

Detecting Leading Edge Erosion Of A Wind Turbine Blade Using Deep Learning And Computer Vision Techniques

Mahmoud Zoubi* 

Dr. Iman Dilaneh**

(Received 4 / 6 / 2025. Accepted 20 / 8 / 2025)

□ ABSTRACT □

This research presents an integrated methodology for automating the process of detecting leading edge erosion of the wind turbine blade and determining erosion dimensions using advanced artificial intelligence and computer vision techniques. The research also analyzes the effectiveness of the resulting values in evaluating the blade's aerodynamic performance using computational fluid dynamics (CFD). In this research a Mask R-CNN model was developed based on a dataset of eroded blades images. The model was used to automatically detect the location and type of the erosion, instead of using traditional methods that require stopping the turbine and having workers climb up to inspect it. A 3D computer model of the eroded area was then developed to determine the erosion dimensions. This was achieved by applying 3D reconstruction technique to the eroded blade images detected using the Mask R-CNN model developed in this research. The eroded blade was then modeled using the 3D model and the actual erosion dimensions, and a numerical simulation was conducted using CFD to study the effect of error in calculating the erosion dimensions on the blade's lift and drag coefficients. The results demonstrated the effectiveness of the Mask R-CNN model in detecting erosion, with a mean average precision of 84.6%. The 3D model also demonstrated high accuracy in calculating erosion dimensions, with an average error of 0.4 mm, and the maximum relative error in calculating the lift and drag coefficients using CFD was 0.45% and 2.38%, respectively.

Keywords: Deep Learning, Computer Vision, Wind turbine, Leading edge erosion, CFD.

Copyright  :Latakia University journal(Formerly Tishreen)-Syria, The authors retain the copyright under a CC BY-NC-SA 04

* Master Student, Department of Mechanical Power Engineering, Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Latakia University (Formerly Tishreen), Latakia, Syria. Email: mahmoud.zoubi@tishreen.edu.sy

**Professor, Department of Biomedical Engineering, Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Latakia University (Formerly Tishreen), Latakia, Syria. Email: imanedilaneh@gmail.com

الكشف عن تآكل الحافة الأمامية لشفرة العنفة الريحية باستخدام تقنيات التعلم العميق، والرؤية الحاسوبية

محمود زعبي * 

د. إيمان ديلانة **

(تاريخ الإيداع 4 / 6 / 2025. قُبل للنشر في 20 / 8 / 2025)

□ ملخص □

يقدم البحث منهجية متكاملة لأتمتة عملية الكشف عن تآكل الحافة الأمامية لشفرة العنفة الريحية وتحديد أبعاد التآكل بالاعتماد على التقنيات المتقدمة للذكاء الاصطناعي والرؤية الحاسوبية، وتحليل فعالية القيم الناتجة في تقييم الأداء الأيروديناميكي للشفرة باستخدام ديناميكا الموائع الحسابية (CFD). تم في البحث، تطوير نموذج Mask R-CNN، وبالاعتماد على مجموعة بيانات لصور شفرات معرضة للتآكل، وذلك لاستخدامه كنموذج للكشف آلياً عن موقع ونوع التآكل، بدلاً من استخدام الطرق التقليدية التي تتطلب إيقاف العنفة وصعود العمال لإجراء الفحص. ثم تم تطوير نموذج حاسوبي ثلاثي الأبعاد لمنطقة التآكل لتحديد أبعاد التآكل، وذلك بتطبيق تقنية إعادة البناء ثلاثي الأبعاد (3D Reconstruction) على صور الشفرة المتآكلة والتي تم كشفها باستخدام النموذج Mask R-CNN المطور في هذا البحث. وبعد ذلك تم نمذجة الشفرة المتآكلة بحالة أبعاد التآكل المحسوبة باستخدام النموذج ثلاثي الأبعاد، وحالة الأبعاد الحقيقية وإجراء محاكاة عددية باستخدام CFD لدراسة تأثير الخطأ في حساب أبعاد التآكل على قيم معاملي الرفع والسحب للشفرة. أظهرت النتائج فعالية نموذج Mask R-CNN في الكشف عن التآكل، حيث بلغت قيمة متوسط معدل الضبط (Mean Average Precision) 84.6%. كما أظهرت الدقة العالية للنموذج الثلاثي الأبعاد في حساب أبعاد التآكل بمتوسط خطأ 0.4 mm، وبلغت القيمة العظمى للخطأ النسبي في حساب معاملي الرفع والسحب 0.45%، و2.38% على التوالي باستخدام CFD.

الكلمات المفتاحية: تعلم عميق، رؤية حاسوبية، عنفة ريحية، تآكل الحافة الأمامية، CFD.

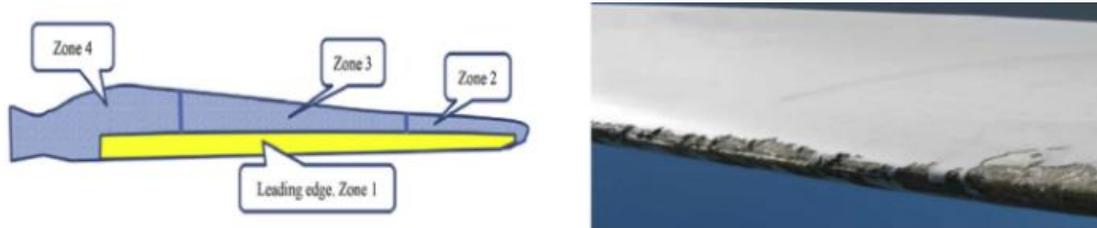
حقوق النشر :  مجلة جامعة اللاذقية (تشرين سابقاً) - سورية، يحتفظ المؤلفون بحقوق النشر بموجب الترخيص CC BY-NC-SA 04

* طالب ماجستير، قسم هندسة القوى الميكانيكية، كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية، جامعة اللاذقية (تشرين سابقاً)، اللاذقية، سورية.
mahmoud.zoubi@tishreen.edu.sy
** أستاذ، قسم الهندسة الطبية، كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية، جامعة اللاذقية (تشرين سابقاً)، اللاذقية، سورية.
imanedilaneh@gmail.com

مقدمة:

يتم التركيز في السنوات الأخيرة على العمل على توظيف تقنيات التكنولوجيا الحديثة في أتمتة عملية الكشف عن أعطال العنفات الريحية للحد من المخاطر الناتجة عن الاعتماد على العنصر البشري والتي تتطلب إيقاف العنفة ليتمكن المختص من الفحص والكشف عن الأعطال يدوياً، وهذا يعرضه للخطر وخاصة في حالة العنفات ذات الأبراج العالية، بالإضافة إلى الخسارة في الطاقة المولدة من العنفة نتيجة إيقافها لإجراء عملية الكشف التقليدية عن الأضرار السطحية لشفرة العنفة، (تآكل الحافة الأمامية لشفرة العنفة، أضرار في لوحة توليد الدوامات، فقدان الأسنان في لوحة توليد الدوامات، احتراق مستقبل الصواعق)، لذلك تعتبر أتمتة عملية الكشف عن هذه الأضرار باستخدام تقنيات الذكاء الاصطناعي والرؤية الحاسوبية الحل الأمثل لمواجهة كل هذه التحديات السابقة [1].

حيث يتم تركيز الاهتمام في عملية فحص الشفرات على استخدام طائرات بدون طيار مزودة بكاميرا تقوم بالتقاط صور لشفرات العنفة، وبالتالي يمكن الكشف عن وجود الأضرار على سطح الشفرة في مراحلها الأولى قبل أن تزداد شدتها مع الزمن وترتفع التكلفة الاقتصادية لإصلاحها، عن طريق تطبيق أحد نماذج التعلم العميق (Deep Learning) على هذه الصور، ولكن في حين أن هذه العملية يمكن أن تكشف عن وجود التآكل وموقعه ونوعه، ولكنها لا تتضمن المعلومات اللازمة لتحديد عمق التآكل، حيث أن الصورة تتضمن بيانات مكانية ثنائية الأبعاد للجسم الذي تم التقاط صورة له. ومع ذلك يمكن بناء مجسم حاسوبي ثلاثي الأبعاد للشفرة لتحديد عمق التآكل عن طريق النقاط عدة صور لنفس منطقة التآكل من زوايا مختلفة وتطبيق تقنية إعادة البناء ثلاثي الأبعاد (3D Reconstruction) على هذه الصور [2]، وهي أحد تقنيات الرؤية الحاسوبية (Computer Vision)، وبعد الحصول على موقع التآكل وأبعاده يمكن نمذجة الشفرة المعرضة للتآكل حاسوبياً وتقييم الأداء الأيروديناميكي للشفرة باستخدام تقنيات ديناميكا الموائع الحسابية (Computational Fluid Dynamics, CFD)، حيث تعد هذه المعلومات ضرورية من أجل اتخاذ الإجراءات اللازمة لعملية إصلاح الشفرة ودراسة الجدوى الاقتصادية لهذه العملية وتقدير الخسارة في استطاعة العنفة الريحية [3]، ويظهر الشكل 1 تآكل الحافة الأمامية لشفرة العنفة الريحية.



