2025, Pages: 35-47

Journal homepage: https://sjphrt.com.ly/index.php/sjphrt/en/index

Analytical and Applied Study for Estimating the Heat Index in Gharyan City Using Artificial Intelligence Techniques

Ashraf Mohammed Abdullah Mergb *

Department of Geography, GIS Division, Faculty of Arts, University of Zawia, Zawiya, Libya

دراسة تحليلية وتطبيقية لتقدير مؤشر الحرارة المحسوسة في مدينة غريان باستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي

أشرف محمد عبدالله مرقب*

قسم الجغرافيا، شعبة نظم المعلومات الجغرافية، كلية الآداب، جامعة الزاوية، الزاوية، ليبيا

*Corresponding author: a.mergb@zu.edu.ly

Received: September 16, 2025	Accepted: November 09, 2025	Published: November 18, 2025

Abstract

This research aims to study and analyze the Heat Index in Gharyan city, located in the Western Mountain region of Libya, used on climate data spanning a long period from 1995 to 2024. The index was calculated using the U.S. National Weather Service (NWS) equation for monthly temperature and humidity. The results showed that the summer months (June–September) are characterized a perceived temperature that exceeds the actual temperature, with the maximum difference reaching +0.8°C in August, highlighting the importance of this index in assessing thermal stress on the population. Five artificial intelligence models were developed and trained to predict the Heat Index: Linear Regression, Ridge Regression, Lasso Regression, Random Forest, and Neural Networks. The results demonstrated the superiority of the Lasso Regression model, achieving high prediction accuracy ($R^2 = 0.9990$, RMSE = 0.1554°C), making it an effective tool for rapid prediction. Additionally, the research provides practical recommendations to support urban planning, organize daily activities, and develop early warning systems for heat waves. It also lays the groundwork for roader future studies on thermal comfort in Libya amidst accelerating climate change.

Keywords: Heat Index, Artificial Intelligence, Machine Learning, Gharyan City, Lasso Regression, Climate Change, Urban Planning

الملخص

يهدف هذا البحث إلى دراسة وتحليل مؤشر الحرارة المحسوسة **(Heat Index)** في مدينة غريان بمنطقة الجبل الغربي في ليبيا، اعتماداً على بيانات مناخية تمتد على فترة طويلة ما بين سنة 1995 الى سنة 2024 وقد تم حساب المؤشر باستخدام معادلة دائرة الأرصاد الجوية الوطنية الأمريكية (NWS)للحرارة والرطوبة الشهرية وأظهرت النتائج أن أشهر الصيف (يونيو – سبتمبر) تتميز بإحساس بالحرارة يفوق درجة الحرارة الفعلية، حيث بلغ الفرق الأقصى +0.8 درجة مئوية في شهر

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

أغسطس، الامر الذي يبرز أهمية هذا المؤشر في تقييم الإجهاد الحراري على السكان فقد تم تطوير وتدريب خمسة نماذج للذكاء الاصطناعي للتنبؤ بمؤشر الحرارة المحسوسة، وهي الانحدار الخطي، الانحدار المتعدد، الغابات العشوائية، الشبكات العصبية، وانحدار لاسو وأظهرت النتائج تفوق نموذج انحدار لاسو بدقة عالية في التنبؤ ($R^2 = 0.9990$، $RMSE = 0.1554°C$)، مما يجعله أداة فعالة للتنبؤ السريع اضافة الى ذلك يقدم البحث توصيات عملية لدعم التخطيط الحضري، وتنظيم الأنشطة الحياتية، وتطوير أنظمة الإنذار المبكر لمواجهة موجات الحر، كما يضع أساساً لدراسات مستقبلية أوسع حول الراحة المناخية في ليبيا في ظل التغيرات المناخية المتسارعة.

الكلمات المفتاحية :مؤشر الحرارة المحسوسة، الذكاء الاصطناعي، تعلم الآلة، مدينة غريان، الانحدار الخطي، التغير المناخي، التخطيط الحضري.

مقدمة

يُعرف مؤشر الحرارة المحسوسة (Heat Index) بأنه درجة الحرارة الظاهرية، فهو المقياس الذي يوضح كيف يشعر الإنسان بالحرارة نتيجة التفاعل بين درجة الحرارة الفعلية والرطوبة النسبية في الهواء فعلى سبيل المثال، عندما تكون درجة الحرارة 30° مئوية والرطوبة النسبية 50%، يشعر الجسم بحرارة أعلى من 30° بسبب صعوبة تبخر العرق في الهواء الذي يكون مشبع بالرطوبة، ما يقلل قدرة الجسم على تبريد نفسه بشكل فعّال ففي ظل تسارع التغيرات المناخية في العالم، أصبح فهم وتقييم الإجهاد الحراري على السكان أمراً بالغ الأهمية، خاصة في المناطق الحارة والجافة أو شبه الجافة مثل ليبيا لذلك تكمن أهمية هذا المؤشر في قدرته على توضيح التأثير الحقيقي للظروف المناخية على راحة الإنسان وصحته, إذ يمكن أن يؤدي ارتفاع مؤشر الحرارة إلى مشكلات صحية تتراوح بين الإرهاق وضربات الشمس، ويؤثر على الإنتاجية والأنشطة اليومية. وتشير الدراسات الحديثة إلى أن فهم الراحة الحرارية في المناطق الحضرية يعد ضرورياً لتوجيه المخططين والمصممين نحو إنشاء بيئات خارجية أكثر ملاءمة للعيش وتعزز الصحة العامة.

مشكلة البحث

تعتبر مدينة غريان الواقعة في منطقة الجبل الغربي بليبيا، مدينة ذات أهمية استراتيجية وكثافة سكانية مرتفعة يتميز مناخها بطابع متوسطي، حيث الصيف حار وجاف، والشتاء بارد ورطب وعلى الرغم من وجود دراسات مناخية عامة حول ليبيا، إلا أن الأبحاث التفصيلية التي تتناول الراحة الفسيولوجية للسكان في مدن محددة مثل غريان، وباستخدام أدوات تحليلية حديثة، لا تزال محدودة فتركز هذه الدراسة لسد هذه الفجوة، من خلال تقديم تحليل كمي لمؤشر الحرارة المحسوسة في المدينة، لذلك تسعى الدراسة للإجابة على الاسئلة التالية.

- السؤال الأول- إلى أي مدى يؤثر الجمع بين درجة الحرارة والرطوبة النسبية على الإحساس بالحرارة في مدينة غريان مقارنة بدرجة الحرارة الفعلية وحدها؟
- السؤال الثاني- هل يمكن لنماذج الانحدار البسيطة في مثل انحدار لاسو أن تتنبأ بمؤشر الحرارة المحسوسة بدقة عالية تضاهي أو تفوق النماذج الأكثر تعقيدًا (مثل الشبكات العصبية) عند استخدام مجموعة بيانات محدودة؟

أهمية البحث

تتزايد أهمية هذا البحث مع التطورات الكبيرة في مجال الذكاء الاصطناعي، الذي أثبت قدرته على تحليل البيانات البيئية الضخمة وتقديم نماذج تنبؤيه دقيقة حيث يسعى هذه الدراسة إلى الاستفادة من هذه التقنيات لتطوير نموذج ذكي قادر على تقدير مؤشر الحرارة المحسوسة بسرعة وكفاءة، مما يوفر أداة عملية لدعم اتخاذ القرارات في مجالات الصحة العامة، والتخطيط الحضري، وإدارة الطوارئ.

