



Л. О. Дубчак

Західноукраїнський національний університет, м. Тернопіль, Україна

АНАЛІЗ ДЕФЕКТІВ ЛОПАТЕЙ ВІТРОВИХ ТУРБІН ЗАСОБАМИ НЕЙРО-НЕЧІТКОЇ СИСТЕМИ

Розглянуто сучасний стан вітрової енергетики в Україні як одного з найперспективніших напрямів розвитку відновлюваної енергетики. Виявлено, що дефекти лопатей вітрових турбін є критичним чинником, який істотно впливає на продуктивність, ефективність і надійність роботи вітроустановок. Встановлено, що серед найпоширеніших типів пошкоджень лопатей є ерозія, корозія, тріщини, розшарування, обмерзання та викривлення геометрії. Найнебезпечнішими є тріщини та глибока ерозія, які можуть призводити до аварійного зупинення турбіни. Оцінено вплив цих дефектів на динамічну поведінку турбіни та витрати на її обслуговування. Охарактеризовано закономірності поширення пошкоджень та їх взаємозв'язок із зовнішніми впливами, такими як волога, пил, температура та механічне навантаження. З'ясовано, що наявні підходи до діагностики пошкоджень, зокрема методи глибокого навчання та вібраційного аналізу, мають належну точність, але потребують великих обсягів даних і значних обчислювальних ресурсів. Обґрунтовано вибір та розроблено модель нейро-нечіткої системи логічного висновку на базі моделі ANFIS (англ. *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*), яка поєднує здатність до навчання нейронної мережі з гнучкістю нечіткої логіки. Визначено ефективність використання методу субтрактивної кластеризації даних для формування компактної та адаптивної бази нечітких правил, які є основою для навчання системи. Побудовано архітектуру системи діагностики дефектів лопатей вітрової турбіни, що дає змогу здійснювати їх класифікацію за допомогою нечітких функцій належності Гауса та набору мінімальних правил. Проведено навчання моделі на підставі вибірки векторів ознак дефектів на зображенні лопатей, отримано точність класифікації на рівні 91 % та середню похибку 9 %, що підтверджує доцільність використання системи для автоматизованого аналізу стану лопатей. Підтверджено, що запропонована система забезпечує швидке виявлення дефектів навіть за умов обмеженості даних або нечіткості вхідної інформації. Обґрунтовано перспективність подальшого розвитку підходу до підвищення точності, масштабованості та стійкості до завад.

Ключові слова: відновлювана енергетика; дефекти лопатей турбін; класифікація пошкоджень; нечітка логіка; адаптивна нейро-нечітка система виведення.

Вступ / Introduction

Вітрова енергетика, як один із ключових напрямів відновлюваної енергетики, відіграє дедалі важливішу роль у забезпеченні енергетичної безпеки та екологічної стійкості держав. Зокрема для України, яка перебуває в умовах військової агресії, розвиток альтернативних джерел енергії є не тільки питанням економічної доцільності, а і стратегічної незалежності. Однак, ефективність роботи вітрових електростанцій значною мірою залежить від технічного стану їх основних компонентів, зокрема лопатей турбін. Навіть незначні пошкодження цих елементів можуть призвести до істотного зниження виробітку електроенергії, підвищеного зносу вузлів, аварійних зупинок і зростання експлуатаційних витрат.

З огляду на це актуальним стає впровадження автоматизованих систем технічної діагностики, здатних оперативно і точно виявляти дефекти лопатей. Одним з ефективних інструментів для вирішення подібних завдань є нейро-нечіткі системи, які поєднують можливості штучних нейронних мереж і нечіткої логіки. Такі системи мають здатність працювати з неповними, нечіткими або неоднозначними даними, що характерно

для реальних умов діагностики. Завдяки здатності до навчання нейронних мереж і адаптивності нечітких моделей, нейро-нечіткі системи можуть забезпечити належну точність класифікації дефектів навіть за умов обмежених даних.

Зокрема, модель адаптивної нейро-нечіткої системи логічного висновку ANFIS (англ. *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*), яка комбінує нечітку логіку Сугено-Такагі з навчальними алгоритмами нейромереж, демонструє належну ефективність роботи у завданнях розпізнавання та класифікації пошкоджень. Застосування методу субтрактивної кластеризації даних дефектів дає змогу зменшити обчислювальні витрати, оптимізувати кількість правил та підвищити узагальнювальні можливості моделі. Такі переваги роблять нейро-нечіткі системи логічного висновку перспективними для застосування в автоматизованих системах контролю стану лопатей вітрових турбін, особливо в контексті потреб сучасної енергетичної галузі.

