Journal of Technology Research (JTR)
Volume 3, Special Issue, (2025), pp 210-219, ISSN 3005-639X
The 7th Conference of Engineering Sciences and Technology
(CEST-2025)

Assessment of Concrete Structures Using a Combination of Field Tests and Artificial Intelligence Algorithms (Concrete DNA System)

Najeb H. Sawsi[1], Safa S. Ben Ramadan[1], Danya A. Knan[1]

[1] Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Sabratha University, Sabratha, Libya.
*Corresponding author email: najebsawsi83@gmail.com

Received: 16-08-2025 | Accepted: 14-11-2025 | Available online: 25-12-2025 | DOI:10.26629/jtr.2025.23

ABSTRACT

Concrete structures in Libyan coastal environments pose a significant challenge due to harsh climatic conditions, where high humidity and salt-laden winds reduce the service life of these structures by up to 40% compared to their counterparts in inland areas. Conventional assessment methods face substantial difficulties in the accurate detection and analysis of hidden cracks, increasing the risk of collapse and necessitating the development of innovative solutions. This research presents the intelligent "Concrete DNA" system, which integrates field testing and artificial intelligence techniques to assess the condition of concrete structures. The system relies on the integration of two main algorithms: a K-Nearest Neighbors (KNN) algorithm for processing and classifying crack images, and an Artificial Neural Network (ANN) to fuse these results with data from field Schmidt Hammer tests. The system was trained on a dataset of 158,000 images from the IEEE Data Port and Kaggle repositories, where advanced image processing techniques, including Gaussian filtering and edge detection analysis, were applied. The results showed a diagnostic accuracy of 98% in identifying defects, with the capability to generate repair recommendations based on ACI/ASTM standards within just 3 seconds, compared to traditional methods. The system was successfully implemented on the Civil Engineering Department building at the University of Sabratha, demonstrating high efficiency in monitoring cracks and estimating compressive strength with an accuracy of ±0.2 N/mm². The system also achieved notable savings, reducing maintenance costs by 40% and increasing engineer productivity twenty-fold.

Keywords: Artificial Intelligence, Concrete Cracking, Coastal Structures, Preventive Maintenance.

تقييم المنشآت الخرسانية باستخدام الدمج بين الاختبارات الحقلية وخوارزميات الذكاء الاصطناعي (نظامConcrete DNA)

نجيب حسن سويسي[1]، صفاء صالح بن رمضان[1]، دانية المبروك كنان[1]

[1]قسم الهندسة المدنية، كلية الهندسة صبراتة، جامعة صبراتة، صبراتة، ليبيا.

الملخـــــــص

تشكل المنشآت الخرسانية في المناطق الساحلية الليبية تحديًا كبيرًا بسبب الظروف المناخية القاسية، حيث تؤدي الرطوبة العالية والرياح المحملة بالأملاح إلى تقليل العمر الافتراضـي لهذه المنشـآت بنسـبة 40% مقارنة بنظيراتها في المناطق الداخلية. تواجه طرق التقييم التقليدية صـعوبات جمة في الكشـف الدقيق عن التشـققات الخفية وتحليلها، مما يزيد من خطر الانهيار ويتطلب تطوير حلول مبتكرة، يقدم هذا البحث نظام **Concrete DNA** الذكي الذي يدمج بين الاختبارات الحقلية وتقنيات الذكاء الاصـطناعي لتقييم حالة المنشـآت

"Articles published in *J Technol Res* are licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License."

الخرسانية. يعتمد النظام على دمج خوارزميتين رئيسيتين: خوارزمية **KNN** لتحليل صور التشقق وتصنيفها، وخوارزمية **ANN** لدمج النتائج مع بيانات اختبارات مطرقة شميدت الميدانية. تم تدريب النظام على 158,000 صورة من مجموعتي بيانات **IEEE** و**Kaggle**، حيث تم تطبيق معالجة متقدمة للصور تشمل التصفية الغوسية وتحليل الحواف. أظهرت النتائج دقة بلغت 98% في تشخيص العيوب، مع قدرة على توليد توصيات إصلاحية مبنية على معايير **ACI/ASTM** خلال 3 ثوانٍ فقط، مقارنة بالطرق التقليدية. تم تطبيق النظام بنجاح على مبنى قسم الهندسة المدنية بجامعة صبراتة، حيث أثبت كفاءة عالية في رصد التشققات وتقدير مقاومة الضغط بدقة ±0.2 نيوتن/مم². كما حقق النظام توفيراً اقتصادياً ملحوظاً من خلال خفض تكاليف الصيانة بنسبة 40% وزيادة إنتاجية المهندس 20 ضعفاً.