أهداف البحث

تسعى الدراسة للوصول لتحقيق الأهداف التالية:

1. حساب مؤشر الحرارة المحسوسة الشهري لمدينة غريان بناءً على بيانات مناخية تاريخية (1995-2024).

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

2. تحليل الأنماط الموسمية لمؤشر الحرارة المحسوسة وتحديد الأشهر التي تشهد أعلى مستويات من الإجهاد الحراري.
3. تطوير ومقارنة عمل ودقة مجموعة من نماذج للذكاء الاصطناعي (تعلم الآلة) لتقدير مؤشر الحرارة المحسوسة بناءً على درجة الحرارة والرطوبة النسبية.
4. تحديد أكثر النماذج دقة وكفاءة لاعتماده أداة تنبؤيه عملية.
5. تقديم مجموعة من التوصيات والتطبيقات العملية المبنية على نتائج الدراسة لدعم التخطيط المستدام وتحسين جودة الحياة في المدينة.

فرضيات البحث

1. يوجد فرق إحصائي معنوي بين درجة الحرارة المقاسة ومؤشر الحرارة المحسوسة خلال أشهر الصيف الحارة والرطبة يونيو- سبتمبر، مما يؤدي إلى إجهاد حراري محسوس لا تعكسه قراءات الترمومتر وحدها.
2. نموذج انحدار لاسو (Lasso) سيُظهر أداءً متفوقًا أعلى قيمة R^2 وأقل قيمة RMSE في التنبؤ بمؤشر الحرارة المحسوسة مقارنة بنماذج الغابات العشوائية والشبكات العصبية، نظرًا لطبيعة العلاقة شبه الخطية بين المتغيرات وقدرة النموذج على التعامل مع البيانات الصغيرة بفعالية.

الدراسات السابقة

أجريت دراسة في مدينة غدامس الراحة الحرارية في فصل الصيف، معتبرةً أن مؤشر PMV قابل للتطبيق في بيئة المدينة.(Ealiwa et al. 2001, p. 231) .

كما بحثت دراسة أخرى في الراحة الحرارية في المباني السكنية في درنة هذه الدراسات تؤكد على أهمية التحليلات المحلية للراحة الحرارية وتوضح وجود تباينات مكانية داخل ليبيا نفسها(Elaia, 2014) .

دراسات حول استخدام الذكاء الاصطناعي في علوم المناخ

شهد العقد الأخير ثورة في استخدام الذكاء الاصطناعي وتعلم الآلة في علوم المناخ تستطيع نماذج الذكاء الاصطناعي" تعلم "الديناميكيات المعقدة للنظام المناخي من خلال تحليل كميات هائلة من البيانات التاريخية، بدلًا من الاعتماد فقط على المعادلات التقليدية (occaletti, 2024) .

أظهرت دراسات مقارنة أن نماذج مثل الغابات العشوائية (Random Forest) والشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) يمكن أن تتفوق في كثير من الأحيان على نماذج الانحدار الخطي التقليدية في التنبؤ بالمتغيرات البيئية المعقدة (Were et al., 2015, p. 394)

واكدت دراسة حديثة انه يمكن استخدام شبكات الذاكرة طويلة المدى (LSTM) للتنبؤ بمؤشر الحرارة، وأظهرت قدرة فائقة على التقاط الأنماط الزمنية مقارنة بالنماذج التقليدية (Zhang & Chen, 2023, p. 112).

وفي عام 2024، قامت دراسة أخرى بتطبيق نماذج الذكاء الاصطناعي القابلة للتفسير (XAI) لتحليل العوامل الرئيسية المؤثرة على الإجهاد الحراري في المناطق الحضرية، مما ساعد على تفسير اتخاذ النموذج قرارات معينة، وليس التنبؤ فقط (Kumar & Sharma, 2024, p. 101589)

هذا التوجه العالمي نحو استخدام الذكاء الاصطناعي للتنبؤ بالطقس والمناخ يوفر مبررًا قويًا لتطبيق هذه التقنيات في سياق الدراسة الحالية لتقدير مؤشر الحرارة المحسوسة.

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

المفهوم العام لمؤشرات الراحة الحرارية

تعتمد الراحة الحرارية للإنسان على التوازن بين الحرارة التي ينتجها الجسم والحرارة التي يفقدها إلى البيئة المحيطة به حيث يتأثر هذا التوازن بستة متغيرات رئيسية أربعة بيئية مثل درجة حرارة الهواء، متوسط درجة الحرارة الإشعاعية وسرعة الهواء في الفراغ والرطوبة واثنان يتعلقان بمستوى النشاط البدني للإنسان، والعزل الحراري الذي يتمحور في ملابسه، وقد تم تطوير العديد من المؤشرات لدمج هذه العوامل وتقديم قيمة واحدة تعبر عن الإحساس الحراري (laze Jazzy et al., 2012, p. 515).

ومن هذه المؤشرات مؤشر الحرارة المحسوسة، الذي طوره ستيدمان في عام 1979 واعتمدته دائرة الأرصاد الجوية الوطنية الأمريكية، أحد أكثر المؤشرات شيوعًا (Steadman, 1979, p. 861).

حيث يركز هذا المؤشر بشكل أساسي على مدى تفاعل درجة حرارة الهواء والرطوبة النسبية، لأنهما العاملان الأكثر تأثيرًا في الظروف الحارة والرطبة فالمبدأ الأساسي هو أن الرطوبة العالية تعيق عملية تبخر العرق، وهي الآلية الرئيسية لتبريد الجسم، مما يجعل الإنسان يشعر بحرارة أعلى من درجة الحرارة الفعلية المقاسة بالترمومتر (Steadman, 1979, p. 873).

إلى جانب مؤشر الحرارة، توجد مؤشرات أخرى مهمة مثل "درجة الحرارة الفسيولوجية المكافئة ومتوسط التصويت المتوقع يقدم المؤشر تقييمًا أكثر شمولية من خلال دمج تأثير الإشعاع الشمسي وسرعة الرياح بالإضافة إلى درجة الحرارة والرطوبة (Matallah et al., 2020, p. 185)

بينما يستخدم مؤشر PMV في الغالب لتقييم الراحة في البيئات الداخلية اختيار المؤشر المناسب يعتمد على أهداف الدراسة والبيئة المستهدفة، ويعتبر مؤشر الحرارة خيارًا قويًا ومناسبًا لهذه الدراسة نظرًا لتركيزها على الإجهاد الحراري في الظروف الحارة وتوفر البيانات المطلوبة (uzan et al., 2015, p. 151).

