

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-81-43>

УДК 004.7

СВИСТУН Сергій

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0009-0009-8210-6450>

e-mail: svystuns@khmnu.edu.ua

МЕТОДИ ВИЗНАЧЕННЯ ТРАЄКТОРІЙ ОБЛЬОТУ БПЛА ТА ОЦІНКИ КРИТИЧНОСТІ ДЕФЕКТІВ, ВИЯВЛЕНИХ ЗА ЗОБРАЖЕННЯМИ КОМПОНЕНТІВ ВІТРОВИХ ЕНЕРГЕТИЧНИХ УСТАНОВОК

У роботі запропоновані метод визначення траєкторій обльоту БПЛА компонентів вітроенергетичних установок (ВЕУ) та метод оцінювання критичності дефектів компонентів ВЕУ, виявлених за допомогою безпілотних літальних апаратів (БПЛА). Ідея методів ґрунтується на інтеграції автоматизованого аналізу мультиспектральних зображень та нечіткої логіки для врахування експертних знань. Реалізація запропонованих методів передбачає визначення фізичних розмірів і температурних параметрів дефектів, формалізацію експертних функцій критичності й інтеграцію цих даних за допомогою нечітких множин із подальшою дефазифікацією для отримання числової оцінки. Експериментальне тестування методів продемонструвало високу узгодженість між автоматизованими та експертними оцінками (розбіжність близько 0,15), що підтверджує точність та практичну доцільність підходу для оптимізації технічного обслуговування ВЕУ.

Ключові слова: критичність дефектів, безпілотні літальні апарати, нечітка логіка, мультиспектральні зображення, вітрові енергетичні установки.

SVYSTUN Serhiy

Khmelnitskyi National University

METHODS FOR DETERMINING THE TRAJECTORIES OF THE DRONE FLIGHT AND ASSESSING THE CRITICALITY OF DEFECTS DETECTED FROM IMAGES OF WIND TURBINE COMPONENTS

This study introduces a novel method for assessing the criticality of defects detected on wind energy facility components using unmanned aerial vehicles (UAVs). It integrates automated analysis of multispectral images and fuzzy logic techniques to incorporate expert domain knowledge effectively. The method comprises three main stages: extracting physical dimensions and thermal characteristics of defects, formalizing expert-defined criticality criteria, and aggregating these parameters using fuzzy logic. Final numerical criticality scores are calculated via centroid-based defuzzification. Experimental validation conducted on defects such as blade cracks, tower corrosion, and motor overheating demonstrated high consistency between automated assessments and expert evaluations, with an average deviation of approximately 0.15. This approach significantly enhances accuracy, objectivity, and efficiency in criticality assessment, aiding proactive maintenance and operational safety management of wind turbines. Moreover, the experiments revealed specific insights into the relationship between defect characteristics and criticality scores. For instance, blade cracks exceeding certain dimensions or curvature parameters directly correlated with elevated criticality levels, requiring prompt intervention. Similarly, the presence of extensive corrosion or significant thermal anomalies was accurately captured and quantified by the method, enabling precise maintenance recommendations. In conclusion, the designed method improves the accuracy and objectivity of criticality assessments and significantly contributes to optimizing the overall maintenance strategy for wind turbines. Its practical applicability has been validated through rigorous experimental studies, proving its efficacy in diverse, real-world operational conditions.

Keywords: defect criticality, unmanned aerial vehicles, fuzzy logic, multispectral imaging, wind turbines.

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Зростання інтересу до використання безпілотних літальних апаратів (БПЛА) для виявлення дефектів на вітроенергетичних установках (ВЕУ) зумовило активізацію багатьох досліджень у цій галузі. Традиційні підходи ґрунтувалися на аналізі RGB-зображень одним сенсором та класичних методах машинного навчання, таких як випадковий ліс або опорні вектори, для виявлення тріщин або корозії на лопатях [1]. Однак ці методи погано справляються зі складними умовами освітлення, різноманітністю форм та неоднорідністю поверхонь компонентів ВЕУ, а їхні ручні ознаки недостатньо стійкі до змінних умов зйомки [2].

З появою глибокого навчання ефективнішими стали згорткові нейронні мережі (CNN), зокрема модель YOLOv8, яка дає змогу проводити виявлення дефектів у реальному часі з високою точністю та швидкістю [3, 4]. Двостадійні детектори, такі як Faster R-CNN і Cascade R-CNN, забезпечують точніше локалізування дефектів, проте поступаються швидкістю роботи. Нові CNN з додатковою сегментацією можуть точно вимірювати розміри дефектів. Для підвищення точності виявлення використовують ансамблеві підходи, комбінуючи декілька CNN, кожна з яких спеціалізується на певних розмірах або спектральних особливостях дефектів.