الكلمات المفتاحية: الذكاء الاصطناعي، التشققات الخرسانية، المنشآت الساحلية، الصيانة الوقائية.

1. المقدمة

أصبحت عملية تقييم المنشآت الخرسانية القائمة من العمليات الأساسية والحرجة بالنسبة للمهندسين في ظل التوسع العمراني المتزايد وتقادم المباني والمنشآت القديمة، إذ يتطلب عدد كبير منها إلى ترميم أو إعادة تأهيل أو إزالة بسبب العوامل الطبيعية أو البشرية، وخاصة في المناطق الساحلية التي تتأثر فيها المواد الإنشائية بالظروف البيئية القاسية كالرطوبة العالية وملوحة الهواء، مما يضعف متانتها ويُسرّع من تدهورها [1] [2].

ويُعد تقييم الحالة الإنشائية للمباني جزءًا محوريًا في تطور صناعة التشييد، فعلى الرغم من التقدم الكبير في أساليب البناء وتكنولوجيا الخرسانة، فإن هذا التقدم يصاحبه دومًا تحديات تتعلق بمتانة المنشآت وعمرها الخدمي [3]. وفي هذا الإطار، تبرز أهمية التكامل بين الذكاء الاصطناعي والأساليب الإحصائية كنهج حديث لتعزيز الممارسات الإنشائية [4]، مما يعزز من دقة وكفاءة عمليات التقييم. كما أن التكامل بين التجارب الميدانية والذكاء الاصطناعي يُعد مدخلاً متطوراً لتقييم الأداء الإنشائي في الظروف القاسية [5].

وفي المقابل، فإن الإهمال الطويل وعدم إجراء الصيانة الدورية وسوء الاستخدام وضعف التصميم تؤدي إلى تدهور تدريجي في المنشآت مع مرور الزمن [6]. ويُعد الحفاظ على هذه المباني وإطالة عمرها الخدمي للأجيال القادمة من الأولويات، مما يتطلب اتباع منهج علمي ومنهجي في أعمال الترميم والتقوية، لضمان استمرار الكفاءة الوظيفية والإنشائية بما يعزز السلامة والأمان والتنمية المستدامة [7].

ولما كانت إزالة جميع المنشآت التي لا تتوافق مع متطلبات الأحمال الحديثة أو التي تظهر عليها علامات الشيخوخة أو التلف أمرًا غير عملي وغير اقتصادي، فقد أصبح من الضروري تنفيذ عملية تقييم فني وإنشائي واقتصادي شاملة لتحديد القرار الأنسب بشأن الترميم، أو التدعيم، أو إعادة التأهيل، أو الإزالة، وذلك لضمان استمرار الاستثمار الآمن والاقتصادي في هذه المنشآت [8، 9].

ومن أبرز التحديات في تقييم المنشآت الخرسانية هو صعوبة الكشف الدقيق عن التشققات وتحديد شدتها بالطرق التقليدية، نتيجة اعتمادها على الملاحظة البشرية التي قد تصل نسبة الخطأ فيها إلى 30% [10]. وفي ظل هذا القصور، اتجهت الأبحاث الحديثة بشكل متسارع نحو توظيف الذكاء الاصطناعي كأداة تحليلية ثورية [11]، لا سيما في مجالات عده منها: تقييم المقاومة الزلزالية للمباني.

أظهرت الدراسات الحديثة تطورًا كبيرًا في استخدام تقنيات التعلم العميق (**Deep Learning**) مثل