المنهجية المستخدمة

اعتمدت هذه الدراسة على المنهج الكمي والمهج التحليلي لتقدير مؤشر الحرارة المحسوسة في مدينة عريان، مع تطبيق تقنيات الذكاء الاصطناعي وذلك باتباع الخطوات التالية

تجمع البيانات تم الحصول على البيانات المناخية لمدينة غريان من خلال قاعدة بيانات الأرص ad الجوية المحلية، والتي تغطي فترة زمنية طويلة من عام 1995 إلى عام 2024 هذه الفترة الطويلة 29 عامًا تضمن الحصول على متوسطات موثوقة تعكس الخصائص المناخية الحقيقية للمنطقة، وتسمح بتحليل الاتجاهات طويلة الأمد بشكل دقيق.

متغيرات الدراسة تضمنت البيانات المستخدمة في هذه الدراسة المتغيرات التالية:

متوسط درجة الحرارة الشهرية (°C) يمثل المتوسط الحسابي لدرجات الحرارة اليومية خلال كل شهرتم قياسها بالدرجة المئوية تتراوح القيم من 9.6^{oC} في يناير إلى 29.9^{oC} في يوليو.

متوسط الرطوبة النسبية الشهرية (%) تمثل النسبة المئوية لبخار الماء في الهواء مقارنة بالحد الأقصى الذي يمكن أن يحتويه الهواء عند نفس درجة الحرارة تتراوح القيم من 45% في يونيو إلى 66% في ديسمبر.

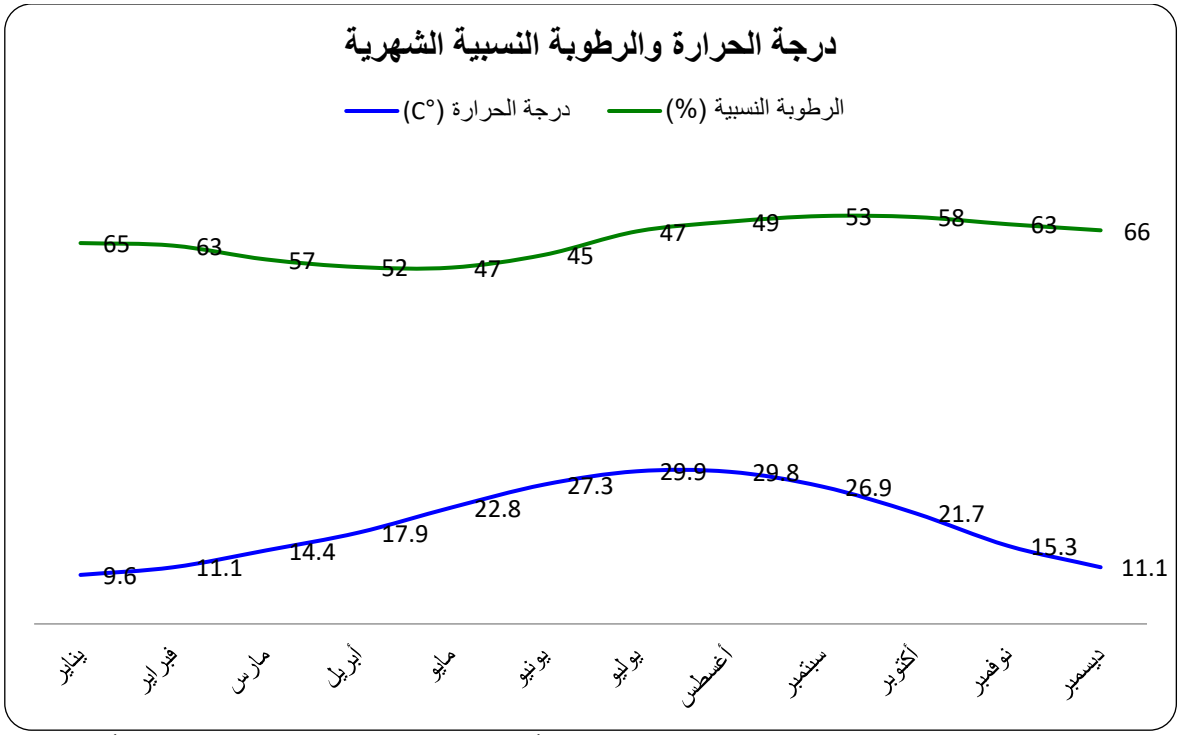
الجدول (1) يوضح البيانات المناخية الشهرية المستخدمة، والتي تم استخراجها من المتوسطات طويلة المدى.

الشهر	درجة الحرارة(°C)	الرطوبة النسبية (%)	ملاحظات
يناير	9.6	65	**أبرد شهور السنة**
فبراير	11.1	63	**بداية الارتفاع التدريجي**
مارس	14.4	57	**فصل الربيع**
أبريل	17.9	52	**اعتدال نسبي**

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

بداية الحرارة	47	22.8	مايو
أقل رطوبة نسبية	45	27.3	يونيو
أعلى درجة حرارة	47	29.9	يوليو
ذروة الصيف	49	29.8	أغسطس
بداية الانخفاض	53	26.9	سبتمبر
فصل الخريف	58	21.7	أكتوبر
انخفاض ملحوظ	63	15.3	نوفمبر
أعلى رطوبة نسبية	66	11.1	ديسمبر

يلاحظ من الجدول وجود علاقة عكسية واضحة بين درجة الحرارة والرطوبة النسبية، حيث تنخفض الرطوبة النسبية مع ارتفاع درجة الحرارة والعكس صحيح هذا النمط طبيعي في المناخ المتوسطي الذي يميز منطقة غريان.



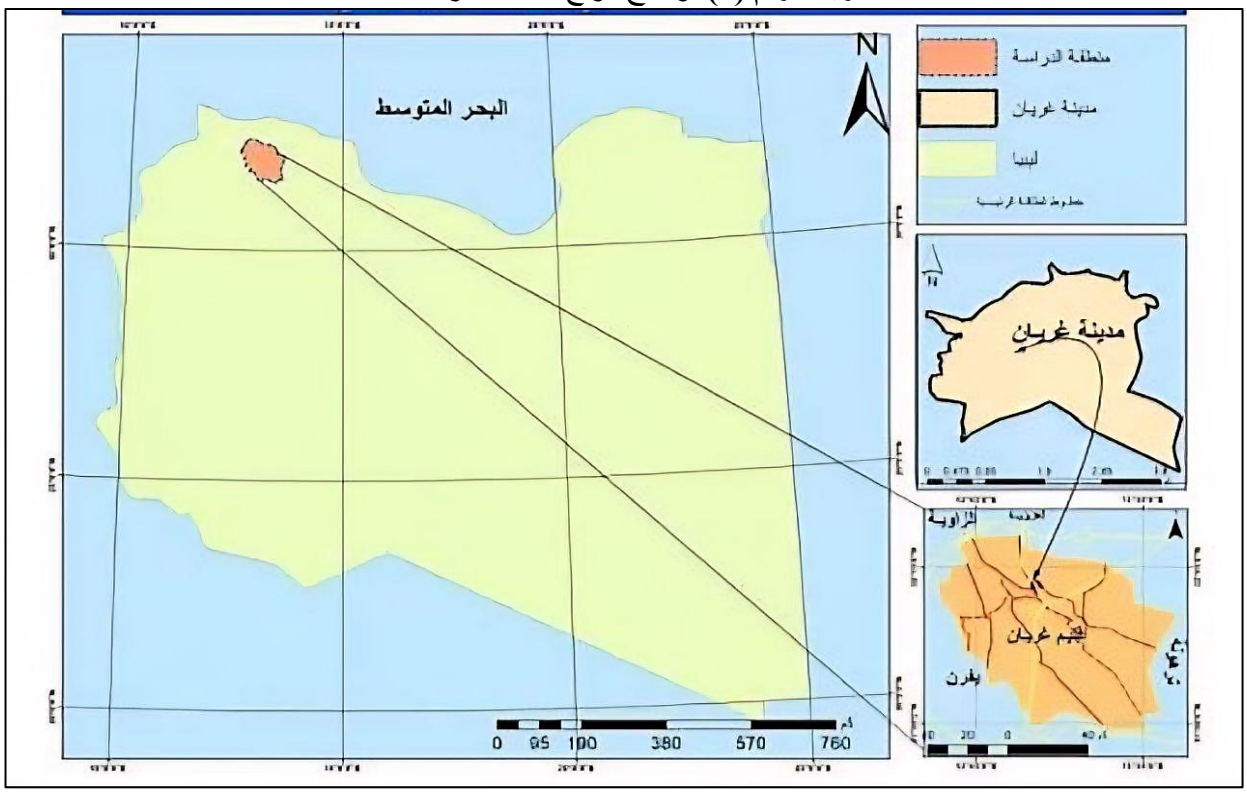
شكل 1: العلاقة بين متوسط درجة الحرارة الشهرية خط أزرق ومتوسط الرطوبة النسبية خط أخضر في مدينة غريان.