الشكل 1. تآكل الحافة الأمامية لشفرة العنفة الريحية

قام كل من Jiajun Zhang وزملاؤه في جامعة Loughborough University في المملكة المتحدة عام 2021 [4] بتطبيق عدد من نماذج التعلم العميق لتحديد موقع ونوع عدد من الأضرار السطحية لشفرة العنفة الريحية اعتماداً على مجموعة من الصور الملتقطة لشفرات عنفة ريحية معرضة لهذه الأضرار، (التصدعات، تآكل شفرة العنفة، الفجوات، انفصال الطبقات السطحية)، وأظهرت النتائج تفوق نموذج Mask R-CNN على باقي النماذج، وكان متوسط معدل الضبط (Mean Average Precision) لهذا النموذج %84.21.

كما تم تصميم نظام لتحديد موقع ونوع عدة أنواع من الأضرار السطحية لشفرة العنفة الريحية بالاعتماد على مجموعة من الصور الملتقطة لعنفة ريحية وتطبيق عدد من نماذج التعلم العميق من قبل ASM Shihavuddin وزملائه من جامعة Technical University of Denmark في الدنمارك عام 2019 [5]. اعتمد التصميم النهائي للنظام على نموذج Faster R-CNN (نموذج Faster R-CNN يمثل الجزء الرئيسي من نموذج Mask R-CNN ولكنه يفتقر لخاصية تجزئة المثيل (Instance segmentation))، حيث تم استخدامه لتحديد أربعة أنواع من الأضرار السطحية لشفرة العنفة، (تآكل الحافة الأمامية لشفرة العنفة، أضرار في لوحة توليد الدوامات، فقدان الأسنان في لوحة توليد الدوامات، احتراق مستقبل الصواعق)، وبتقييم أداء النموذج كان متوسط معدل الضبط %81.10. تبين هذه الدراسات فعالية ودقة نموذج Mask R-CNN في الكشف عن تآكل الحافة الأمامية لشفرة العنفة الريحية، ولكنها اعتبرت هذا التآكل كنوع واحد.

كما قام Mikkel Schou Nielsen من معهد Danish Fundamental Metrology في الدنمارك وزملاؤه عام 2020 [2] ببناء نموذج حاسوبي ثلاثي لجزء من شفرة عنفة ريحية معرضة لتآكل الحافة الأمامية لتحديد أبعاد التآكل بتطبيق تقنية إعادة البناء ثلاثي الأبعاد على 57 صورة لهذه الشفرة، حيث تراوحت أبعاد عمق التآكل بين 1-3 mm، وبينت هذه الدراسة دقة تقنية إعادة البناء ثلاثي الأبعاد في حساب أبعاد التآكل، حيث بلغت دقة هذا النموذج 1 mm. بالمقابل، هناك دراسات أخرى لم تتطرق إلى دراسة الكشف عن وجود التآكل لشفرة العنفة أو تحديد أبعاده، بل اكتفت فقط بدراسة و تحليل تأثير الأداء الأيروديناميكي للشفرة باستخدام ديناميكا الموائع الحسابية بوجود نوعين مختلفين للتآكل [6]، التآكل العميق المقعر (Surface concaved Deep Defects, SDD) والذي يكون فيه عمق التآكل مساوياً تقريباً لطول التآكل على امتداد الوتر، والتآكل قليل العمق الموزع (Surface distributed Shallow Defects, SSD)، ويكون في هذا النوع عمق التآكل أصغر بكثير من طول التآكل على امتداد الوتر.

كما تم في الدراسة المرجعية [7]، دراسة أثر تآكل الحافة الأمامية لشفرة العنفة الريحية على أدائها الأيروديناميكي باستخدام ديناميكا الموائع الحسابية عند رقم رينولدز 3 مليون، حيث تمت نمذجة عدة أبعاد للتآكل، وتراوح طول التآكل على امتداد الوتر بين %0.5-10 من طول الوتر، وعمق التآكل بين %0.1-1 من طول الوتر، وأظهرت النتائج انخفاض معامل الرفع بنسب بين %35-5، وانخفاض نسبة معامل الرفع إلى السحب بنسبة وصلت إلى %40.

أهمية البحث وأهدافه:

نعمد في هذا البحث إلى تقديم دراسة متكاملة تهدف إلى تحقيق أتمتة عملية الكشف عن تآكل الحافة الأمامية لشفرة العنفة الريحية، بالإضافة لتحقيق إمكانية التمييز بين نوعي تآكل الحافة الأمامية للشفرة (SSD, SDD) باستخدام نموذج Mask R-CNN، وهذا لم يتم معالجته في الدراسات المرجعية التي ركزت على الكشف عن وجود التآكل دون تمييز نوعه SSD أو SDD. بالإضافة لذلك، نعمد على تطوير نموذج حاسوبي ثلاثي الأبعاد لمنطقة التآكل لتحديد أبعاد التآكل، وذلك بتطبيق تقنية إعادة البناء ثلاثي الأبعاد على صور الشفرة المتأكلة والتي تم كشفها باستخدام النموذج Mask R-CNN المطور في هذا البحث، مما يوفر سرعة وسهولة في تحديد أبعاد التآكل مقارنةً مع الطرق الأخرى التي تتطلب أجهزة قياس تعتمد على تقنيات الأمواج فوق صوتية، والأشعة تحت الحمراء، ووجود مختصين على تماس مباشر مع شفرة العنفة. بالإضافة لنمذجة ومحاكاة الشفرة المتأكلة باستخدام ديناميكا الموائع الحسابية، عند اعتبار

كل من حالتي استخدام الأبعاد الحقيقية للتآكل والأبعاد الناتجة من تطبيق تقنية إعادة البناء ثلاثي الأبعاد، لتحديد تأثير الخطأ في حساب عمق التآكل على حساب معاملي الرفع والسحب للشفرة المتأكلة.

طرائق البحث ومواده:

المسار المؤتمت الذي تم بناؤه في هذا البحث يتضمن ثلاث مراحل رئيسية:

1. أتمتة عملية الكشف عن تعرض شفرة العنفة الريحية لتآكل الحافة الأمامية، وتحديد موقع التآكل ونوعه وذلك باستخدام أحد نماذج التعلم العميق، Mask R-CNN، باستخدام لغة البرمجة Python. حيث تم الاعتماد على صور لشفرة عنفة ريحية معرضة للتآكل، قام بالنقاطها Nikolov وزملاؤه عام 2020 من جامعة Aalborg في الدنمارك [8، 9].

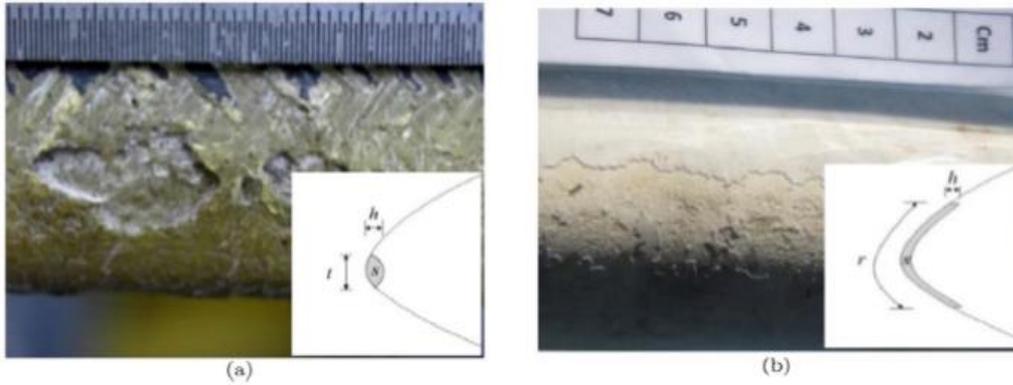
2. حساب أبعاد التآكل بشكل آلي عن طريق بناء نموذج حاسوبي ثلاثي الأبعاد لمنطقة التآكل بتطبيق تقنية إعادة البناء ثلاثي الأبعاد على صور الشفرة المعرضة للتآكل باستخدام برنامج Meshroom.