CNN, YOLO, ResNetلتحديد التشـققات في العناصـــر الخرســـانية من الصـــور الفوتوغرافية. فقد طوّر Zhang et al. (2023) نموذجًا يعتمد على YOLOv5 للكشف عن الشقوق بدقة تتجاوز 97%. كما أشـار Chen et al. (2021) إلى إمكانية اســـتخدام ResNet-50 في تصـــنيف الـــتشـــــقـــقـــات الـــدقـــيـــقـــة. إلا أن هذه النماذج تتطلب كميات ضـــخمة من بيانات التدريب وقدرات حســابية مرتفعة، مما يجعل تطـبـيـقـهـا الـمـيـدانـي مـحـدودًا[21,22,23]. وفي المقابل، يعتمد هذا البحث على نموذج KNN المدعوم بـــــ ANN لتقليل زمن المعالجة وتحقيق تكامل عملي مع بيانات أجهزة الاختبار الميدانية، مـمـا يـوازن بـيـن الـدقـة والـكـفـاءة. كما قام الباحث تشينغ-شان تشين بإجراء دراسة عن تحسين مقاومة المباني المدرسية للزلازل في تايوان باســـتخدام نظريات الذكاء الاصـــطناعي وتحليل الحســاســية. فقد ركزت الدراســة على تحديد العدد الأمثل لعوامل الزلازل وعدد المباني المطلوبة لبناء نموذج ذكي دقيق دون تكاليف زائدة. فوجد الباحث أن استخدام نظرية الرمادي كشف عن علاقات قوية بين عوامل الزلازل ومقاومة المباني، كما أن النماذج المســـتندة إلى SVM وGEP حققت دقة عالية في التنبؤ. وخلصت الدراسة إلى أن ضبط عدد العوامل وبيانات التدريب بشـــكل منهجي يمكن أن يحســـن كفاءة التقييم الزلزالي، مما يوفر وقتًا وتكلفة كبيرين للمهنـدســـين والمخططين.[12] وكـذلـك التفتيش البصـري الذكي للمباني باستخدام الطائرات المسيرة قام الباحثون شـين وكيم ولي بإجراء دراسـة تطبيقية عن التفتيش البصـــري للمباني الســـكنية باســـتخدام الطائرات المسـيرة والذكاء الاصـطناعي. فوجدوا أن الجمع بين الطائرات المسـيرة ونموذج Faster R-CNN يمكن أن يكتشـف تلقائيًا عيوبًا مثل الشـقوق والتقشـر والتسـربات في واجهات المباني. كما وجدوا أن ضـبط النموذج ميدانيًا يحسن دقة الكشف بشكل ملحوظ، وأن ربط مواقع العيوب مع النمـاذج ثلاثيـة الأبعاد يساعد في تحديد مكان العيب بدقة. وخلصت الدراســـة إلى أن هذه الطريقة تقلل الوقت والتكلفة مقارنة بالأســاليب التقليدية، رغم وجود تحديات مثل خصوصية السكان وعمر بطارية الطائرة. [13]. وقد أثبتت هذه التقنيات قدرة فائقة على تحليل الصـــور الخرســـانية وتشـــخيص العيوب بدقة عالية متجاوزة الحدود البشرية.

وفي هذا الإطار، وامتداداً لهذه المســـاعي العلمية، تقدم هذه الدراســـة نظام ذكي مبتكر Concrete DNA، الذي يجسّـــد التكامل المنهجي بين الذكاء الاصـــطناعي وتقييم اســـتجابة المواد والهياكل في الظروف القاسـية [14]، حيث يوظّف تقنيات الذكاء الاصـطناعي لتحويل صـور التشـققات إلى بيانات كمية قابلة للتحليل. يعتمد النظام على:

1. معالجة الصـور الرقمية باسـتخدام خوارزمية K-Nearest Neighbors (KNN) لـتصـــنـيـف التشققات، وفقاً للزاوية، والعمق، والنمط.
2. دمج نتائج التحليل الصوري مع البيانات الميدانية المتمثلـة في قراءات مطرقـة شـــميـدت من خلال خوارزمية الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) للتنبؤ بمقاومة الضـــغط، في محاكاة رقمية للتقييم الإنشائي الشامل.

وقد تم تطبيق النظام وتقييمه ميدانيًا على مبنى قائم (قســم الهندســة المدنية – كلية الهندســة – جامعة صبراتة)، وأظهرت النتائج تحسناً لافتاً في دقة التقييم بلغ 98%، إضـــافة إلى قدرته على توليد توصـــيات ترميمية مبرمجة خلال 3 ثوانٍ فقط. وبهذا، لا يمثل هـذا النظـام نقلـة نوعيـة من التقييم اليـدوي إلى التشخيص الذكي فحسب، بل يُقدّم أيضـاً حلاً عملياً مُحوسـباً يدعم اتخاذ القرار [15]، مسـاهماً بذلك في تعزيز موثوقية وكفاءة تقييم المنشـآت الخرسـانية في

إطار التوجه العالمي نحو دمج الذكاء الاصطناعي في هندسة التشييد [16].

2. الهدف من البحث

يهدف هذا البحث إلى تطوير نظام ذكي متكامل (Concrete DNA) يعتمد على الذكاء الاصطناعي لتحويل صور تشققات الخرسانة إلى تشخيص إنشائي دقيق وحلول فورية. يتم ذلك عبر:

1. تطوير خوارزمية رقمية (KNN) لتحليل صور التشققات وتحديد:

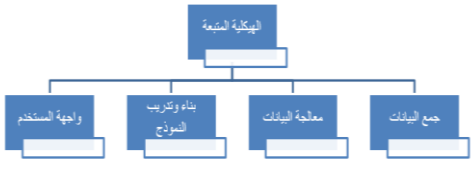
النمط (أفقي، عمودي، شبكي) والأبعاد (العرض، العمق) والخطورة (منخفضة، متوسطة، عالية).