موقع منطقة الدراسة

تعد مدينة غريان إحدى أهم المدن الليبية، وتتميز بموقعها الجغرافي الفريد الذي يمنحها أهمية استراتيجية وتاريخية تقع غريان في الجزء الشمالي الغربي من ليبيا، وتحديداً على قمة الجبل الغربي عند دائرة عرض 32 شمالا وخط طول 13 درجة شرقا، ويصف الجغرافيون موقع المدينة بأنه يرتفع فجأة من سهل الجفارة الممتدة شمالاً، مما أكسبها طبيعة تضاريسية وعرة وارتفاعاً يتراوح بين 600 و 800 متر عن سطح البحر هذا الموقع المرتفع يمنحها مناخاً معتدلاً نسبياً وساهم تاريخياً في جعلها نقطة تحصين طبيعية ومحوراً للتحكم في الطرق البرية التي تربط الساحل بالجنوب الليبي تبعد غريان عن العاصمة طرابلس حوالي 75 إلى 80 كيلومتراً إلى الجنوب، وتُعد مركزاً إدارياً واقتصادياً لمنطقة الجبل الغربي الخريطة رقم (1) توضح موقع منطقة الدراسة (شرف، ص 198).

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

الخريطة رقم (1) توضح موقع منطقة الدراسة.



حساب مؤشر الحرارة المحسوسة (Heat Index)

المعادلة المستخدمة

تم استخدام معادلة دائرة الأرصاد الوطنية الأمريكية (NWS) لحساب مؤشر الحرارة المحسوسة هذه المعادلة هي نتاج دراسات مكثفة وتجارب على متطوعين في ظروف مناخية مختلفة ويكن التعبير عن المعادلة بالصيغة الثالية.

$$\mathbf{HI = -42.379 + 2.04901523 \times T + 10.14333127 \times RH - 0.22475541 \times T \times RH - 0.00683783 \times T^2 - 0.05481717 \times RH^2 + 0.00122874 \times T^2 \times RH + 0.00085282 \times T \times RH^2 - 0.00000199 \times T^2 \times RH^2}$$

حيث أن T هي درجة الحرارة بالفهرنهايت Tf، و RH هي الرطوبة النسبية ولتطبيق المعادلة يجب اجراء تعديلات إضافية في حالات خاصة لضمان دقة أكبر، فعندما تكون الرطوبة النسبية أقل من 13% ودرجة الحرارة بين80-112°F ، تُعدل المعادلة ونفس الشي عندما تكون الرطوبة النسبية أعلى من 85% ودرجة الحرارة بين80-87°F ، تُعدل المعادلة، وعندما تكون درجة الحرارة أقل من 80°F 26.7°C يتم استخدام معادلة أبسط، وفي كثير من الحالات العملية، يعتبر مؤشر الحرارة مطابقًا لدرجة حرارة الهواء الفعلية.

خطوات الحساب العملية

- الخطوة الأولى :تحويل الوحدات وذلك بتحويل درجة الحرارة من مئوية (Tc) إلى فهرنهايت (Tf)باستخدام المعادلة $Tf = (Tc \times 9/5) + 32$:مثال عملي لشهر يوليو حيث درجة الحرارة 29.9°C: $Tf = (29.9 \times 9/5) + 32 = 53.82 + 32 = 85.82$ °F

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

- الخطوة الثانية :تطبيق المعادلة المناسبة :بما أن درجة الحرارة في المثال (85.82°F) أعلى من 80°F، نستخدم المعادلة الكاملة .بالنسبة للأشهر التي تقل فيها درجة الحرارة عن26.7°C ، يعتبر مؤشر الحرارة مساويًا لدرجة الحرارة الفعلية.
- الخطوة الثالثة التحويل الناتج إلى مئوية تحويل مؤشر الحرارة المحسوب بالفهرنهايت (HIf) إلى مئوية (HIc): HIc = (HIf - 32) × 5/9