3. دراسة وتحليل تأثير الخطأ في حساب أبعاد التآكل على قيم معاملي الرفع والسحب للشفرة المتأكلة بالاعتماد على ديناميكا الموائع الحسابية باستخدام برنامج ANSYS Fluent.

1. الكشف عن تعرض الشفرة لتآكل الحافة الأمامية اعتماداً على صور الشفرة والتعلم العميق:

تم الكشف عن تعرض الشفرة لتآكل الحافة الأمامية باستخدام نموذج Mask R-CNN [10] الذي يعتبر من أهم نماذج التعلم العميق المستخدمة في مجال الصور لتنفيذ عمليتي اكتشاف الكائن (Object Detection)، وتجزئة المثل (Instance Segmentation)، بحيث يكون دخل النموذج عبارة عن قيم بكسلات صورة شفرة العنفة، وله ثلاثة مخارج:

- خرج يمثل نوع تآكل الحافة الأمامية للشفرة.
 - خرج يمثل إحداثيات المستطيل الذي يحيط بمنطقة التآكل في الصورة.
 - خرج يمثل مواقع بكسلات الصورة التي تنتمي لمنطقة التآكل.
- تم تدريب النموذج على نوعين من تآكل الحافة الأمامية للشفرة تم تصنيفهما حسب الدراسة [6]، وهما:
- التآكل العميق المقعر (Surface concaved Deep Defects, SDD) ممثل بالشكل 2 (a)، ويكون في هذا النوع عمق التآكل، h ، مساوٍ تقريباً لطول التآكل على امتداد الوتر، t ، $h \sim t$.
 - التآكل قليل العمق الموزع (Surface distributed Shallow Defects, SSD) ممثل بالشكل 2 (b)، ويكون في هذا النوع عمق التآكل، h ، أصغر بكثير من طول التآكل على امتداد الوتر، r ، $h \ll r$.



الشكل 2. نوعي تآكل الحافة الأمامية لشفرة العنففة الريحية (a) SDD (b) SSD

1.1. مجموعة البيانات المستخدمة لتدريب واختبار النموذج:

تم استخدام مجموعتين من البيانات لتدريب واختبار النموذج:

- المجموعة الأولى: عبارة عن صور لشفرة عنفة ريحية معرضة لتآكل الحافة الأمامية من نوع SDD بدقة 8688×5792 بكسل [8]، ويبين الشكل 3 عينة من هذه الصور.



الشكل 3. صور شفرة عنفة ريحية معرضة لتآكل الحافة الأمامية من نوع SDD

- المجموعة الثانية: تمثل هذه المجموعة صور لشفرة عنفة ريحية معرضة لتآكل الحافة الأمامية من نوع SSD بدقة 5472×3648 بكسل [9]، ويبين الشكل 4 عينة من هذه الصور.



الشكل 4. صور شفرة عنفة ريحية معرضة لتآكل الحافة الأمامية من نوع SSD

تم خفض دقة الصور إلى 1024×1024 بكسل، كما تم تعزيز مجموعة البيانات (Dataset augmentation)، فتم قلب الصور الأصلية، وتدويرها، وتعديل شدة الإضاءة، ثم إضافة الصور المعدلة إلى مجموعة الصور الأصلية، وذلك لتحسين عملية التدريب وزيادة حجم مجموعة البيانات. أصبح عدد الصور الكلي 2400 صورة (1200 صورة لكل نوع من نوعي التآكل)، وتم تقسيم هذه الصور إلى مجموعتين:

- مجموعة التدريب (Training set)، تتضمن 1920 صورة (960 صورة لكل نوع من نوعي التآكل).
- مجموعة الاختبار (Test set)، تتضمن 480 صورة (240 صورة لكل نوع من نوعي التآكل).

2.1. تدريب النموذج:

تم استخدام تقنية التعلم المنقول (Transfer learning) أثناء عملية التدريب، وكان دخل النموذج عبارة عن صور الشفرة، بالإضافة إلى ملف بصيغة Json يمثل الخرج المرغوب ويتضمن نوع التآكل وإحداثيات بكسلات منطقة التآكل لكل صورة من الصور والتي تم تحديدها يدوياً باستخدام برنامج (VGG Image Annotator, VIA)، ويبين الشكل 5 صورة لواجهة هذا البرنامج ومثال عن محتوى هذا الملف.



الشكل 5. برنامج VGG Image Annotator

3.1. تقييم أداء النموذج:

- بعد انتهاء التدريب، يعتمد تقييم أداء النموذج المدرب على تطبيق عدة معايير للاختبار نذكر منها [4، 5]:
- نسبة التقاطع إلى الاتحاد (Intersection over Union, IoU) وتعطى بالعلاقة:

$$IoU = \frac{P \cap GT}{P \cup GT} \#(1)$$

حيث:

P المستطيل الذي يمثل خرج النموذج.

GT المستطيل الذي يمثل الخرج المرغوب.

فإذا كانت $IoU \geq 0.5$ ، وكان خرج النموذج لصنف الكائن صحيح، يعتبر الخرج صحيح وتسمى العينة صحيحة موجبة (True Positive).

- الضبط (Precision)، ويعطى الضبط لصف معين C ، P_C ، لكل صورة بالعلاقة:

$$P_C = \frac{N(\text{True Positives})_C}{N(\text{Total Dctected Objects})_C} \#(2)$$

حيث:

$N(\text{True Positives})_C$ عدد العينات الصحيحة الموجبة للصف C في الصورة.
 $N(\text{Total Detected Objects})_C$ العدد الكلي للكائنات ذات الصف C في الصورة، الناتجة عن خرج النموذج (سواء كانت صحيحة أو خاطئة).

- معدل الضبط (Average Precision) للصف C ، AP_C ، يعطى بالعلاقة:

$$AP_C = \frac{\sum P_C}{N(\text{Total Images})_C} \#(3)$$

حيث:

$\sum P_C$ مجموع قيم الضبط للصف C لجميع الصور التي تحتوي كائنات ذات صف C .
 $N(\text{Total Images})_C$ العدد الكلي للصور التي تحتوي كائنات ذات صف C .

- متوسط معدل الضبط (Mean Average Precision)، MAP، ويعطى بالعلاقة:

$$MAP = \frac{\sum AP_C}{N(\text{Classes})} \#(4)$$

حيث:

$\sum AP_C$ مجموع معدلات الضبط لكل صف من الأصناف.
 $N(\text{Classes})$ عدد الأصناف.

- الاسترجاع (Recall)، ويعطى الاسترجاع لصف معين C ، R_C ، لكل صورة بالعلاقة:

$$R_C = \frac{N(\text{True Positives})_C}{N(\text{Total True Objects})_C} \#(5)$$

حيث:

$N(\text{True Positives})_C$ عدد العينات الصحيحة الموجبة للصف C في الصورة.
 $N(\text{Total True Objects})_C$ العدد الكلي الصحيح للكائنات ذات الصف C في الصورة.

- معدل الاسترجاع (Average Recall) للصف C ، AR_C ، يعطى بالعلاقة:

$$AR_C = \frac{\sum R_C}{N(\text{Total Images})_C} \#(6)$$

حيث:

$\sum R_C$ مجموع قيم الاسترجاع للصف C لجميع الصور التي تحتوي كائنات ذات صف C .

- متوسط معدل الاسترجاع (Mean Average Recall)، MAR، يعطى بالعلاقة:

$$MAR = \frac{\sum AR_C}{N(Classes)} \#(7)$$

حيث:

$\sum AR_C$ مجموع معدلات الاسترجاع لكل صنف من الأصناف.
 $N(Classes)$ عدد الأصناف.

- درجة F_1 (F_1 -Score)، F_1 ، تم حسابها من العلاقة:

$$F_1 = 2 \cdot \frac{MAP \cdot MAR}{MAP + MAR} \#(8)$$

2. حساب أبعاد التآكل اعتماداً على صور الشفرة والرؤية الحاسوبية:

بعد تحديد موقع التآكل في الخطوة السابقة، تم بناء نموذج حاسوبي ثلاثي الأبعاد لمنطقة التآكل بتطبيق تقنية إعادة البناء ثلاثي الأبعاد على صور الشفرة المعرضة للتآكل، وبالاعتماد على النموذج الناتج تم قياس أبعاد التآكل من حيث العمق والامتداد على طول وتر الشفرة.

1.2. مجموعة الصور المستخدمة:

تم الاعتماد على جزء من الصور التي تمثل المجموعة الأولى في الفقرة 1.1، وتم خفض دقتها إلى 2172×1448 بكسل، وهذا الجزء عبارة عن 43 صورة لشفرة معرضة لتآكل من نوع SDD ملتقطة لنفس منطقة التآكل من زوايا مختلفة، ويبين الشكل 6 عينة من هذه الصور.