Крім власне виявлення, зростає увага до оцінки критичності дефектів. Ранні підходи на основі фіксованих порогів виявилися надто спрощеними, тому дослідники звернулися до нечіткої логіки, яка

дозволяє більш гнучко поєднувати числові характеристики дефектів із експертними знаннями [5]. Попри перспективність такого підходу, мало які системи БПЛА інтегрують нечіткі методи оцінки критичності в єдину технологічну схему, що робить актуальним CNN-виявлення з нечіткою оцінкою критичності дефектів на компонентах вітрових електростанцій.

Вартує уваги те, що ВЕУ є складними та великогабаритними об'єктами з компонентами складної та нестандартної геометрії. Їхнє розташування зазвичай припадає на важкодоступні місцевості або значні висоти, що суттєво ускладнює проведення інспектування та моніторингу стану обладнання. З огляду на це, доцільним є також застосування БПЛА для детального обстеження та виявлення дефектів компонентів ВЕУ [6]. Використання БПЛА забезпечує доступ до всіх частин об'єкта, навіть у складних умовах експлуатації.

Традиційні методи керування БПЛА під час інспектування ВЕУ зазвичай передбачають ручне керування оператором, що вимагає значних ресурсів і часу. Вони часто залежать від кваліфікації оператора, що може призводити до помилок, особливо під час визначення точних фізичних параметрів дефектів, таких як тріщини, корозійні ураження або перегрів компонентів. Для усунення зазначених проблем необхідне впровадження автоматизованих та високоточних рішень, які дає можливість мінімізувати вплив людського чинника і забезпечують об'єктивність та надійність отриманих даних для подальшої оцінки критичності виявлених дефектів. Тому, автоматизація визначення траєкторій обльоту компонентів ВЕУ потребує розроблення методу, який дасть змогу забезпечити автоматичне планування траєкторій БПЛА для інспектування компонентів ВЕУ, що не працюють під час обстеження. Для розв'язання цієї задачі необхідно розробити метод автоматизованого формування траєкторій обльоту, який ґрунтується на узгодженні процесу збору візуальних даних, з огляду на статичні та динамічні характеристики компонентів ВЕУ.

Запропонований метод автоматизованого визначення траєкторій обльоту БПЛА компонентів вітроенергетичних установок

Суть методу полягає в тому, що під час планування та здійснення обльоту враховується форма лопаті та інші елементи ВЕУ, які потребують постійного визначення кута нахилу камери до неї в усіх точках переміщення навколо лопаті. На рисунку 1 зображено деталізовану схему запропонованого методу, що ілюструє його основні кроки, за якими відображено ініціалізацію координат ВЕУ та побудову множини траєкторій для кожного компонента окремо.

За своїм функціональним призначенням метод поділяється на дві основні згруповані частини, що відображені двома блоками. Розглянемо детальний опис усіх блоків та кроків запропонованого методу визначення траєкторій обльоту компонентів ВЕУ.

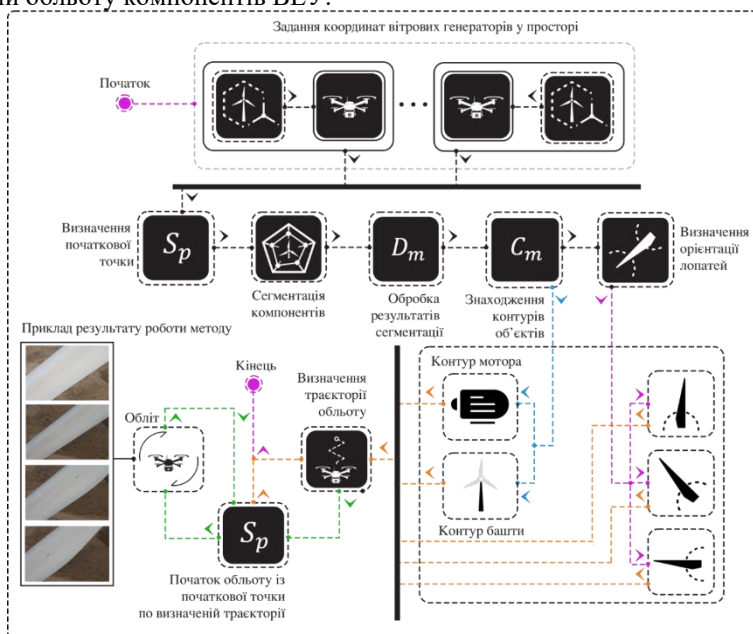


Рис. 1. Схема методу автоматизованого визначення траєкторій обльоту компонентів ВЕУ