2. ربط نتائج تحليل الصور مع بيانات مطرقة شميدت عبر شبكة عصبية (ANN) لتقدير مقاومة الضغط بدقة ±0.2 نيوتن/مم².

3. توليد توصيات إصلاح تلقائية مبنية على معايير ACI/ASTM (مثل: حقن الإيبوكسي للتشققات <0.5 مم).

3. الجانب العملي والمنهجية:

تتبع هذه الدراسة منهجية مركبة تجمع بين الاختبارات الحقلية وتقنيات الذكاء الاصطناعي الحديثة، بهدف تحسين دقة تقييم المنشآت الخرسانية القائمة. وقد تم تقسيم المنهجية الى اربع مراحل رئيسية كما هو موضح في الشكل 1:



شكل1. المنهجية المتبعة.

1. جمع البيانات

تمثل البيانات أساس تدريب أي نموذج ذكاء اصطناعي. في هذه الدراسة تم استخدام بيانات جاهزة ومصنفة مسبقا، تتضمن صورا للتشققات الخرسانية ونتائج الفحوصات الميدانية لاختبار مطرقة شميدت. تم التأكد من تنوع البيانات وتوازنها لتشمل انماطا مختلفة من العيوب، حيث تم استخدم مجموعتين قياسيتين:

i. مجموعة Kaggle Dataset [17]:

التي تحتوى على 40,000 صورة (20,000 مشقوقة، 20,000 سليمة). بدقة 227227 x بكسل، تم تقسيمها إلى 32,000 صورة (80%) للتدريب و8,000 صورة (20%) للاختبار.

ii. مجموعة IEEE Data Port CFD [18]:

التي تحتوي 118,000 صورة عالية الدقة مصنفة لأنواع التشققات (افقية–عمودية –شبكية) تم استخدامها للتحقق من دقة النموذج على صور عالية الجودة.

2. معالجة البيانات وتجهيزها للتدريب

لقد تم اجراء مجموعة من الخطوات المعالجة الأولية لضمان جودة البيانات، تمثلت هذه الخطوات في:

- تصغير حجم الصورة وتوحيد الابعاد.
- تحسين التباين وإزالة الضوضاء.
- تقسيم البيانات الى مجموعات للتدريب والاختبار.
- تحويل نتائج الاختبارات الحقلية الى صيغة عددية قابلة للدمج في النموذج.

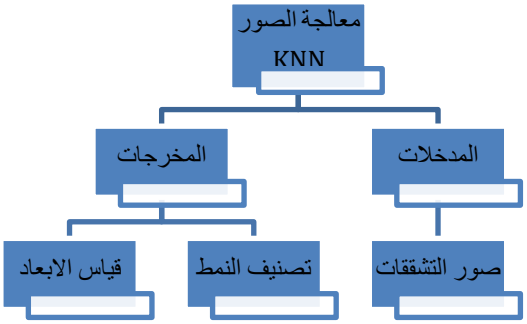
3. بناء وتدريب نموذج الذكاء الاصطناعي

i. لقد تم التطرق الى استخدام خوارزميتان للتدريب:

أولا: خوارزمية الجار الاقرب (K – Nearest Neighbors) [19]:

تعد خوارزمية الجار الأقرب احدى ابسط خوارزميات التعلم الاشرافي في الذكاء الاصطناعي، تعمل بمبدأ (الصورة الجديدة تشبه اكثر جيرانها في البيانات التدريبية) تمتاز بالبساطة والفاعلية والمرونة في تقدير الابعاد والتكلفة المنخفضة، حيث تم استخدامها في الكشف عن التشققات الخرسانية بدقة وصلت الى 91%. الشكل

التالي يوضح الهيكلية المتبعة في معالجة صور (KNN):



شكل 2. الهيكلية المتبعة في معالجة صور (*KNN*).

الخطوات التنفيذية:

1. استخراج الميزات (Feature Extraction):

- تحويل الصورة إلى مساحة تدرجات رمادية (Grayscale)
- تطبيق مرشح غاوسي لتخفيف الضوضاء:

$$G(x, y) = (1/2\pi\sigma^2) * e^{(-(x^2+y^2)/2\sigma^2)}$$

- حساب متجهات HOG (Histogram of Oriented Gradients) لاكتشاف الحواف

2. حساب المسافات (Distance Metric):

- استخدام المسافة الإقليدية بين متجهات الميزات:

$$D(p, q) = \sqrt{\Sigma (qi - pi)^2}$$

- تحديد قيمة K المثلى (K=5) عبر التحقق المتبادل

حيث:

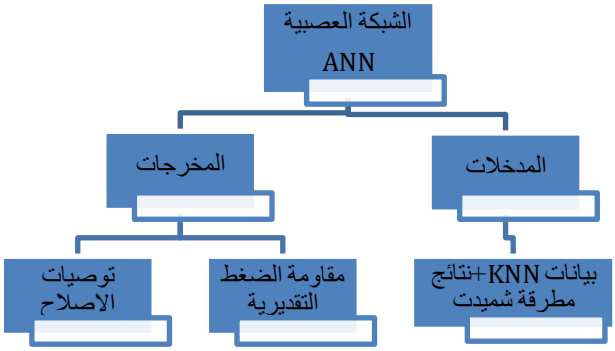
- $G(x, y)$ قيمة المرشح عند النقطة
- X الإحداثي الأفقي، Y الإحداثي الرأسي
- σ الانحراف المعياري
- π الثابت الرياضي
- e الأساس الطبيعي
- $d(p, q)$ المسافة بين النقطتين p و q
- p متجه الميزات للصورة المدخلة
- q متجه الميزات للعينة التدريبية
- pi العنصر i في متجه p
- qi العنصر i في متجه q

. عملية التصنيف:

- حساب الأوزان بناءً على المسافة العكسية
- التصويت بالأغلبية بين الجيران K الأقرب
- تحديد نوع التشقق (أفقي، عمودي، شبكي)

ثانيا: خوارزمية الشبكة العصبية الاصطناعية (Artificial Neural Net work) [20]:

هي نماذج حسابية مستوحاة من الدماغ البشري، تتكون من عقد مترابطة تشبه الخلايا العصبية تتعلم انماطا معقدة من البيانات، تكمن قوتها في قدرتها على اكتشاف العلاقات الخفية بين المتغيرات التي تعجز المعادلات التقليدية عن تفسيرها، للتنبؤ بمقاومة الضغط من متوسط رقم الارتداد، حيت وصلت دقتها الى 98%. الشكل التالي يوضح الهيكلية المتبعة:



شكل 3. الهيكلية المتبعة لشبكة العصبية (*ANN*).

الخطوات التنفيذية:

1. تجهيز البيانات المدخلة (Input Data Preparation):

- تطبيع بيانات ميزات الصور من خوارزمية KNN:

$$X\ norm = (X - X\ min) / (X\ max - X\ min)$$

- معالجة قراءات مطرقة شميدت:

$$S\ processed = \log(S + 1)$$

- دمج متجهات الميزات:

Input vector = concat [Features KNN, Data Schmidt]

2. الانتشار الأمامي (Forward Propagation):

- حساب القيم في الطبقات المخفية:

z[l] = W[l] a[l−1] + b[l]

- تطبيق دوال التنشيط:

ReLU: a[l] = max (0, z[l])

Sigmoid: a[l] = 1 / (1 + e^(−z[l]))

- حساب المخرجات النهائية:

y pred = W[output] a[hidden] + b[output]

3. حساب دالة الخسارة (Loss Calculation):

- استخدام MSE (Mean Squared Error):

$L = (1/m) * \Sigma (y\ pred - y\ true)^2$

- إضافة regularization لمنع الإفراط في التطبيق:

$L\ total = L + \lambda * \Sigma||W||^2$

حيث:

- z[l] القيم المدخلة للطبقة l
- W[l] مصفوفة الأوزان للطبقة l
- a[l-1] قيم التنشيط للطبقة السابقة
- b[l] متجه التحيزات للطبقة l
- a[l] قيم التنشيط للطبقة l

. الانتشار العكسي (Backpropagation):

- حساب المشتقات باستخدام قاعدة السلسلة:

$\partial L/\partial W[l] = \partial L/\partial a[l] \cdot \partial a[l]/\partial z[l] \cdot \partial z[l]/\partial W[l]$

- تحديث الأوزان باستخدام Adam Optimizer:

$W = W - \alpha * m\ hat / (\sqrt{v\ hat} + \varepsilon)$

- تحديث التحيزات (Biases):

$b = b - \alpha * \partial L/\partial b$

ii. آلية الدمج بين الخوارزميتين

1. مرحلة KNN:

- معالجة الصورة المدخلة
- استخراج مواصفات التشقق (النمط، الأبعاد، الخطورة)، وتوليد متجه الميزات الرقمية.