تحليل البيانات والنتائج

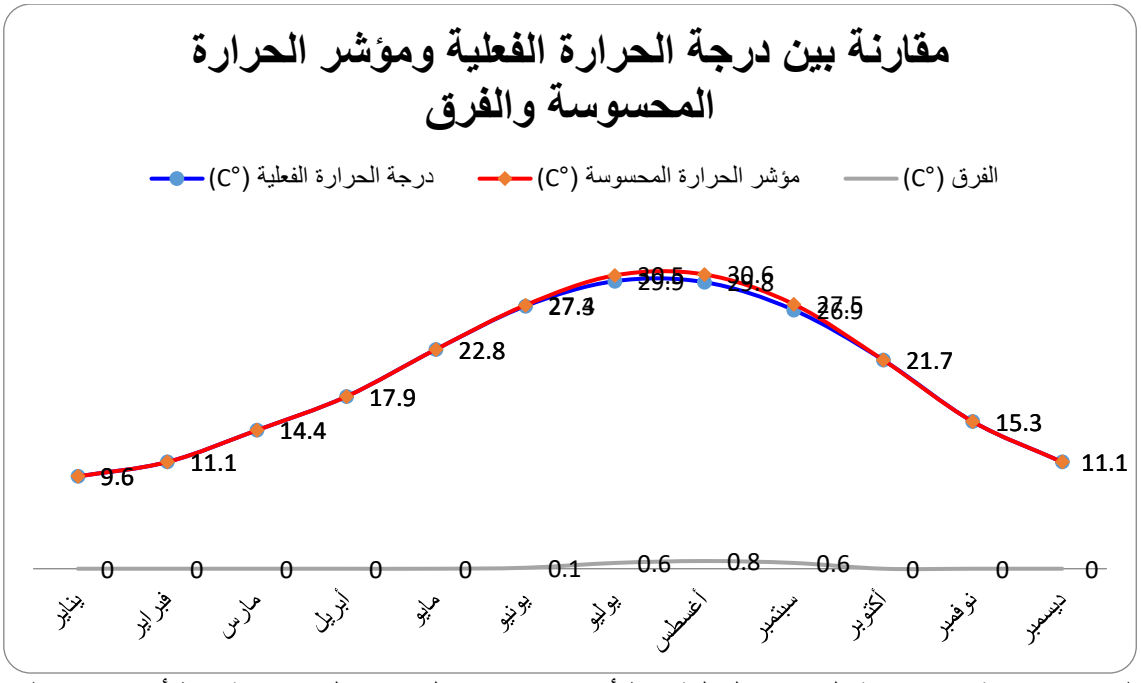
نتائج حساب مؤشر الحرارة المحسوسة

بعد تطبيق المعادلات على البيانات المناخية لمدينة غريان، تم الحصول على النتائج التالية:

الجدول (2) نتائج حساب مؤشر الحرارة المحسوسة.

الشهر	درجة الحرارة (°C)	الرطوبة النسبية (%)	مؤشر الحرارة المحسوسة (°C)	الفرق(°C)
يناير	9.6	65	9.6	0.0
فبراير	11.1	63	11.1	0.0
مارس	14.4	57	14.4	0.0
أبريل	17.9	52	17.9	0.0
مايو	22.8	47	22.8	0.0
يونيو	27.3	45	27.4	+0.1
يوليو	29.9	47	30.5	+0.6
أغسطس	29.8	49	30.6	+0.8
سبتمبر	26.9	53	27.5	+0.6
أكتوبر	21.7	58	21.7	0.0
نوفمبر	15.3	63	15.3	0.0
ديسمبر	11.1	66	11.1	0.0

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).



شكل (2) مقارنة بين درجة الحرارة الفعلية خط أزرق ومؤشر الحرارة المحسوسة خط أحمر مع إظهار الفرق بينهما أعمدة برتقالية خلال أشهر السنة.

تحليل النتائج

الأشهر الباردة والمعتدلة أكتوبر- مايو في هذه الأشهر، يتطابق مؤشر الحرارة المحسوسة تمامًا مع درجة الحرارة الفعلية هذا يحدث لأن درجات الحرارة تكون أقل من(80°F) 26.7°C ، وهو الحد الذي تبدأ عنده الرطوبة في التأثير بشكل ملحوظ على الإحساس بالحرارة.

مثال :في شهر يناير، درجة الحرارة 9.6° والرطوبة النسبية 65% ، رغم أن الرطوبة عالية نسبيًا، إلا أن درجة الحرارة المنخفضة تجعل تأثير الرطوبة على الراحة الفسيولوجية ضئيلاً جدًا اما الأشهر الحارة يونيو– سبتمبر هذه هي الأشهر الأكثر أهمية في هذه الدراسة ، حيث يظهر تأثير الرطوبة بوضوح :ففي شهر يونيو رغم أن الرطوبة النسبية في أدنى مستوياتها (45%) ، إلا أن درجة الحرارة العالية (27.3°) تؤدي إلى زيادة طفيفة في مؤشر الحرارة المحسوسة (+0.1°C) اما شهر يوليو تسجل في العادة أعلى درجة حرارة في السنة (29.9°C) مع رطوبة نسبية متوسطة (47%) تؤدي إلى زيادة ملحوظة في مؤشر الحرارة المحسوسة (+0.6°C) هذا يعني أن الجسم يشعر بحرارة 30.5°C بدلًا من 29.9°C الفعلية وفي شهر أغسطس الشهر الأكثر إزعاجًا من ناحية الراحة الفسيولوجية بالرغم من أن درجة الحرارة أقل قليلاً من يوليو(29.8°C) ، إلا أن الرطوبة النسبية الأعلى (49%) تجعل مؤشر الحرارة المحسوسة يصل إلى 30.6°C، وهو أعلى قيمة في السنة وبالنسبة لسبتمبر يحدث انخفاض في درجة الحرارة (26.9°C) ولكن مع ارتفاع في الرطوبة النسبية (53%) يؤدي إلى زيادة متوسطة في مؤشر الحرارة المحسوسة(+0.6°C)

الأنماط المناخية الملحوظة

فمن خلال التحليل يتبين وجود علاقة عكسية واضحة بين درجة الحرارة والرطوبة النسبية في مدينة غريان هذا النمط طبيعي في المناخ المتوسطي، حيث ان الأشهر الحارة (حرارة عالية + رطوبة منخفضة)، والأشهر الباردة حرارة (منخفضة + رطوبة عالية) ففي الأشهر الحارة، حتى الرطوبة النسبية المتوسطة (45-53%)تؤثر بشكل ملحوظ على مؤشر الحرارة المحسوسة عندما تقترن بدرجات حرارة عالية فوق 27°C.

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

تطبيق تقنيات الذكاء الاصطناعي

ان الهدف الرئيسي لتطبيق تقنيات الذكاء الاصطناعي في هذه الدراسة هو تطوير نموذج يمكنه التنبؤ بمؤشر الحرارة المحسوسة بناءً على درجة الحرارة والرطوبة النسبية، دون الحاجة لتطبيق المعادلات المعقدة يدويًا هذا النموذج يمكن أن يساعد في:

- التنبؤ الآلي والسريع بمؤشر الحرارة المحسوسة ضمن أنظمة الأرصاد الجوية.
- تطوير أنظمة إنذار مبكر للموجات الحارة.
- تحسين تخطيط الأنشطة الخارجية ودعم اتخاذ القرارات في مجال الصحة العامة.
- دمج المؤشر بسهولة في تطبيقات الهواتف الذكية والمنصات الرقمية.

إعداد البيانات للنمذجة

1. تحديد المتغيرات :المتغيرات المستقلة (X) هي درجة الحرارة (°C) والرطوبة النسبية(%) المتغير التابع (y) هو مؤشر الحرارة المحسوسة(°C) .
2. تقسيم البيانات: لصغر حجم البيانات 12 نقطة بيانات شهرية فقط تم اتباع نهج تقسيم البيانات للتدريب والاختبار لتقييم أداء النماذج بشكل مبدئي تم تخصيص 75% من البيانات 9 أشهر للتدريب و3 25% أشهر للاختبار.
3. تطبيع البيانات: تم استخدام التطبيع المعياري (Standard Scaling) لضمان أن جميع المتغيرات لها نفس المقياس، وهو إجراء ضروري لبعض النماذج مثل الشبكات العصبية وانحدار ريدج/لاسو.