الشكل 6. عينة من الصور المستخدمة في عملية إعادة البناء ثلاثي الأبعاد

2.2. بناء النموذج الحاسوبي ثلاثي الأبعاد لمنطقة التآكل:

تمت عملية بناء نموذج حاسوبي ثلاثي الأبعاد لمنطقة التآكل باستخدام برنامج Meshroom، والذي يعتمد على تقنية إعادة البناء ثلاثي الأبعاد، حيث يتم استخدام خوارزمية (Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)

في عملية استخراج المميزات (Feature extraction)، وخوارزمية (Approximate Nearest Neighbor, ANN) في عملية مطابقة المميزات (Feature matching) لتحديد البكسلات المتطابقة بين الصور، ثم يتم تطبيق خوارزمية البنية من الحركة (Structure From Motion, SFM) لتحديد موقع واتجاه الكاميرا بالنسبة للشفرة، وتشكيل غيمة نقطية متفرقة (Sparse point cloud) لمجسم الشفرة، ثم استخدام خوارزمية (Semi-Global Matching, SGM) لإيجاد خريطة العمق (Depth map) للصور وتشكيل الغيمة النقطية الكثيفة (Dense point cloud) لمجسم الشفرة، وبالنهاية تتم عملية التشبيك (Meshing) لنقاط الغيمة النقطية الكثيفة وبناء مجسم حاسوبي ثلاثي الأبعاد لمنطقة التآكل الذي تم استخدامه لحساب أبعاد التآكل.

3.2. حساب أبعاد التآكل ومقارنتها مع الأبعاد الحقيقية:

الباحثين الذين قاموا بالنقاط صور الشفرة ونشرها، قاموا أيضاً بنشر ملف يتضمن إحداثيات ثلاثية الأبعاد لنقاط منطقة التآكل، حصلوا عليها عن طريق مسح منطقة التآكل باستخدام مايكروسكوب [8]، وبالاعتماد على هذه النقاط تم في هذا البحث بناء مجسم حاسوبي ثلاثي الأبعاد واعتماده كمجسم مرجعي يمثل الأبعاد الحقيقية. تم قياس عمق التآكل وطوله على امتداد وتر الشفرة عند منطقة معينة للتآكل في المجسم الذي تم بناؤه بالاعتماد على الصور، ومقارنة هذه الأبعاد مع الأبعاد المقابلة لها في المجسم المرجعي، حيث تم استخدام برنامج Blender لتمثيل هذه النماذج وقياس الأبعاد، وتمت المقارنة أيضاً بين المجسمين باستخدام برنامج CloudCompare وتحديد قيمة متوسط الخطأ في حساب الأبعاد.

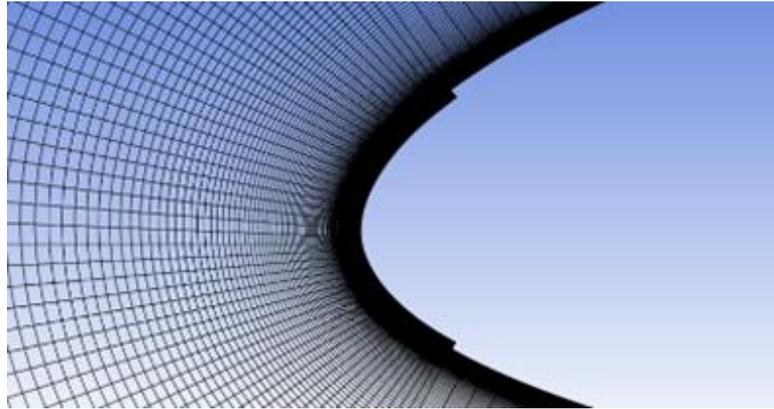
3. دراسة تأثير الخطأ في حساب أبعاد التآكل على قيم معاملي الرفع والسحب للشفرة المتآكلة:

تم دراسة تأثير الخطأ في حساب أبعاد التآكل على قيم معاملي الرفع والسحب للشفرة المتآكلة عن طريق نمذجة الشفرة المتآكلة بحالة أبعاد التآكل الحقيقية، وحالة الأبعاد التي تم حسابها اعتماداً على النموذج الحاسوبي ثلاثي الأبعاد الذي تم بناؤه باستخدام الصور، ثم تم إجراء محاكاة عددية باستخدام ديناميكا الموائع الحسابية لحساب معاملي الرفع والسحب للشفرة المتآكلة في كل حالة ومقارنة النتائج نظراً لأهمية هذه المعاملات في تقييم الأداء الأيروديناميكي للشفرة.

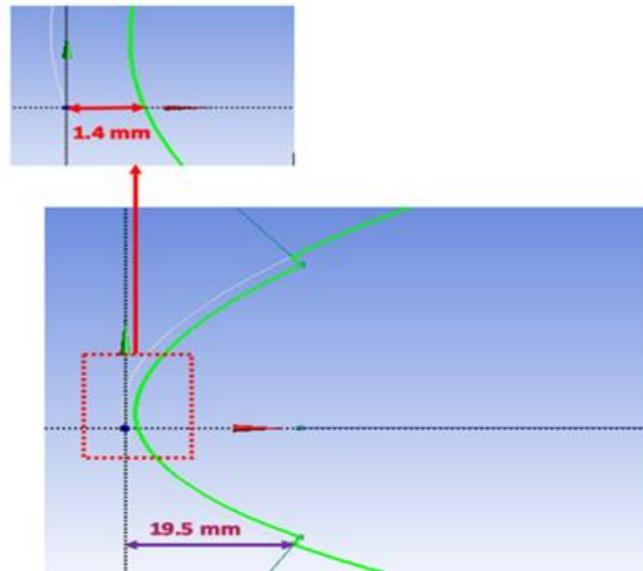
3.1. بناء وتقييم نموذج محاكاة لحساب معاملي الرفع والسحب لشفرة معرضة لتآكل الحافة الأمامية:

في البداية تم بناء نموذج محاكاة لحساب معاملي الرفع والسحب لشفرة معرضة لتآكل الحافة الأمامية، ثم مقارنة نتائج المحاكاة مع نتائج تجريبية تمت في دراسة مرجعية سابقة في نفق هوائي [11]، وذلك بهدف تقييم دقة نتائج المحاكاة وبالتالي الحصول على نموذج محاكاة موثوق تم اعتماده لدراسة تأثير الخطأ في حساب أبعاد التآكل على قيم معاملي الرفع والسحب للشفرة المتآكلة.

تمت نمذجة تآكل بعمق 1.4 mm وامتداد على طول الوتر بقيمة 19.5 mm على جناح (Airfoil) من نوع NACA 633-418 بطول وتر 0.813 m باستخدام برنامج ANSYS DesignModeler، ويبين الشكل 7 والشكل 8 عملية النمذجة، حيث تم الحصول على نقاط بروفيال الجناح NACA 633-418 من الموقع [12]، وتم اختيار هذه القيم لتكون متطابقة مع القيم المستخدمة في الدراسة المرجعية التجريبية بهدف مقارنة النتائج.

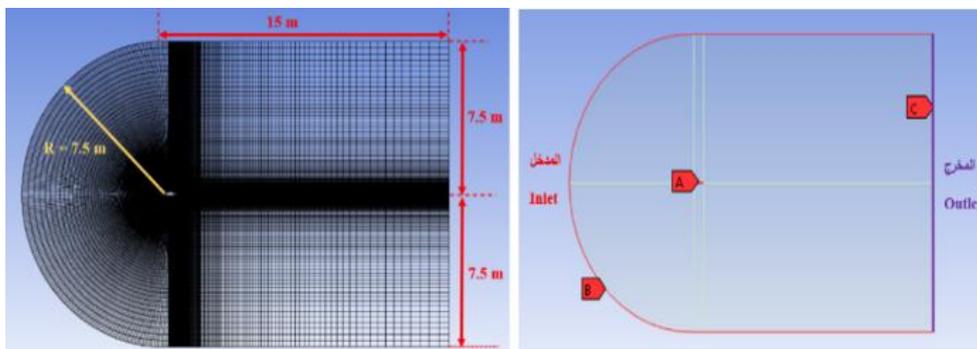


الشكل 7. نمذجة الشفرة المتآكلة



الشكل 8. أبعاد التآكل

تمت نمذجة النفق الهوائي باستخدام برنامجي ANSYS DesignModeler و ANSYS Mechanical بمجال بشكل الحرف C (C-shape Domain)، ويبين الشكل 9 هذه العملية، ويبعد الجنيح 7.5 m عن مدخل المجال، و 15 m عن المخرج، وتم تقسيم المجال إلى شبكة من الخلايا تتضمن 200,000 خلية تقريباً.