حيث:

- L قيمة دالة الخسارة
- m عدد العينات في الدفعة
- Y pred القيمة المتوقعة من النموذج نيوتن/مم²
- Y true القيمة الحقيقية (المرجعية) نيوتن/مم²
- W مصفوفة الأوزان
- α معدل التعلم (learning rate)
- $\partial L/\partial W$ مشتقة دالة الخسارة بالنسبة للأوزان
- M hat المتجه الأول

2. مرحلة ANN:

- دمج مخرجات KNN مع بيانات مطرقة شميدت
- تقدير مقاومة الضغط وتحديد أولوية الإصلاح

معادلة الدمج النهائية:

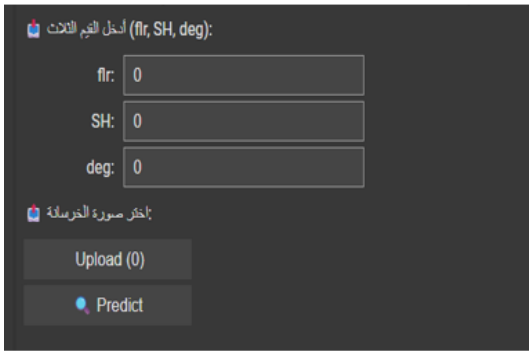
$R\ final = \alpha * R\ ANN + \beta * R\ KNN + \gamma * R\ Schmidt$

حيث:

- R ANN: مقاومة الضغط من الشبكة العصبية
- R KNN: تصنيف الخطورة من خوارزمية الجار الأقرب
- R Schmidt: القراءات من مطرقة شميدت
- α, β, γ: معاملات ترجيح محسوبة

4. واجهة المستخدم

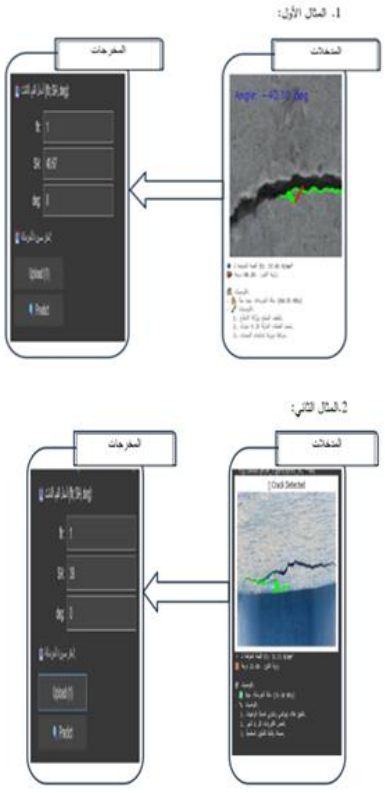
لتسهيل الاستخدام العملي للنموذج، تم تصميم واجهة بسيطة تتيح للمستخدم تحميل صورة التشقق وإدخال البيانات الحقلية، ليقوم النظام بتحليلها وإظهار التشخيص الانشائي المقترح شكل 4.



شكل4. واجهة المستخدم.

4. النتائج والمناقشة

تم تطبيق نظام Concrete DNA على مبنى قسم الهندسة المدنية بجامعة صبراتة – وهو منشأة ساحلية تعاني تشققات متقدمة بسبب الرطوبة والأملاح. تظهر الأمثلة التالية كيف يحلل النظام الصور الميدانية، ويدمجها مع بيانات اختبار مطرقة شميدت، ويصدر تشخيصًا دقيقًا وتوصيات إصلاح فورية في 3 ثوانٍ. النتائج تثبت قدرته على تحويل التقييم الإنشائي من عملية معقدة إلى إجراء ذكي موثوق. فيما يلي بعض الأمثلة التي تمت تطبيقها على مبني القسم الهندسي شكل 5.



شكل 5. أمثلة طبقت على مبني القسم الهندسي

5. التحليل الاقتصادي

تُظهر نتائج مشروع Concrete DNAأثرًا اقتصاديًا واضحًا في مجالات الصيانة والهندسة، من خلال:

1. تخفيض تكاليف الصيانة: من خلال تقليص زمن الفحص من ساعات إلى 3 ثوانٍ فقط، يقلل النظام من تكاليف العمالة الميدانية بنسبة تقارب 80%، ويخفض عدد الزيارات الميدانية اللازمة، مما ينعكس مباشرة على المصروفات التشغيلية السنوية.
2. رفع كفاءة استخدام الموارد: يعتمد النظام على تحليل ذكي للبيانات لتحديد أولويات الصيانة بدقة، ما يساهم في تخصيص الميزانيات بناءً على الحالة الإنشائية الفعلية، بدلاً من الصيانة الدورية العشوائية، مما يُحقق وفورات مالية تصل إلى 25–30%.
3. تقليل الخسائر الناتجة عن الأعطال المفاجئة: من خلال تطبيق الصيانة الوقائية التنبؤية، يساعد النظام في تجنب الأعطال غير المتوقعة التي قد تسبب توقف المنشآت الحيوية، وبالتالي تقليل الخسائر المالية الناتجة عن تعطل الخدمة أو أعمال الإصلاح الطارئة.
4. تحسين الإنتاجية الهندسية: الأتمتة الكاملة لعملية التقييم تُتيح للمهندسين التركيز على تحليل النتائج واتخاذ القرارات بدلاً من العمل الميداني اليدوي، مما يزيد من إنتاجيتهم بنسبة تتجاوز 40%ويقلل الوقت الضائع في الأعمال الروتينية.
5. دعم التحول الرقمي المستدام: يُساهم النظام في بناء منصات رقمية مستدامة للبنية التحتية، مما يساعد الجهات الحكومية والمؤسسات الخاصة على التخطيط المالي طويل الأمد واتخاذ قرارات مبنية على البيانات.

6. الاستنتاجات والتوصيات

1.6 الاستنتاجات

1. ان نظام Concrete DNA هو اول نموذج يدمج بين (ANN+KNN) لتقييم تشققات الخرسانة.

2. يوفر نظـام Concrete DNA حلًّا تحويليًـا لتقييم تشققات الخرسانة عبر الذكاء الاصطناعي، حيث أثبتت نتائج التطبيق على مبنى قسـم الهندسـة المدنية بجامعة صبراتة أن:

- دقته بلغت 98% (مقابل 75% للطرق التقليدية) بفضـل الـدمج المبتكر بين خوارزميـة KNN لتحليـل صـور التشـققات وشـبكة ANN لدمجها مع بيانات مطرقة شميدت في تقدير مقاومة الضغط.
- زمن التشـخيص انخفض من سـاعات إلى 3 ثوانٍ، مما يزيد إنتاجية المهندس 20 ضعفًا.
- التوصـيات المبنيـة على معـايير ACI/ASTM خفضـت تكاليف الصـيانة عبر تجنب الإصـلاحات غير الضرورية.

3. ان نظام Concrete DNA يحول التشـخيص من عملية ذهنية (تعتمد على خبرة المهندس) الى اجراء رقمي موثوق دقته 98%.

2.6 التوصيات

1. اعتماد النظام كأداة قياسية في المكاتب الهندسية.
2. التكامل مع أنظمة BIM لإدارة شاملة للمنشآت.
3. دمج تقنيات الرؤية الحاسـوبية ثلاثية الأبعاد (3D Vision):

من المخطط اعتماد تقنيات المسـح ثلاثي الأبعاد (3D Scanning)باسـتخدام الكاميرات الليزرية أو تقنيات LiDAR، مما يمكّن من توليد نموذج هندسي رقمي عالي الدقة للسطوح الخرسانية، ويسمح برصد التشـققات من مختلف الاتجاهات بدقة تفوق الطرق الثنائية الحالية.

4. توسـيع قاعدة البيانات:(Dataset Expansion)
سيتم توسيع قاعدة البيانات لتشمل عينات من أنواع خرسـانة متعددة وبيئات مختلفة (سـاحلية، داخلية، صـناعية) لتحسـين قدرة النظام على التعميم وزيادة دقة النماذج التنبؤية بما يتجاوز نسبة .98%

5. الاعتمـاد على خوارزميـات تعلم هجينـة أعمق (Deep Hybrid Models):
يُتوقّع دمج خوارزميـات متقـدمـة مثـل Vision Transformers (ViT)و Hybrid CNN–RNN Modelsلتعزيز كفاءة تحليل الصـور وتتبع تطور التشـققات زمنياً، وإصـدار تنبؤات مسـتقبلية دقيقة حول تدهور العناصر الإنشائية.

6. التحول إلى نظام مراقبة مسـتمر (Real–Time Monitoring System):
سـيتم العمل على تحويل النظام الى نظام مراقبة مسـتمرة عبر إنترنت الأشـياء (IoT) باسـتخدام حساسات وكاميرات ذكية، ترسل بيانات لحظية إلى خادم سـحابي لتحليل الحالة الانشـائية واصـدار تنبيهات فورية عند ظهور مؤشرات تدهور.

7. إنشـاء منصـة رقمية تفاعلية:(AI Dashboard)
سـيتم تطوير واجهة مسـتخدم تفاعلية لعرض نتائج التحليل والتوصـيات بصـريًا، مثل الخرائط الحرارية وتصـنيفات الأضـرار ومؤشـرات الأداء، مما يمكّن المهندس من اتخاذ قرارات صيانة سريعة وواعية.