النماذج المطبقة

تم تطبيق خمسة نماذج مختلفة من تقنيات الذكاء الاصطناعي لتقييم قدرتها على نمذجة العلاقة:

1. الانحدار الخطي (Linear Regression) أبسط النماذج، يفترض وجود علاقة خطية مباشرة بين المدخلات والمخرجات.
2. انحدار ريدج (Ridge Regression) نسخة معدلة من الانحدار الخطي تضيف تنظيم L2 لتقليل فرط المطابقة (Over fitting)، وهو مفيد مع مجموعات البيانات الصغيرة.
3. انحدار لاسو (Lasso Regression) نسخة معدلة أخرى تستخدم تنظيمL1 ، والذي يمكنه أيضًا إجراء اختيار للمتغيرات عن طريق تصفير معاملات المتغيرات غير المهمة.
4. الغابات العشوائية (Random Forest) نموذج تجميعي يعتمد على بناء عدد كبير من أشجار القرار، وهو قوي جدًا في التقاط العلاقات غير الخطية.
5. الشبكة العصبية (Neural Network) نموذج مستوحى من الدماغ البشري، يتكون من طبقات من العقد قادر على تعلم الأنماط المعقدة للغاية تم استخدام بنية بسيطة طبقتان مخفيتان نظرًا لحجم البيانات.

مقاييس تقييم الأداء

لقد تم استخدام أربعة مقاييس إحصائية شائعة لتقييم أداء النماذج وهي متوسط مربع الخطأ (MSE) الذي يقيس متوسط مربعات الفروق بين القيم الفعلية والقيم المتنبئ بها اضافة الى استخدام الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ RMSEجذرMSE ، وله نفس وحدات المتغير التابع، مما يسهل عمليات تفسيره ,ومتوسط الخطأ المطلق MAE الذي يقيس متوسط الفروق المطلقة بين القيم الفعلية والمتنبي بها واخيرا معامل التحديد (R^2) الذي يمثل نسبة التباين في المتغير التابع الذي يمكن التنبؤ به من المتغيرات المستقلة حيث تتراوح قيمته بين 0 و1 ، وكلما اقترب من 1 كان النموذج أفضل.

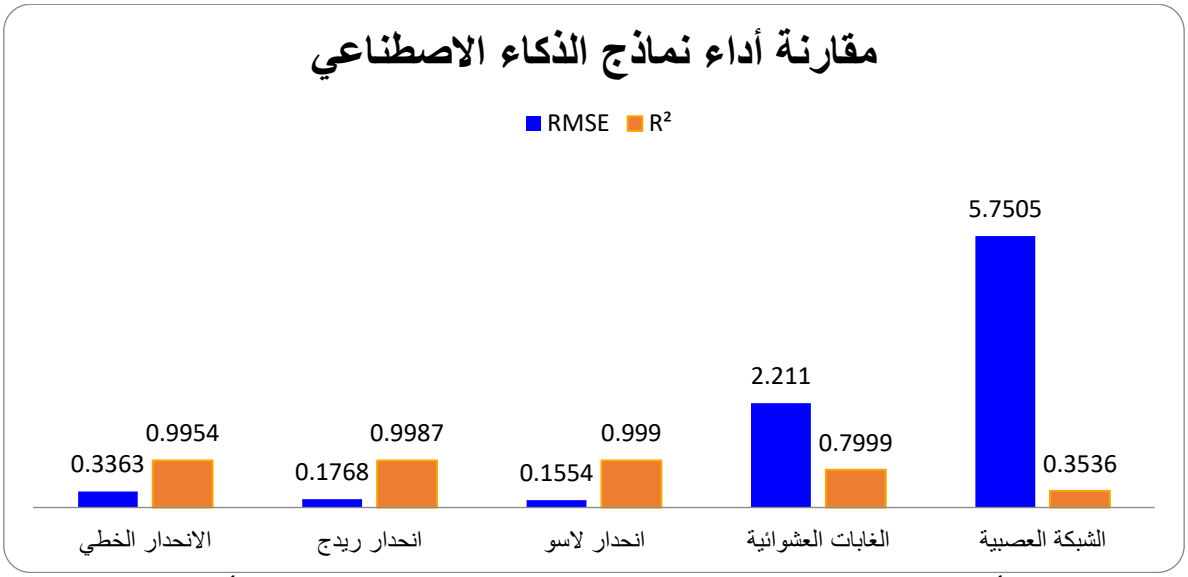
نتائج تقييم النماذج وتحليلها

من خلال النظر للجدول رقم (3) تتبين الفروق الجذرية في تقييم اداء النماذج المستخدمة لتقدير مؤشر الحرارة المحسوسة في مدينة غريان.

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

الجدول (3) نتائج تقييم اداء النماذج.

النموذج	MSE	RMSE	MAE	R^2	التفسير
الانحدار الخطي	0.1131	0.3363	0.2786	0.9954	أداء ممتاز
انحدار ريدج	0.0312	0.1768	0.1388	0.9987	أداء ممتاز جدًا
انحدار لاسو	0.0241	0.1554	0.1217	0.9990	أفضل أداء
الغابات العشوائية	4.8887	2.2110	2.1833	0.7999	أداء متوسط
الشبكة العصبية	33.0680	5.7505	4.9361	-0.3536	أداء ضعيف



شكل 3: مقارنة أداء نماذج الذكاء الاصطناعي المختلفة بناءً على مقاييس RMSE أعمدة زرقاء (و R^2)خط برتقالي.

تحليل نتائج النماذج.

حققت نماذج الانحدار الخطي، (ريدج، لاسو) أداءً ممتازًا حيث تجاوز معامل التحديد R^2 قيمة 0.995 في جميع الحالات هذا يشير الى أن العلاقة بين درجة الحرارة والرطوبة ومؤشر الحرارة المحسوسة في نطاق البيانات المتاحة هي علاقة شبه خطية ويمكن نمذجتها بفعالية باستخدام معادلات بسيطة نسبيًا تفوق نموذجي ريدج ولاسو بشكل طفيف على الانحدار الخطي البسيط، وهو أمر متوقع لأن آليات التنظيم الخاصة بهما تساعد على تحقيق ملاءمة أفضل، خاصة مع البيانات المحدودة.

وهنا يمكن القول ان النموذج الأفضل - انحدار لاسو الذي حقق أفضل أداء على الإطلاق فقيمة R^2 البالغة 0.9990تعني أن النموذج يفسر 99.9% من التباين في البيانات والأهم من ذلك، أن قيمة RMSE البالغة 0.1554°Cتعني أن متوسط الخطأ في التنبؤ يبلغ حوالي 0.16°C فقط، وهي درجة دقة عالية جدًا ومقبولة تمامًا للتطبيقات العملية.