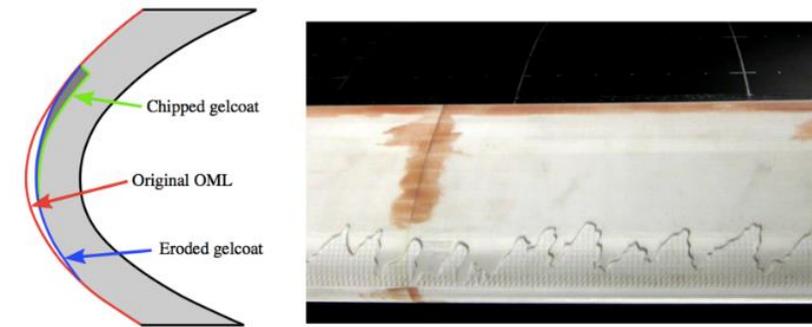


الشكل 9. نمذجة النفق الهوائي

ثم تم حساب معاملي الرفع والسحب باستخدام برنامج ANSYS Fluent الذي يعتمد على طريقة الحجوم المنتهية (Finite Volume Method) لحل المعادلات الحاكمة للجريان عددياً. حيث تم اختيار الشروط الحدية للمدخل Velocity-Inlet وتحديد سرعة الرياح بقيمة 72.37 m/s والتي تعبر عن السرعة النسبية للرياح وتوافق رقم رينولدز بقيمة 4 مليون عند طول الوتر 0.813 m بما يتوافق مع القيم المستخدمة في الدراسة المرجعية التجريبية، وتم اختيار الشروط الحدية للمخرج Pressure-Outlet، حيث أن قيمة الضغط عند المخرج تساوي قيمة الضغط الجوي، وتم اختيار الشروط الحدية عند الجنيح No-Slip، حيث تكون سرعة الرياح معدومة عند سطح الجنيح، وتم اختيار خوارزمية SIMPLE لحل المعادلات الحاكمة للجريان، ونموذج الاضطراب Transition SST لقدرته على نمذجة اضطراب جريان الهواء الناتج عن تآكل الحافة الأمامية للشفرة [6]، ويتطلب هذا النموذج أن تكون قيمة y^+ أصغر من الواحد، فتم تحديد ارتفاع الخلية الأولى المجاورة للجنيح بقيمة $5 \mu\text{m}$ تقريباً. تمت عملية المحاكاة عند أربع زوايا هجوم $(0^\circ, 2^\circ, 4^\circ, 6^\circ)$ ، وحساب معاملي الرفع والسحب عند كل زاوية، ولكن تم اختيار كل زاوية هجوم أصغر ب 0.28° من قيمتها الأصلية، وهذا الفارق ناتج عن اختلاف بسيط في التعريف الهندسي لوتر الشفرة بين الحالة النظرية وبين الحالة العملية عند اختبار الشفرة في نفق هوائي [13].

1.1.3. تقييم نموذج المحاكاة بمقارنته مع نتائج تجريبية:

تم تقييم موثوقية نموذج المحاكاة بمقارنة نتائج النموذج مع النتائج التجريبية للدراسة [11]، التي تم فيها اختبار نموذج شفرة عنفة ريحية ذات جنيح من نوع NACA 633-418 بطول وتر 0.813 m في نفق هوائي عند رقم رينولدز 4 مليون، معرضة لتآكل الحافة الأمامية بعمق 1.4 mm، وامتداد على طول الوتر بقيمة 19.5 mm مبينة بالشكل 10، وهذه الأبعاد هي نفس الأبعاد التي تم استخدامها في عملية المحاكاة في هذا البحث، وتضمنت نتائج الاختبار قيم معاملي الرفع والسحب للشفرة عند زوايا هجوم $(0^\circ, 2^\circ, 4^\circ, 6^\circ)$.



الشكل 10 نموذج تآكل الحافة الأمامية للشفرة الذي تم اختباره في النفق الهوائي [11]

تم إيجاد الخطأ النسبي في حساب معامل الرفع نتيجة المحاكاة، $C_{l_{error}}$ ، بالاعتماد على العلاقة:

$$C_{l_{error}} = \frac{|c_l^* - c_l|}{c_l^*} \cdot 100\% \quad (9)$$

حيث:

c_l^* قيمة معامل الرفع الناتجة عن اختبار النفق الهوائي.

c_l قيمة معامل الرفع الناتجة عن نموذج المحاكاة.

وتم إيجاد الخطأ النسبي في حساب معامل السحب نتيجة المحاكاة، $c_{d\ error}$ ، بالاعتماد على العلاقة:

$$c_{d\ error} = \frac{|c_d^* - c_d|}{c_d^*} \cdot 100\% \quad (10)$$

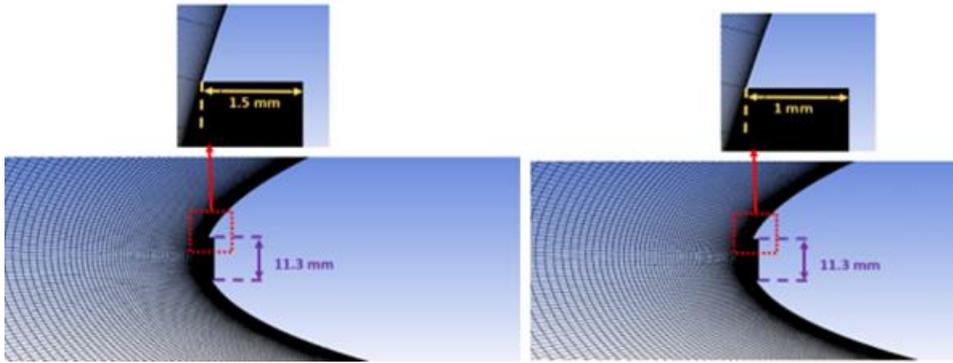
حيث:

c_d^* قيمة معامل السحب الناتجة عن اختبار النفق الهوائي.

c_d قيمة معامل السحب الناتجة عن نموذج المحاكاة.

2.3. نمذجة التآكل بحالتي الأبعاد الحقيقية والأبعاد المحسوبة وحساب معاملي الرفع والسحب للشفرة:

بعد أن تم الحصول على نموذج محاكاة موثوق في الخطوة السابقة، تمت نمذجة تآكل الحافة الأمامية على جناح من نوع NACA 633-418 وطول وتر 0.813 m بحالة أبعاد التآكل التي تم تحديدها من النموذج الحاسوبي ثلاثي الأبعاد الذي تم بناؤه باستخدام الصور، وحالة أبعاد التآكل الحقيقية، ويوضح الشكل 11 عملية النمذجة.



الشكل 11. نمذجة التآكل بالأبعاد الحقيقية (يسار الشكل)، والأبعاد المحسوبة (يمين الشكل)

ثم تمت عملية المحاكاة العددية باستخدام برنامج ANSYS Fluent واختيار نفس بارامترات نموذج المحاكاة الذي تم بناؤه وتقييمه في الخطوة السابقة. تم حساب معاملي الرفع والسحب لكل حالة عند زوايا الهجوم ($0^\circ, 2^\circ, 4^\circ, 6^\circ$) ومقارنة القيم الناتجة بين الحالتين بهدف دراسة تأثير الخطأ في حساب أبعاد التآكل على حساب قيم معاملي الرفع والسحب للشفرة المتآكلة، حيث تم إيجاد الخطأ النسبي في حساب معامل الرفع نتيجة الخطأ في حساب أبعاد التآكل، $c_{lD\ -error}$ ، بالاعتماد على العلاقة:

$$c_{lD\ -error} = \frac{|c_{lD}^* - c_{lD}|}{c_{lD}^*} \cdot 100\% \quad (11)$$

حيث:

c_{lD}^* قيمة معامل الرفع في حالة نمذجة التآكل بقيم الأبعاد الحقيقية.

c_{lD} قيمة معامل الرفع في حالة نمذجة التآكل بقيم الأبعاد المحسوبة من النموذج الذي تم بناؤه باستخدام الصور.