Запропонований метод визначення оцінки критичності виявлених дефектів

У роботі розглянуто задачу оцінювання критичності дефектів, виявлених на компонентах ВЕУ за даними з дронів. Запропоновано поєднати автоматизоване оброблення мультиспектральних зображень із експертним досвідом через методи нечіткої логіки. Такий підхід дає змогу підвищити точність визначення ступеня небезпеки тріщин, корозії та перегріву компонентів ВЕУ, що сприяє оптимізації технічного обслуговування. Запропонований метод визначення оцінки критичності поданий на рисунку 2.

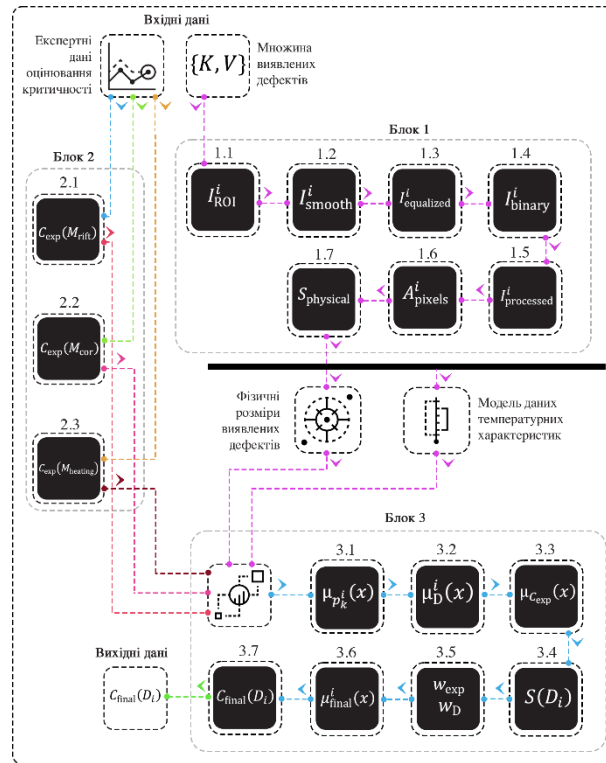


Рис. 2. Деталізована схема функціонування методу визначення оцінки критичності виявлених дефектів; позначення 1.1, 1.2, ..., 3.7 відображають кроки відповідних блоків 1-3

Метод визначення оцінки критичності виявлених дефектів містить три блоки обробки:
Блок 1. Визначення фізичних розмірів і температурних характеристик дефектів. Зображення з БПЛА обробляються для виділення ROI, фільтрації шумів, підвищення контрасту та сегментації. Масштабний коефіцієнт для перетворення піксельних вимірів у фізичні:

$$m^i = \frac{Z^i \cdot p}{f}, \quad (1)$$

де Z^i – відстань до i -го дефекту; p – розмір пікселя сенсора; f – фокусна відстань камери БПЛА.

На фінальному етапі блоку обчислюються реальні розміри та теплові показники дефекту.

Блок 2. Формалізація експертних функцій критичності. Для кожного типу дефекту (тріщина, корозія, перегрів) визначаються вагові коефіцієнти й аналітичні вирази, що враховують ступінь впливу на роботу ВЕУ. Остаточна нечітка множина критичності (агрегування):

$$\mu_{final}^i(x) = w_D \cdot \mu_D^i(x) + w_{exp} \cdot \mu_{C_{exp}}(x), \quad (2)$$

де w_D та w_{exp} – вагові коефіцієнти, що враховують узгодженість автоматизованих вимірів та експертних оцінок, $\mu_D^i(x)$ – агрегована нечітка множина параметрів дефекту

Блок 3. Інтеграція візуальних даних та експертних оцінок. На основі нечітких множин виконується агрегування фізичних параметрів дефекту й експертних оцінок, а потім – дефазифікація методом центроїда з урахуванням вагових коефіцієнтів. Дефазифікація методом центроїда для отримання числової оцінки:

$$C_{final}(D_i) = \frac{\int_X x \cdot \mu_{final}^i(x) dx}{\int_X \mu_{final}^i(x) dx}, \quad (3)$$

де $\int_X x \cdot \mu_{final}^i(x) dx$ подає сумарну вагу значень критичності x , зважених на їхню ступінь належності, що відображає “момент” нечіткої множини; $\int_X \mu_{final}^i(x) dx$ формалізує загальну вагу нечіткої множини; X – це універсальний простір значень критичності.