Об'єкт дослідження – класифікація дефектів лопатей вітрової турбіни.

Предмет дослідження – методи та засоби класифікації дефектів лопатей вітрової турбіни, що дасть змогу

Інформація про автора:

Дубчак Леся Орестівна, канд. техн. наук, доцент, завідувач кафедри комп'ютерної інженерії.

Email: dlo@wunu.edu.ua; <https://orcid.org/0000-0001-5763-9540>

Цитування за ДСТУ: Дубчак Л. О. Аналіз дефектів лопатей вітрових турбін засобами нейро-нечіткої системи. Науковий вісник НЛТУ України. 2025, т. 35, № 3. С. 108–113.

Citation APA: Dubchak, L. O. (2025). Analysis of wind turbine blades defects using a neuro-fuzzy system. *Scientific Bulletin of UNFU*, 35(3), 108–113. <https://doi.org/10.36930/40350311>

визначити основні чинники, що впливають на їх роботоздатність.

Мета роботи – розробити модель нейро-нечіткої системи автоматизованого аналізу дефектів лопатей вітрових турбін, що дасть змогу класифікувати дефекти з огляду на нечіткі чи обмежені вхідні дані.

Для досягнення зазначеної мети визначено такі основні завдання дослідження:

- проаналізувати сучасний стан вітрової енергетики в Україні та актуальні проблеми, пов'язані з технічним обслуговуванням турбін, що дасть змогу визначити основні чинники, які впливають на їх роботоздатність;
- проаналізувати типи дефектів лопатей та їхній вплив на продуктивність вітрових електростанцій, що дасть змогу визначити найпоширеніші з них для проведення подальшої класифікації;
- ознайомитися з наявними підходами до виявлення дефектів лопатей вітрових турбін, зокрема методами глибокого навчання, вібраційного аналізу та віртуального моделювання, що дасть можливість визначити найперспективніший метод їхнього аналізу з погляду нечітких чи обмежених вхідних даних;
- розробити нейро-нечітку систему на підставі моделі ANFIS з використанням методу субтрактивної кластеризації даних, що забезпечить можливість працювати з обмеженими ресурсами в режимі реального часу;
- провести навчання і тестування запропонованої системи та оцінити її ефективність, що дасть змогу визначити практичну значущість та точність запропонованої моделі.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Вітроенергетичні системи стрімко процвітають як надійне відновлюване джерело енергії в різних країнах. Оскільки попит на ці системи продовжує зростати, то для підвищення їх доступності стає надзвичайно важливо мати надійну та економічно ефективну систему моніторингу їхнього стану. Одним із ключових напрямів є впровадження онлайн-моніторингу стану вітрових турбін. Такі системи, як показано в роботі [6], дадуть змогу оперативно виявляти несправності, знижуючи витрати на технічне обслуговування та зменшуючи ризик втрати енерговиробництва. Поряд із цим, активно досліджують підходи, що базуються на використанні машинного навчання та методів штучного інтелекту. Наприклад, оглядове дослідження [13] демонструє широкі можливості моделей машинного навчання для автоматичного виявлення й прогнозування несправностей, що істотно підвищує ефективність експлуатації вітроустановок.

Окремий напрям стосується аналізу зображень лопатей, отриманих з безпілотних літальних апаратів (дронів), із подальшим обробленням за допомогою глибоких нейронних мереж. У роботі [18] запропоновано модель VGG16-RCNN, яка демонструє високу точність у класифікації типів пошкоджень поверхні лопатей за допомогою дронів. Застосування технік розширення даних дає змогу адаптувати модель до реальних умов експлуатації. Поглиблення цього напрямку дослідження представлено у роботі [7], де згенеровані віртуальні зображення у VR-середовищі використовують для навчання нейронної мережі U-Net, яка ідентифікує поширені типи пошкоджень – тріщини, ерозію, викривлення, удари блискавки тощо.