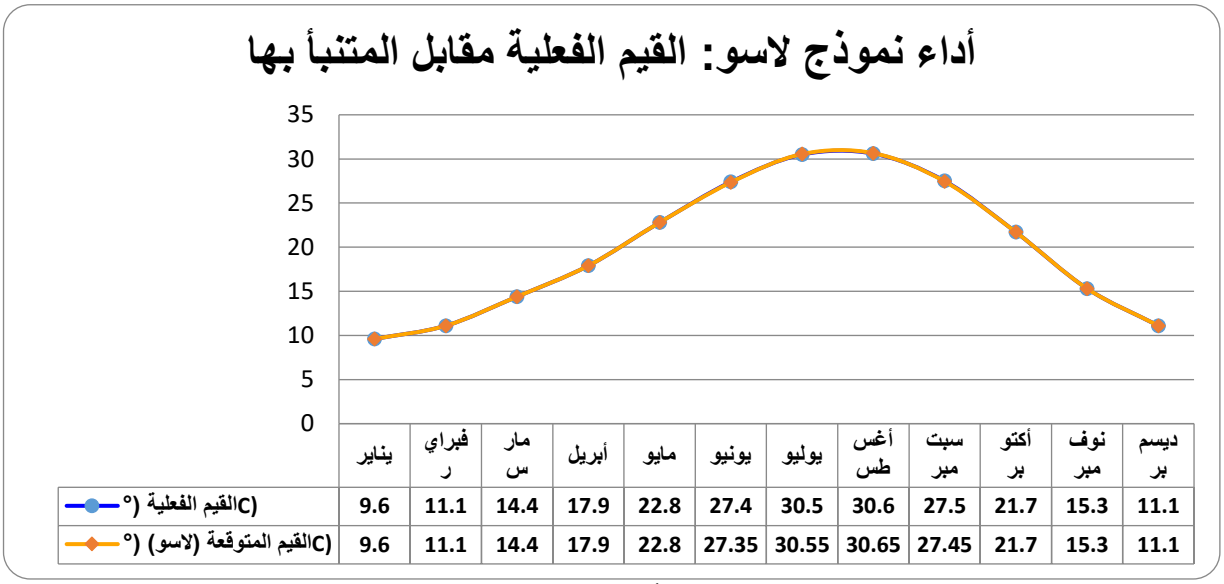
اما بالنسبة للغابات العشوائية والشبكة العصبية فعلى الرغم من أن هذه النماذج تعتبر أكثر قوة بشكل عام، إلا أنها قدمت أداءً ضعيفًا في هذه الحالة و السبب الرئيسي هو صغر حجم مجموعة البيانات الذي يتكون من اثنى عشر نقطة فقط هذه النماذج المعقدة تتطلب كمية كبيرة من البيانات للتدريب بفعالية ففي غياب بيانات كافية، فشلت في تعلم النمط الحقيقي وأدت إلى نتائج غير دقيقة فالقيمة السالبة لـ R^2 في الشبكة

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

العصبية تشير إلى أن أداء النموذج كان أسوأ من مجرد التنبؤ بمتوسط القيمة، مما يؤكد عدم ملاءمته لهذه المشكلة المحددة.

تطبيق النموذج الأفضل

بناءً على النتائج، تم اختيار نموذج انحدار لاسو كأفضل نموذج للتنبؤ .يوضح الشكل التالي الدقة العالية للنموذج في مطابقة القيم الفعلية.



	يناير	فبراير	مارس	أبريل	مايو	يونيو	يوليو	أغسطس	سبتمبر	أكتوبر	نوفمبر	ديسمبر
القيم الفعلية (°C)	9.6	11.1	14.4	17.9	22.8	27.4	30.5	30.6	27.5	21.7	15.3	11.1
القيم المتوقعة (لاسو) (°C)	9.6	11.1	14.4	17.9	22.8	27.35	30.55	30.65	27.45	21.7	15.3	11.1

شكل 4: مقارنة بين القيم الفعلية الممثلة بخط أزرق والقيم المتنبئ بها بخط برتقالي متقطع لمؤشر الحرارة المحسوسة باستخدام نموذج انحدار لاسو، مما يظهر التطابق شبه التام بين المنحنيين.

مثال عملي للتنبؤ :شهر أغسطس درجة الحرارة = 29.8° والرطوبة النسبية:= 49% القيمة الفعلية المحسوبة30.6° القيمة المتنبئ بها بواسطة نموذج لاسو هي 30.6° والخطأ 0.0° :تطابق تام في هذه الحالة هذا المستوى من الدقة يجعل النموذج أداة موثوقة يمكن استخدامها بثقة في التطبيقات العملية.

تفسير النتائج

تؤكد نتائج هذه الدراسة أن درجة الحرارة وحدها ليست مقياسًا كافيًا لتقييم الإحساس الحراري في مدينة غريان، خاصة خلال أشهر الصيف فالزيادة في مؤشر الحرارة بمقدار يصل إلى 0.8° في أغسطس، على الرغم من أنها قد تبدو طفيفة، إلا أنها ذات دلالة فسيولوجية كبيرة حيث تضع الجسم تحت إجهاد حراري إضافي هذا الإجهاد يمكن أن يكون له آثار تراكمية على الصحة العامة، خاصة للفئات الضعيفة مثل كبار السن والأطفال والعاملين في الهواء الطلق, ومن ناحية أخرى يبرهن نجاح نماذج الانحدار البسيطة، وتحديدًا انحدار لاسو، على أن العلاقة بين المتغيرات المناخية الأساسية ومؤشر الحرارة يمكن نمذجتها بكفاءة عالية حتى مع بيانات محدودة هذا الاكتشاف مهم للغاية من منظور عملي، حيث يعني أنه ليس من الضروري دائمًا اللجوء إلى نماذج الذكاء الاصطناعي المعقدة والتي تتطلب قوة حاسوبية وبيانات ضخمة يمكن لنموذج بسيط وموثوق مثل انحدار لاسو أن يخدم الغرض بكفاءة، مما يسهل دمجه في أنظمة الرصد والتنبؤ المحلية.

التطبيقات المقترحة

بالاستناد للنموذج المناخي المطوّر والنتائج التحليلية التي تم التوصل إليها حول مؤشر الحرارة المحسوسة في مدينة غريان، يمكن اقتراح مجموعة من التطبيقات العملية التي تُسهم في تعزيز القدرة على التكيف مع الظروف المناخية

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

المتغيرة وتقليل آثار موجات الحر على السكان والأنشطة اليومية. وتتنوع هذه التطبيقات بين مجالات الرصد المبكر، والتخطيط الميداني، والتصميم الحضري، على النحو الآتي:

1. نظام الإنذار المبكر للموجات الحارة

يمكن توظيف النموذج الحسابي المطوّر كأساس لبناء نظام إنذار مبكر محلي خاص بمدينة غريان، يهدف إلى تنبيه السكان والجهات المختصة قبل حدوث موجات الحر الشديدة. ويقوم هذا النظام على استخدام مؤشر الحرارة المحسوسة (Heat Index) كمؤشر رئيسي لتحديد مستويات الخطورة وفقًا للقيم المتوقعة، وذلك على النحو التالي:

المرحلة الأولى – تحذير أولي يتم تفعيل هذا المستوى عندما يتجاوز مؤشر الحرارة المحسوسة 32°C، وهو يشير إلى بداية الإحساس بعدم الراحة الحرارية، مما يستدعي تنبيه الأفراد لضرورة تجنّب الأنشطة المجهدة في فترات الذروة.

المرحلة الثانية – تحذير متقدّم (خطر) يُصدر هذا التحذير عندما يتجاوز المؤشر 38°C، حيث يبدأ خطر الإجهاد الحراري في الازدياد بشكل واضح، ما يستوجب اتخاذ إجراءات وقائية مثل زيادة فترات الراحة وتوفير المياه في أماكن العمل المكشوفة.