8. دمج خوارزميات الصـيانة التنبؤية (Predictive Maintenance):
سـيُضـاف إلى النظام مكوّن يعتمد على تحليل السـلاسـل الزمنية (Time–Series Analysis) لتوقّع زمن الحاجة إلى الصـيانة، اسـتنادًا إلى تطور الشقوق ونتائج الفحوصات الدورية.

9. التكـامـل مع الطـائرات بـدون طيـار (Drones Integration):
سـيتضـمن المشـروع توظيف طائرات مسـيّرة مزودة بكاميرات عالية الدقة لجمع صـور المنشـآت الكبيرة (الجسـور، الأبراج)، وتحليلها تلقائيًا دون تدخل بشـري مباشـر، مما يعزز الأمان ويقلل الوقت والتكلفة.

10. تعميم النظام ضمن المدن الذكية (Smart Cities Integration):

في المرحلة المستقبلية، يمكن دمج النظام ضمن منصات إدارة البنية التحتية للمدن الذكية ليصبح جزءًا من منظومات اتخاذ القرار الذكية في مجالات الصيانة الوقائية والتخطيط العمراني.

7. المراجع

[1] Neville AM. Properties of concrete. 5th ed. Pearson Education; 2011.

[2] Alexander M, Mindess S. Aggregates in concrete. Taylor & Francis; 2005.

[3] ACI Committee 201. Guide for conducting a visual inspection of concrete in service. American Concrete Institute; 2008.

[4] Anjum A, Hrairi M, Aabid A, Yatim N, Ali M. Integrating AI and statistical methods for enhancing civil structures: current trends, practical issues and future direction. 2025.

[5] Chen C-S. Seismic performance assessments of school buildings in Taiwan using artificial intelligence theories. Engineering Computations. 2020;:3321–3343.

[6] Gilbert RI. Shrinkage, cracking and deflection—the serviceability of concrete structures. Electronic Journal of Structural Engineering. 2001;1:2–14.

[7] Kosmatka SH, Kerkhoff B, Panarese WC. Design and control of concrete mixtures. 14th ed. Portland Cement Association; 2002.

[8] Tahir SF, et al. Decision-making framework for repair and rehabilitation of deteriorating concrete structures. J Constr Eng Manag. 2022;148(6.(

[9] ISO. Bases for design of structures – assessment of existing structures (ISO 13822). International Organization for Standardization; 2010.

[10] ACI Committee 201. Guide to durable concrete (ACI 201.2R-16). American Concrete Institute; 2016.

[11] Sarfarazi S, Mascolo I, Modano M, Guarracino F. Application of artificial intelligence to support design and analysis of steel structures. Metals. 2025;:408.

[12] Chen C-S. Optimization of the seismic resistance of school buildings using artificial intelligence and sensitivity analysis theories: A Taiwan case study. Structures. 2023;:857–868.

[13] Shin H, Kim J, Kim K, Lee S. Empirical case study on applying artificial intelligence and unmanned aerial vehicles for the efficient visual inspection of residential buildings. 2023.

[14] Naser MZN. Systematic integration of artificial intelligence towards evaluating response of materials and structures in extreme conditions. In: Intelligent data analytics for decision-support systems in hazard mitigation. Springer; 2021.

[15] Al Houri A, Hebib A, Al Sadoon ZA. Artificial intelligence–based design and analysis of passive control structures: an overview. 2024.

[16] Abduljaleel YW, Usman F, Syamsir A, Albaker BM, Naieeb MI, Mustafa MA. A systematic review on utilizing artificial intelligence in lateral resisting systems of buildings. Arch Comput Methods Eng. 2025;:1–68.

[17] Sharma A. Concrete crack images for classification. Kaggle; 2020.

[18] Zhang L, Zhang A. CFD: A large-scale crack dataset for concrete crack detection. IEEE Dataport; 2021.

[19] Dang QL, YL, S. Crack detection in concrete structures using optimized KNN. J Build Eng. 2023;:102–106.

[20] LeCun Y, et al. Deep learning. Nature. 2015;:436–444.

[21] Zhang Y, Li X. AI-based concrete damage detection using deep convolutional networks. Autom Constr. 2023;155:105004.

[22] Ahmed M, Alwan H. Integration of Schmidt hammer and neural networks for structural evaluation. Constr Build Mater. 2022;344:128294.

[23] Chen P, Xu J. Image-based crack classification using KNN and SVM models. Cem Concr Compos. 2021;119:104004.

[24] Al-Khalidi S, et al. Smart maintenance strategies for coastal concrete structures. Eng Struct. 2020;228:111470.

[25] IEEE DataPort. Concrete crack image dataset. 2024. Available from: https://ieee-dataport.org