Паралельно з аналізом зображень, застосовують методи вібраційної діагностики. У роботі [10] розглянуто безконтактний фазовий вібраційний аналіз для оцінювання змін у динамічній поведінці лопатей, що дає змогу виявити приховані дефекти без потреби у демонтажі

обладнання. Такий підхід має перевагу в умовах обмеженого доступу до турбіни та може ефективно доповнювати візуальні методи інспекції.

Інтеграцію зазначених вище технологій наведено в роботі [14], де узагальнено новітні підходи до огляду лопатей із застосуванням дронів і глибокого навчання. Особливу увагу приділено пошкодженням типу тріщин, ерозії та обмерзання, а також підвищенню структурної надійності турбін за рахунок автоматизованих систем виявлення дефектів.

Окремий інтерес у контексті вдосконалення систем моніторингу становлять нейро-нечіткі моделі, що поєднують здатність до навчання штучних нейронних мереж із нечіткою логікою, яка добре справляється з невизначеністю вхідних даних. Системи типу ANFIS (англ. *Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System*) уже застосовують у суміжних галузях – наприклад, у роботі [17] представлено GA-ANFIS-модель для прогнозування енергоспоживання HVAC-систем. Такий підхід демонструє високу точність у моделюванні складних нелінійних залежностей і може бути адаптований до завдань аналізу дефектів лопатей вітрових турбін, де спостерігається поєднання кількісних і якісних факторів їхнього впливу.

У документі [12] пропонують керований даними метод, заснований на методі прогнозування та оптимізації енергоспоживання системи вентиляції, вентиляції та кондиціювання повітря (AHU) і вибраній адаптивній системі нечіткого логічного висновку (ANFIS) для прогнозування стану та споживання енергії системи. Порівнюючи та аналізуючи ANFIS з іншими моделями, керованими даними, виявлено, що здатність моделювання ANFIS перевершує більшість інших алгоритмів інтелектуального аналізу даних для нелінійних систем, і його можна використовувати для встановлення моделі нелінійного зв'язку між енергоспоживанням системи та оптимальними параметрами контрольної точки, враховуючи контрольовані та неконтрольовані параметри.

Отже, останні дослідження демонструють значний потенціал штучного інтелекту, глибокого навчання та особливо нейро-нечітких систем у сфері виявлення дефектів лопатей вітрових турбін. Застосування інтелектуальних систем прийняття рішень здатне забезпечити точне, надійне та економічно доцільне виявлення пошкоджень, що є ключовим завданням для забезпечення стабільної роботи вітрових електростанцій. Проте описані вище підходи потребують чітких вхідних даних та великої бази правил, що на практиці важко забезпечити. Тому пропонують систему аналізу дефектів вітрових турбін на підставі моделі ANFIS зі зменшеною базою правил, що буде здатна обробляти нечіткі чи неповні дані та швидко здійснювати класифікацію дефектів.

Результати дослідження та їх обговорення / Research results and their discussion

Опис запропонованого методу. З часом або через несприятливі погодні умови, такі як град, блискавки, обмерзання, або навіть через втому матеріалу, на лопатях вітрових турбін можуть з'являтися тріщини, відколи, ерозія або деформації. Як наслідок, знижується швидкість обертання ротора, що веде до меншої кількості виробленої електроенергії. У деяких випадках турбіна автоматично зменшує навантаження або повністю зупиняється, щоб уникнути аварії, і це теж приз-

водить до втрат [19]. Окрім зниження продуктивності, дефекти лопатей можуть створювати вібрації або дисбаланс у роботі турбіни, що збільшує зношування інших компонентів, таких як генератор, підшипники чи вали. Це підвищує ризик серйозніших поломок і вимагає частішого технічного обслуговування. Отже, навіть невеликі дефекти лопатей можуть мати помітний негативний вплив на продуктивність вітрової турбіни, збільшуючи витрати на обслуговування та зменшуючи загальний обсяг виробленої електроенергії. Тому регулярна діагностика й ремонт лопатей є надзвичайно важливими для ефективної роботи вітроустановок.