Отже, в розробленому методі виділено та формалізовано три блоки (рис. 1), що деталізована ілюстрація яких подана на рисунку 2.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

На рисунку 3 графічно відображено результати порівняльного аналізу основних числових характеристик для ручного та автоматизованого керування БПЛА під час інспектування компонентів ВЕУ в рамках експериментів.

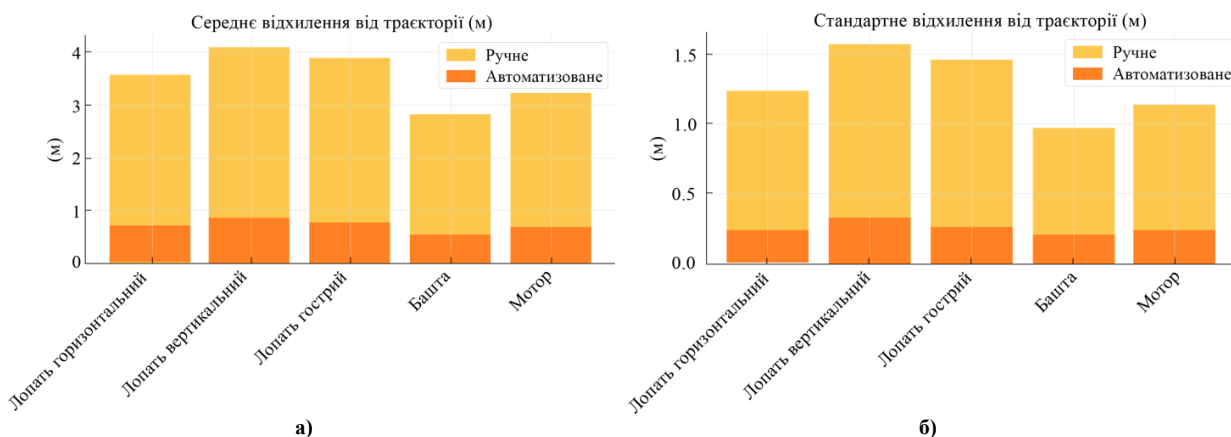


Рис. 3. Порівняння показників керування БПЛА для різних компонентів ВЕУ: а) середнє відхилення від траєкторії та б) стандартне відхилення від траєкторії

Графіки на рисунку 3 демонструють динаміку змін середнього та стандартного відхилення від траєкторії, довжини пройденого маршруту, підтримки стабільної швидкості та максимального відхилення від об'єкта для обох методів керування.

Застосування методу визначення оцінки критичності виявлених дефектів продемонструвало високу узгодженість (розбіжність близько 0,15) між автоматизованими розрахунками та експертними оцінками для кількох типів дефектів.

Розроблений метод визначення оцінки критичності забезпечує систематичний підхід до оцінювання дефектів різних типів, що є важливим для прийняття обґрунтованих рішень щодо технічного обслуговування та забезпечення безпеки ВЕУ. В таблиці 1 подано результати розрахунків критичності для трьох вибраних дефектів.

Таблиця 1

Результати розрахунків критичності для вибраних дефектів

Тип дефекту	Компонент ВЕУ	Ключові параметри	Експертна оцінка	Остаточна оцінка
Тріщини	Лопать	Довжина: 1.2 м, Кривизна: 0,05	5,0	4,8
Корозія	Башта	Площа: 0,8 м ²	5,0	4,7
Перегрів	Мотор	ΔT: 15°C, Площа аномалії: 0,5м	5,0	4,9

Кожен тип дефекту (тріщина, корозія та перегрів) пов'язаний із специфічними ключовими параметрами, що впливають на оцінку критичності. Експертні оцінки, засновані на досвіді та встановлених критеріях, порівнюються з остаточними оцінками C_{final} , отриманими за допомогою методу визначення оцінки критичності. Відповідність між експертними та остаточними оцінками демонструє точність і надійність методу. Невеликі розбіжності можуть бути зумовлені кількісною інтеграцією фізичних параметрів та експертних знань через математичне моделювання та нечітку логіку, що підвищує об'єктивність оцінки.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

У підсумку, проведені розрахунки та отримані результати підтверджують практичну цінність запропонованого методу визначення оцінки критичності виявлених дефектів. Метод інтегрує фізичні параметри дефектів, експертні оцінки та математичні моделі для формалізації об'єктивної оцінки критичності C_{final} . Застосування автоматизованих алгоритмів керування БПЛА значно підвищило результативність інспектування ВЕУ проти традиційного ручного керування. Експериментальні дослідження показали, що автоматизоване керування забезпечує майже чотирикратне покращення загальної ефективності інспектування. Використання композиційних зображень, що інтегрують RGB та тепловізійні дані, у поєднанні з ансамблевими методами глибокого навчання, такими як YOLOv8 та Cascade R-CNN, суттєво покращило точність виявлення дефектів. Це особливо важливо для виявлення дефектів, що можуть бути непомітними на традиційних RGB-зображеннях.