وتم إيجاد الخطأ النسبي في حساب معامل السحب نتيجة الخطأ في حساب أبعاد التآكل، $c_{dD\ -error}$ ، بالاعتماد على العلاقة:

$$c_{dD-error} = \frac{|c_{dD}^* - c_{dD}|}{c_{dD}^*} \cdot 100\% \quad (12)$$

حيث:

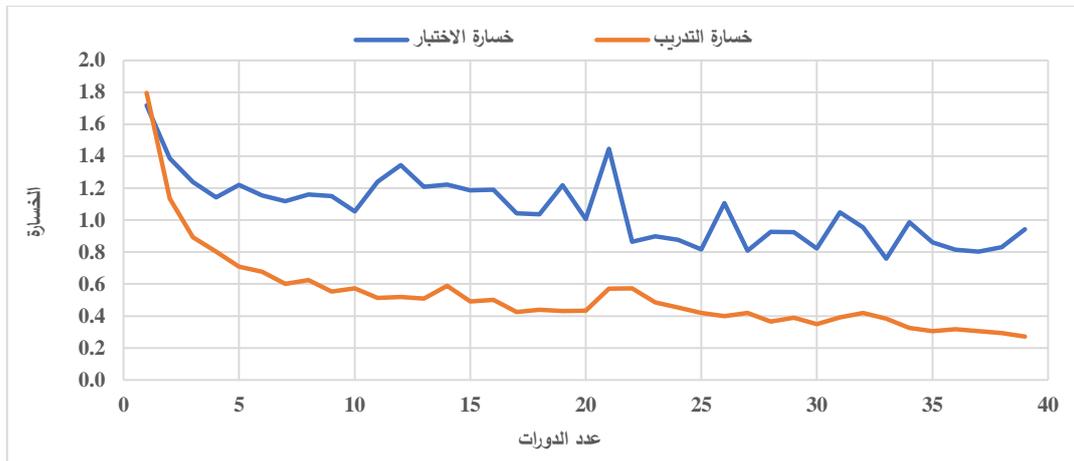
c_{dD}^* قيمة معامل السحب في حالة نمذجة التآكل بقيم الأبعاد الحقيقية.

c_{dD} قيمة معامل السحب في حالة نمذجة التآكل بقيم الأبعاد المحسوبة من النموذج الذي تم بناؤه باستخدام الصور.

النتائج والمناقشة:

1. نتائج تدريب واختبار نموذج Mask R-CNN:

تم تدريب النموذج ل 39 دورة (Epoch) بمعدل تعلم (Learning rate) 0.001، وكانت أقل قيمة لخسارة الاختبار في الدورة 33، وتم اعتماد الأوزان التي تم الحصول عليها في هذه الدورة لتقييم أداء النموذج، ويبين الشكل 12 تابع خسارة التدريب وخسارة الاختبار عند كل دورة، ويبين الشكل 13 والشكل 14 خرج النموذج عند اختباره على صورتين من صور الشفرات المعرضة للتآكل، حيث تم إضافة نسب جديدة لأبعاد المستطيلات (نسبة الطول إلى العرض) التي يستخدمها النموذج كمناطق مقترحة (Region proposals) لوجود كائن في الصورة، وكانت النسب المستخدمة (0.001, 0.01, 0.1, 0.5, 1, 2, 10, 100, 1000) نتيجة الاختلاف الكبير بين طول وعرض المستطيل الذي يحيط بالتآكل في حال امتداد التآكل على طول الشفرة، ونتج عن هذه الإضافة ارتفاع درجة F_1 بنسبة 3.3% مقارنةً بتجربة أولية تم فيها تدريب النموذج بالاعتماد على النسب الأصلية فقط (0.5, 1, 2)، ويبين الجدول 1 نتائج تقييم أداء النموذج في كل حالة.



الشكل 12. خسارة التدريب وخسارة الاختبار



الشكل 13. خرج النموذج عند اختباره على صورة لتآكل من نوع SDD



الشكل 14. خرج النموذج عند اختباره على صورة لتآكل من نوع SSD

الجدول 1. نتائج تقييم أداء النموذج

درجة F_1 (%)	متوسط معدل الاسترجاع (%)	متوسط معدل الضبط (%)	نسب أبعاد المستطيل الذي يمثل المناطق المقترحة (0.001, 0.01, 0.1, 0.5, 1, 2, 10, 100, 1000)
86.8	89.3	84.6	(0.001, 0.01, 0.1, 0.5, 1, 2, 10, 100, 1000)
83.5	87.4	80.1	(0.5, 1, 2)

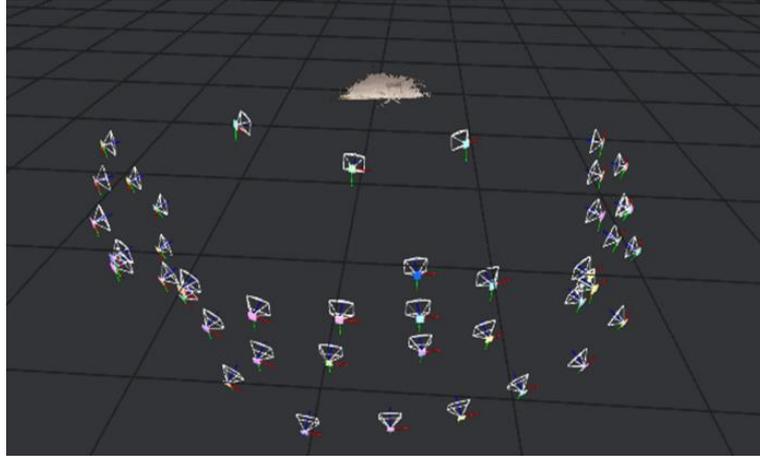
2. نتائج بناء النموذج الحاسوبي ثلاثي الأبعاد لمنطقة التآكل وحساب أبعاد التآكل:

تم استخراج المميزات من الصور ومطابقتها، وبين الشكل 15 مثال عن هذه العملية بين صورتين من صور الشفرة.

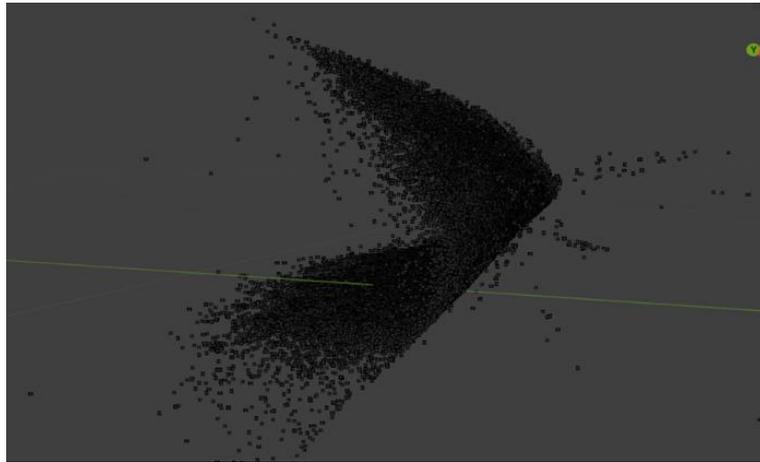


الشكل 15. مثال عن استخراج المميزات ومطابقتها بين صورتين للشفرة

ثم تم تطبيق خوارزمية البنية من الحركة وتحديد مواقع الكاميرا بالنسبة للشفرة كما يبين الشكل 16، وتشكيل غيمة نقطية متفرقة مؤلفة من 62,273 نقطة ثلاثية الأبعاد لمجسم الشفرة مبينة بالشكل 17.