Дефекти лопатей вітрових турбін можуть мати різне походження та форму, і кожен із них по-своєму впливає на роботу установки. Серед найпоширеніших типів дефектів – ерозія, корозія, тріщини, розшарування, обмерзання, механічні пошкодження та викривлення [8]. Ерозія є одним із найчастіших типів пошкоджень. Вона виникає переважно на передньому краю лопаті внаслідок постійного зіткнення з частинками пилу, дощу або граду на великій швидкості. Через ерозію поверхня стає шорсткою, що погіршує аеродинамічні властивості лопаті, знижує її ефективність і призводить до зменшення виробництва електроенергії. Якщо не вжити заходів, ерозія може прогресувати й перейти у більш серйозні форми пошкоджень. Корозія – це руйнування матеріалу лопаті через хімічну реакцію, найчастіше під впливом вологи, солей та інших агресивних речовин, особливо у прибережних або промислових зонах. Корозія може знижувати міцність конструкції, особливо якщо вражає металеві елементи всередині композитної структури або з'єднувальні частини. Тріщини можуть утворюватися внаслідок механічного навантаження, втоми матеріалу, температурних коливань або дефектів виробництва. Вони є особливо небезпечними, бо можуть поширюватися й спричиняти розшарування або навіть повне руйнування частини лопаті турбіни. Навіть невеликі тріщини з часом здатні призвести до аварійної зупинки турбіни. Інші дефекти, як-от розшарування (відшарування шарів композитного матеріалу), викривлення геометрії або обмерзання, також впливають на ефективність та безпечність роботи турбіни, хоча й не завжди настільки критично, як тріщини чи глибока ерозія.

Варто зазначити, що складність точної класифікації дефектів лопатей вітрових турбін зумовлена різним ступенем вираженості та впливу зовнішніх факторів [20]. Окрім цього, така інформація є нечіткою. Запропонований підхід на підставі моделі ANFIS [3] із використанням методу субтрактивної кластеризації даних (SC) допомагає уникнути недоліків традиційних методів оброблення нечітких даних, оскільки дає змогу створити компактну базу правил, адаптується до структури даних та зменшує обчислювальні витрати. Завдяки цьому система швидше та точніше ідентифікує дефекти, зменшуючи середню похибку оброблення, що забезпечує ефективну роботу навіть у разі невизначених чи неповних даних.

Вхідними даними для адаптивної нейро-нечіткої системи логічного висновку є вектор ознак, який містить рівень спостереження, що відповідає кожному з класів дефектів лопаті вітрової турбіни. Важливо, щоб набір даних містив достатньо прикладів кожного типу дефекту та стану вітрової турбіни без дефектів. Це гарантує, що модель навчена розпізнавати всі класи дефектів і не

є упередженою. Якщо завдання виявлення дефектів лопаті вітрової турбіни зводиться до розпізнавання простих закономірностей або типових моделей у даних, модель ANFIS здатна навчатися навіть на невеликій вибірці. Окрім цього, завдяки нечіткій логіці модель ANFIS може узагальнювати обмежені дані, що зменшує потребу у великій кількості прикладів.

Метод субтрактивної кластеризації оброблення нечіткої інформації здійснюється на підставі нечіткого висновку Сугено-Такагі на підставі типового правила [5]: If *corrosion* $\in mf_i$ and *erosion* $\in mf_j$ and *crack* $\in mf_k$ and *normal* $\in mf_l$ then *output* $\in f(U)$, де: *mf* – функція приналежності вхідної змінної; $f(U)$ – лінійна функція вхідних змінних; *corrosion*, *erosion*, *crack* – нечіткі вхідні змінні, що відображають наявність корозії, ерозії та тріщини на зображенні лопаті вітрової турбіни; *normal* – нечітка змінна, що демонструє відсутність дефекту на зображенні лопаті турбіни.

Зазначену лінійну функцію задають так:

$$f(U) = r + \sum_{j=1}^n p_j x_j,$$

де: $U = \{X, P, r\}$ – складові елементи лінійної функції; $X = \{x_j, j = \overline{1, n}\}$ – входи системи; $P = \{p_j, j = \overline{1, n}\}$ – лінійні параметри системи, які потрібно відкоригувати під час навчання моделі ANFIS; r – вільний член функції, який також уточнюють під час навчання моделі.

Метод субтрактивної кластеризації даних базується на підставі ідентифікації груп точок даних, які мають подібні характеристики, і створенні правил нечіткої логіки на підставі характеристик цих кластерів. Після цього використовують центри кластерів як центри нечітких множин, а кількість правил залежить від кількості знайдених кластерів. За цього підходу вхідний простір розподілений нерівномірно, але адаптується до розподілу даних. Окрім цього, він ефективний для великих наборів даних, особливо коли розподіл даних є нерівномірним. Однак, для такої нечіткої системи може бути важко налаштувати параметри кластеризації для отримання оптимальної нечіткої системи.