Отримані результати сприяють вдосконаленню процесів технічного обслуговування БЕУ, забезпечуючи своєчасне виявлення та оцінювання критичності дефектів, що знижує ризики аварій та оптимізує витрати на ремонтні роботи. Розроблений метод і система можуть бути інтегровані в існуючі практики моніторингу та обслуговування БЕУ, підвищуючи загальну надійність та ефективність вітроенергетичних систем.

Література

1. Review on the advancements in wind turbine blade inspection: Integrating drone and deep learning technologies for enhanced defect detection / M. Memari et al. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. P. 33236–33282. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3371493>
2. Thermal and RGB images work better together in wind turbine damage detection / S. Svystun et al. *International Journal of Computing*. 2024. Vol. 23, no. 4. P. 526–535. URL: <https://doi.org/10.47839/ijc.23.4.3752>
3. Intelligent integrated system for fruit detection using multi-UAV imaging and deep learning / O. Melnychenko et al. *Sensors*. 2024. Vol. 24, no. 6. P. 1913. URL: <https://doi.org/10.3390/s24061913>
4. Melnychenko O., Savenko O., Radiuk P. Apple detection with occlusions using modified YOLOv5-v1. 2023 *IEEE 12th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*. Dortmund, Germany, 7-9 September 2023, 2023. P. 107–112. URL: <https://doi.org/10.1109/IDAACS58523.2023.10348779>
5. Свистун С. О. Розподілена архітектура системи управління та навігації БПЛА. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2024. Т. 345, № 6(2). С. 120–124. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-345-6-18>
6. Distributed intelligent system architecture for UAV-assisted monitoring of wind energy infrastructure / S. Svystun et al. *Proceedings of the 1st International Workshop on Advanced Applied Information Technologies (AdvAIT-2024)* : CEUR-Workshop Proceedings, Khmelnytskyi, Ukraine – Zilina, Slovakia, 5 December 2024 / ed. by T. Hovorushchenko et al. Aachen, 2025. P. 150–161. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3899/paper14.pdf>
7. Enhanced infrared defect detection for UAVs using wavelet-based image processing and channel attention-integrated SSD model / J. Zhao et al. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. P. 188787–188796. URL: <https://doi.org/10.1109/access.2024.3516080>

References

1. Review on the advancements in wind turbine blade inspection: Integrating drone and deep learning technologies for enhanced defect detection / M. Memari et al. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. P. 33236–33282. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3371493>
2. Thermal and RGB images work better together in wind turbine damage detection / S. Svystun et al. *International Journal of Computing*. 2024. Vol. 23, no. 4. P. 526–535. URL: <https://doi.org/10.47839/ijc.23.4.3752>
3. Intelligent integrated system for fruit detection using multi-UAV imaging and deep learning / O. Melnychenko et al. *Sensors*. 2024. Vol. 24, no. 6. P. 1913. URL: <https://doi.org/10.3390/s24061913>
4. Melnychenko O., Savenko O., Radiuk P. Apple detection with occlusions using modified YOLOv5-v1. 2023 *IEEE 12th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*. Dortmund, Germany, 7-9 September 2023, 2023. P. 107–112. URL: <https://doi.org/10.1109/IDAACS58523.2023.10348779>
5. Svystun S. O. Rozpodilena arkhitektura systemy upravlinnia ta navihatsii BPLA. *Visnyk Khmelnytskoho natsionalnoho universytetu. Seriya «Tekhnichni nauky»*. 2024. T. 345, № 6(2). S. 120–124. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-345-6-18>
6. Distributed intelligent system architecture for UAV-assisted monitoring of wind energy infrastructure / S. Svystun et al. *Proceedings of the 1st International Workshop on Advanced Applied Information Technologies (AdvAIT-2024)* : CEUR-Workshop Proceedings, Khmelnytskyi, Ukraine – Zilina, Slovakia, 5 December 2024 / ed. by T. Hovorushchenko et al. Aachen, 2025. P. 150–161. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3899/paper14.pdf>
7. Enhanced infrared defect detection for UAVs using wavelet-based image processing and channel attention-integrated SSD model / J. Zhao et al. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. P. 188787–188796. URL: <https://doi.org/10.1109/access.2024.3516080>