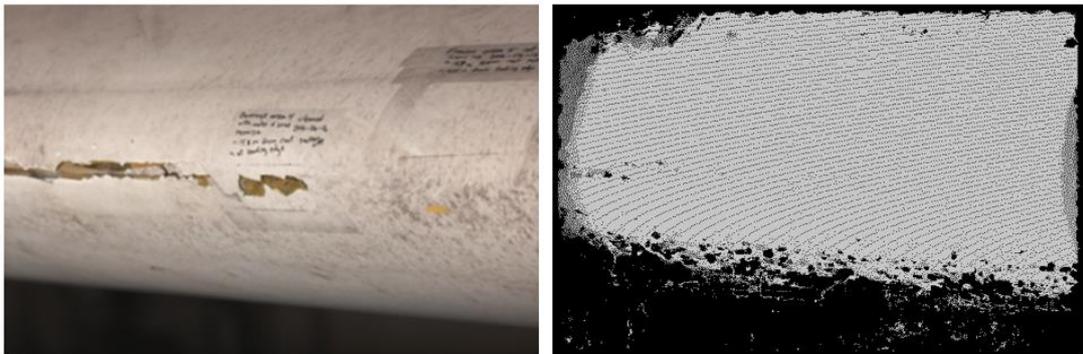


الشكل 16. تحديد موقع واتجاه الكاميرا بالنسبة للشفرة

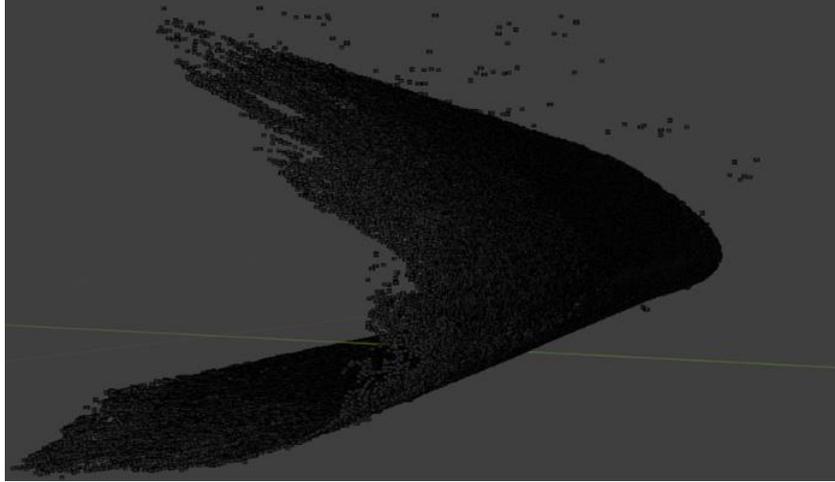


الشكل 17. الغيمة النقطية المتفرقة لمجسم الشفرة

وتم إيجاد خريطة العمق للصور وبين الشكل 18 مثال عن خريطة العمق لصورة من صور الشفرة، وتشكيل الغيمة النقطية الكثيفة التي تمثل 250,442 نقطة ثلاثية الأبعاد لمجسم الشفرة مبينة بالشكل 19.

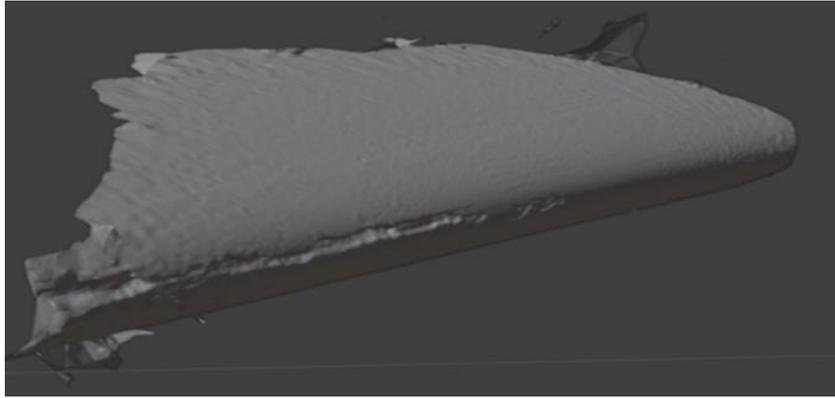


الشكل 18. خريطة العمق لعينة من الصور



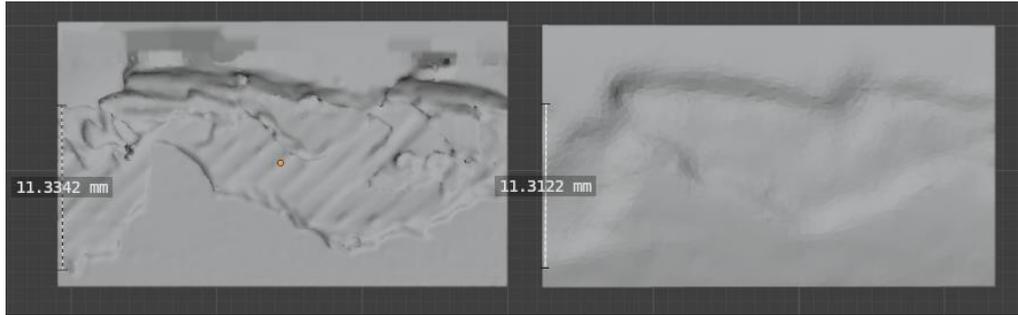
الشكل 19. الغيمة النقطية الكثيفة لمجسم الشفرة

ثم تمت عملية التشبيك لنقاط الغيمة النقطية الكثيفة وبناء مجسم حاسوبي ثلاثي الأبعاد لمنطقة التآكل ميبين بالشكل 20.

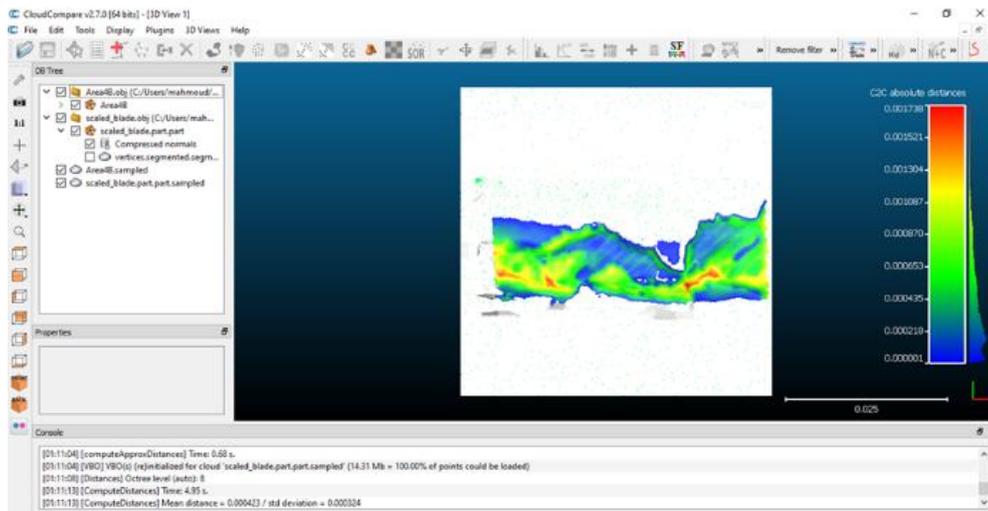


الشكل 20. مجسم حاسوبي ثلاثي الأبعاد لمنطقة التآكل

بما أن الإحداثيات المطلقة لمواقع الكاميرا والشفرة أثناء عملية التصوير غير معروفة، فإن أبعاد المجسم الذي تم بناؤه باستخدام الصور هي أبعاد نسبية وليست مطلقة، وبالتالي تم القيام بعملية تقييس (Scaling) لأبعاد المجسم عن طريق قياس البعد بين نقطتين مميزتين على هذا المجسم، وقياس البعد بين النقطتين المقابلتين لهما على المجسم المرجعي وحساب النسبة بين البعدين، ثم تم تقييس أبعاد المجسم الذي تم بناؤه باستخدام الصور اعتماداً على هذه النسبة التي تساوي 0.5. ثم تم تحديد منطقة معينة للتآكل في المجسم الذي تم بناؤه بالاعتماد على الصور مبينة بالشكل 21 لقياس أبعاد التآكل، فكان طول التآكل على امتداد وتر الشفرة 11.3 mm، مطابق تقريباً للقيمة المقابلة له في المجسم المرجعي، أما عمق التآكل كان 1 mm، بينما العمق المرجعي كان 1.5 mm، كما تم حساب قيمة متوسط الخطأ في حساب أبعاد التآكل باستخدام برنامج CloudCompare كما يبين الشكل 23، وكانت هذه القيمة 0.4 mm.



الشكل 21. مقارنة بين الجسم الذي تم بناؤه باستخدام الصور (يمين الشكل) والجسم المرجعي (يسار الشكل)



الشكل 22. إيجاد متوسط الخطأ في حساب أبعاد التآكل باستخدام برنامج CloudCompare

3. نتائج بناء نموذج المحاكاة لحساب معاملي الرفع والسحب لشفرة متآكلة وتقييمه:

مقارنة نتائج نموذج المحاكاة مع النتائج التجريبية أظهرت أن نتائج المحاكاة كانت قريبة من نتائج اختبار النفق الهوائي، حيث كانت القيمة العظمى للخطأ النسبي في حساب معاملي الرفع 2.09%، والقيمة العظمى للخطأ النسبي في حساب معاملي السحب 9.08%، وهذا الخطأ قد يكون ناتج عن نمذجة التآكل بشكل ثنائي الأبعاد في حالة المحاكاة، بينما في حالة النفق الهوائي فإن نموذج الشفرة ثلاثي الأبعاد، بالإضافة إلى الاختلاف في نسبة اضطراب جريان الهواء بين النفق الهوائي وبين المحاكاة حسب الدراسة [14]، وتعتبر قيمة الخطأ هذه مقبولة، حيث وصلت إلى 25% و 22.37% في الدراستين [15] و [16] على التوالي، ويبين الجدول 2 قيم الخطأ النسبي في حساب معاملي الرفع والسحب عند جميع زوايا الهجوم.