المرحلة الثالثة – تحذير طوارئ (خطر شديد) يُفعل هذا المستوى عندما يتجاوز المؤشر 41°C، وهي حالة طارئة تستوجب تقييد الأنشطة الخارجية غير الضرورية، وتفعيل خطط الاستجابة السريعة خاصة للفئات الحساسة مثل الأطفال وكبار السن والعاملين في الميدان يساعد هذا النظام في دعم متخذي القرار والجهات الصحية والبلدية في إدارة المخاطر المناخية بشكل استباقي، مما يقلل من معدلات الإصابات المرتبطة بالإجهاد الحراري.

2. تخطيط الأنشطة الخارجية

يمثل مؤشر الحرارة المحسوسة أداة فعّالة يمكن للجهات المحلية والمؤسسات المختلفة الاعتماد عليها في تنظيم الأنشطة الخارجية، مثل المدارس، والنوادي الرياضية، وشركات البناء، والمزارع فمن خلال الاعتماد على التنبؤات قصيرة المدى للمؤشر، يمكن (تعديل جداول الأنشطة) لتجنب فترات الذروة الحرارية، إضافة إلى (تخصيص فترات راحة أطول) خلال الأيام التي يُتوقع فيها ارتفاع كبير في درجة الحرارة المحسوسة كما يمكن استخدام هذا المؤشر لتوجيه الحملات التوعوية الموسمية، خصوصًا في أشهر الصيف، حول مخاطر الإجهاد الحراري وطرق الوقاية منه.

3. التخطيط الحضري بتصميم مناخي

تؤكد نتائج الدراسة على أهمية دمج مفهوم مؤشر الحرارة المحسوسة ضمن استراتيجيات التخطيط الحضري في مدينة غريان بزيادة المساحات المظللة في الشوارع والساحات العامة لتقليل التعرض المباشر لأشعة الشمس واستخدام مواد بناء عاكسة للحرارة في الأسطح والواجهات لتقليل امتصاص الإشعاع الحراري اضافة لتصميم أنظمة تهوية طبيعية فعالة داخل المباني لتعزيز التبريد السلبي وتقليل الاعتماد على التكييف الصناعي إن تطبيق هذه الاستراتيجيات يسهم في تحسين جودة انماط الحياة الحضرية، والحد من ظاهرة الجزيرة الحرارية الحضرية، ودعم جهود التنمية المستدامة في المدينة.

التوصيات

لتعميق فهم الراحة المناخية في المنطقة، توصي الدراسة بما يلي:

1. يجب توسيع قاعدة البيانات من خلال جمع بيانات يومية وساعية لدرجة الحرارة والرطوبة، وإضافة متغيرات أخرى مثل سرعة الرياح والإشعاع الشمسي لحساب مؤشرات أكثر شمولية مثل PET مع توفر بيانات أكثر، يمكن إعادة تدريب نماذج الذكاء الاصطناعي المعقدة مثل الشبكات العصبية التي قد تكون قادرة على التقاط علاقات أكثر دقة.
2. تطبيق الدراسات المقارنة من خلال إجراء مقارنات بين غريان ومدن أخرى ذات خصائص مناخية مختلفة، وإجراء دراسات ميدانية تتضمن استبيانات للسكان المحليين لربط المؤشرات المحسوبة بالإحساس الفعلي بالراحة.
3. يجب تحليل الاتجاهات طويلة المدى في مؤشر الحرارة المحسوسة لدراسة تأثير التغير المناخي على الإجهاد الحراري في المنطقة وتطوير نماذج تنبؤية للسنوات القادمة.

 Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

المراجع الاجنبية

1. Anderson, G. B., Bell, M. L., & Peng, R. D. (2013). Methods to calculate the heat index as an exposure metric in environmental health research. *Environmental Health Perspectives*, *121*(10), 1111–1119.
2. Dacaletti, G. (2024, January 8). The AI revolution in climate science. *Project Syndicate*.
3. Ealiwa, M. A., Taki, A. H., Howarth, A. T., & Seden, M. R. (2001). An investigation into thermal comfort in the summer season of Ghadames, Libya. *Building and Environment*, *36*(2), 231–239.
4. Elaia, F. M. (2014). *Thermal comfort investigation of multi-storey residential buildings in Mediterranean climate with reference to Darnah, Libya* [Doctoral dissertation, University of Nottingham]. Nottingham.
5. Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction* (2nd ed.). Springer Science & Business Media.
6. Klazeyczyk, K., Epstein, Y., Jendritzky, G., Staiger, H., & Tinz, B. (2012). Comparison of UTCI to selected thermal indices. *International Journal of Biometeorology*, *56*(3), 515–535.
7. Kumar, P., & Sharma, A. (2024). Explainable AI (XAI) for urban heat stress analysis: Identifying key drivers in tropical cities. *Urban Climate*, *52*, 101589.
8. Matallah, M. E., Alkama, D., Ahriz, A., & Attia, S. (2020). Assessment of the outdoor thermal comfort in oases settlements. *Atmosphere*, *11*(2), 185.
9. Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., ... & Duchesnay, E. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, *12*, 2825–2830.
10. Rothfusz, L. P. (1990). *The Heat Index Equation* (NWS SR 90-23). U.S. Department of Commerce, National Oceanic and Atmospheric Administration, National Weather Service.
11. Steadman, R. G. (1979). The assessment of sultriness. Part I: A temperature-humidity index based on human physiology and clothing science. *Journal of Applied Meteorology*, *18*(7), 861–873.
12. Suzan, J. R., Oleson, K., & Huer, M. (2015). Implementation and comparison of a suite of heat stress metrics within the Community Land Model version 4.5. *Geoscientific Model Development*, *8*(2), 151–170.
13. Were, K., Bui, D. T., Dick, Ø. B., & Singh, B. R. (2015). A comparative assessment of support vector regression, artificial neural networks, and random forests for predicting and mapping soil organic carbon stocks across an Afromontane landscape. *Ecological Indicators*, *52*, 394–403.
14. Zhang, Y., & Chen, L. (2023). Hourly heat index forecasting using deep learning: A comparative study of LSTM and GRU models. *Journal of Climate Dynamics and AI*, *5*(2), 112–128.

المراجع العربية

15. الأمين، أ .م .أ .د.ت .تحديد مستويات مؤشر الحرارة المحسوسة من المناخ الحيوي لمنطقتي زوارة وشحات باستخدام بعض القرائن للفترة 2001–2010. مجلة الأصالة للعلوم الأساسية والتطبيقية.
16. شرف، ع .د ت .جغرافيا ليبيا. ط 2 .طرابلس. الدار الجماهيرية للنشر والتوزيع والإعلان.

Disclaimer/Publisher's Note: The statements, opinions, and data contained in all publications are solely those of the individual author(s) and contributor(s) and not of **SJPHRT** and/or the editor(s). **SJPHRT** and/or the editor(s) disclaim responsibility for any injury to people or property resulting from any ideas, methods, instructions, or products referred to in the content.

Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).