الجدول 2. الخطأ النسبي في حساب معاملي الرفع والسحب نتيجة المحاكاة

زاوية الهجوم (درجة)	الخطأ النسبي في حساب معاملي الرفع (%)	الخطأ النسبي في حساب معاملي السحب (%)
0	2.09	9.08
2	1.86	3.09
4	1.79	4.89
6	2.00	5.65

4. نتائج تأثير الخطأ في حساب أبعاد التآكل على قيم معاملي الرفع والسحب للشفرة المتآكلة:

مقارنة قيم معاملي الرفع والسحب في حالة نمذجة التآكل بالعمق الحقيقي (1.5 mm)، وفي حالة نمذجة التآكل بقيمة العمق المحسوبة من النموذج الذي تم بناؤه باستخدام الصور (1 mm) أظهرت نسبة خطأ صغيرة نسبياً، حيث كانت القيمة العظمى للخطأ النسبي في حساب معامل الرفع 0.45%، والقيمة العظمى للخطأ النسبي في حساب معامل السحب 2.38%، ويبين الجدول 3 قيم الخطأ النسبي في حساب معاملي الرفع والسحب الناتجة عن الخطأ في حساب أبعاد التآكل.

الجدول 3. الخطأ النسبي في حساب معاملي الرفع والسحب نتيجة الخطأ في حساب أبعاد التآكل

زاوية الهجوم (درجة)	الخطأ النسبي في حساب معامل الرفع (%)	الخطأ النسبي في حساب معامل السحب (%)
0	0.03	2.18
2	0.17	2.01
4	0.20	1.22
6	0.45	2.38

الاستنتاجات والتوصيات:

المسار الذي تم بناؤه في هذا البحث تضمن أتمتة عملية الكشف عن تعرض شفرة العنفة الريحية لتآكل الحافة الأمامية وتحديد موقع ونوع هذا التآكل وقياس أبعاده ودراسة تأثير الخطأ في حساب أبعاد التآكل على حساب معاملي الرفع والسحب للشفرة المتآكلة، وتم الوصول إلى الاستنتاجات التالية:

- أظهرت النتائج فعالية النموذج Mask R-CNN المطور في البحث، في الكشف عن نوعي تآكل الحافة الأمامية للشفرة نظراً لاختلاف تأثير كل منهما على الأداء الأيروديناميكي للشفرة المتآكلة، حيث بلغت قيمة متوسط معدل الضبط 84.6% وهي أفضل من نتائج الدراسات [4] و[5]، وذلك عند اعتبار نوعين للتآكل (SSD, SDD)، وهذا ما تم إهماله في الدراسات [4] و[5] التي اعتبرت نوع واحد فقط لتآكل الحافة الأمامية للشفرة.
- بينت النتائج فعالية تطبيق خوارزمية إعادة البناء ثلاثي الأبعاد على صور الشفرة المتآكلة، والدقة العالية في حساب أبعاد تآكل الحافة الأمامية للشفرة، حيث بلغت قيمة متوسط الخطأ في حساب الأبعاد 0.4 mm.
- أظهرت نتائج النمذجة والمحاكاة باستخدام ديناميكا الموائع الحسابية للشفرة المتآكلة في حالتها الحقيقية والأبعاد الناتجة من تطبيق تقنية إعادة البناء ثلاثي الأبعاد، أن تأثير الخطأ في حساب عمق التآكل على حساب معاملي الرفع والسحب للشفرة المتآكلة صغير نسبياً، حيث كانت القيمة العظمى للخطأ النسبي في حساب معامل الرفع 0.45%، والقيمة العظمى للخطأ النسبي في حساب معامل السحب 2.38%.

وبالنهاية نوصي بتطوير هذا المسار عن طريق إجراء بحث يتضمن إصلاح الشفرة المتآكلة ودراسة مدى تحسن قيم معاملي الرفع والسحب بعد الإصلاح ومقارنتها مع قيم معاملي الرفع والسحب في حالة الشفرة سليمة، ودراسة الجدوى الاقتصادية لهذه العملية، وبحث يتعلق بالوقاية من تآكل الحافة الأمامية للشفرة، كبناء متحكم لتعديل زاوية الشفرة في حالة الأمطار الغزيرة أو الأمطار المصحوبة بحبات البرد التي يعتبر اصطدامها مع الحافة الأمامية للشفرة سبب رئيسي لتعرضها للتآكل.

References:

- [1] S.-J. Heo and W. S. Na, "Review of Drone-Based Technologies for Wind Turbine Blade Inspection," *Electronics*, vol. 14, no. 2, p. 227, Jan. 2025.
- [2] M. S. Nielsen, I. Nikolov, E. K. Kruse, Jørgen Garnæs, and C. B. Madsen, "High-Resolution Structure-from-Motion for Quantitative Measurement of Leading-Edge Roughness," *Energies*, vol. 13, no. 15, pp. 3916–3916, Jul. 2020.
- [3] T. H. Malik and C. Bak, "Challenges in detecting wind turbine power loss: the effects of blade erosion, turbulence, and time averaging," *Wind energy science*, vol. 10, no. 1, pp. 227–243, Jan. 2025.
- [4] J. Zhang, G. Cosma, and J. Watkins, "Image Enhanced Mask R-CNN: A Deep Learning Pipeline with New Evaluation Measures for Wind Turbine Blade Defect Detection and Classification," *Journal of Imaging*, vol. 7, no. 3, p. 46, Mar. 2021.
- [5] A. Shihavuddin *et al.*, "Wind Turbine Surface Damage Detection by Deep Learning Aided Drone Inspection Analysis," *Energies*, vol. 12, no. 4, p. 676, Feb. 2019.
- [6] M. Ge, H. Zhang, Y. Wu, and Y. Li, "Effects of leading edge defects on aerodynamic performance of the S809 airfoil," *Energy Conversion and Management*, vol. 195, pp. 466–479, Sep. 2019.
- [7] E. Krog Kruse, N. N. Sørensen, and C. Bak, "A two-dimensional quantitative parametric investigation of simplified surface imperfections on the aerodynamic characteristics of a NACA 63 3 -418 airfoil," *Wind Energy*, Oct. 2020.
- [8] I. Nikolov, M. Nielsen, J. Garnæs, and C. Madsen, "Wind Turbine Blade Surfaces Dataset," *Mendeley Data*, V2, 2020. doi: <https://doi.org/10.17632/jrmm82m4mv.2>
- [9] I. Nikolov and C. Madsen, "Wind Turbine Blade SfM Image Capturing Setups," *Mendeley Data*, V1, 2020. doi: <https://doi.org/10.17632/fptxw8cynv.1>
- [10] K. He, G. Gkioxari, P. Dollar, and R. Girshick, "Mask R-CNN," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pp. 1–1, 2018.
- [11] D. Maniaci and E. White, "Owner Reports-Airfoil Performance Degradation due to Roughness and Leading-edge Erosion, data and plots-Raw Data," *Wind Data Hub*, 2017. doi: <https://doi.org/10.21947/1373097>
- [12] "Airfoil plotter (naca633418-il)," *Airfoiltools.com*, 2025. <http://airfoiltools.com/plotter/index?airfoil=naca633418-il>
- [13] C. Bak, W. Skrzypiński, A. Fischer, M. Gaunaa, N. F. Brønnum, and E. K. Kruse, "Wind tunnel tests of an airfoil with 18% relative thickness equipped with vortex generators," *Journal of Physics: Conference Series*, vol. 1037, p. 022044, Jun. 2018.
- [14] R. S. Ehrmann, "Effect of Surface Roughness on Wind Turbine Performance," Ph.D. dissertation, Aerospace Engineering, Texas A&M University, Texas, USA, Oct. 2017,
- [15] M. S. Siddiqui, M. H. Khalid, A. W. Badar, M. Saeed, and T. Asim, "Parametric Analysis Using CFD to Study the Impact of Geometric and Numerical Modeling on the Performance of a Small Scale Horizontal Axis Wind Turbine," *Energies*, vol. 15, no. 2, p. 505, Jan. 2022.
- [16] K. Rogowski, G. Królak, and G. Bangga, "Numerical Study on the Aerodynamic Characteristics of the NACA 0018 Airfoil at Low Reynolds Number for Darrieus Wind Turbines Using the Transition SST Model," *Processes*, vol. 9, no. 3, p. 477, Mar. 2021.