Змодельована у середовищі Matlab загальна схема нечіткої системи виявлення зазначених вище дефектів лопаті вітрової турбіни (рис. 1) містить реалізацію механізму виведення Сугено-Такагі нечіткої системи, яку здійснюють у блоці ANFIS_clust (Sugeno).

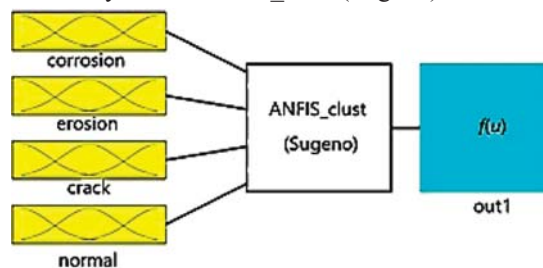


Рис. 1. Загальна схема нечіткої системи на базі методу субтрактивної кластеризації даних / General scheme of a fuzzy system based on the subtractive clustering method

Кожна із вхідних змінних визначається трьома функціями належності Гауса, які описують формулою [5]:

$$f(x, c, \delta) = \text{Exp} \left(-\frac{(x - c)^2}{2\delta^2} \right), \quad (1)$$

де: $f(x, c, \delta)$ – функція; x – змінна; c – координата максимуму; δ – коефіцієнт концентрації.

Середовище MATLAB автоматично вибрало функції належності форми Гауса. Це найбільш оптимальний вибір для подальшого оброблення нейронною мережею. Кількість функцій належності вибирається експериментально для найкращого результату навчання моделі ANFIS. Ця нечітка система містить тільки три нечіткі правила, що значно підвищує швидкість роботи всієї системи порівняно з методом розподілу.

Нейро-нечітка система є комбінацією двох методів: нейронних мереж і нечіткої логіки. Основна ідея полягає, по-перше, у створенні нечіткої системи, яка може обробляти невизначені або нечіткі дані, і, по-друге, у використанні здатності до навчання нейронної мережі для автоматичного налаштування параметрів цієї системи [2, 9, 15]. Модель ANFIS навчають та моделюють у середовищі MATLAB, використовуючи підхід гібридного навчання, який поєднує зворотне поширення з методом найменших квадратів. Зворотне поширення використовують для коригування параметрів функцій належності в нечіткій системі, а метод найменших квадратів – для вивчення параметрів лінійної регресії у вихідних правилах. Цей гібридний підхід забезпечує ефективну та точну оптимізацію параметрів моделі ANFIS, поєднуючи переваги обох методів: швидке коригування параметрів висновку за допомогою методу найменших квадратів і повільніше, але детальніше, налаштування функцій належності через зворотне поширення. Загальну структуру змодельованої ANFIS подано на рис. 2.

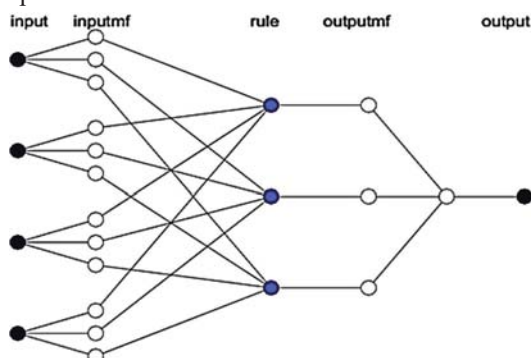


Рис. 2. Структура моделі ANFIS для виявлення дефектів на підставі методу субтрактивної кластеризації даних / ANFIS framework for defect detection based on the subtractive clustering method

Процес навчання моделі зазвичай починають з визначення вхідних даних і поділу їх на нечіткі набори. Це роблять за допомогою функцій належності. Далі формується набір правил "Якщо ..., то ...", які зв'язують ці нечіткі множини з очікуваними початковими даними [2]. Після того, як система налаштована, вона проходить процес навчання моделі. Це означає, що система отримує входи разом із відомими виходами та використовує їх для налаштування своїх параметрів. По суті, нейронна мережа вчиться на цих даних і поступово покращує точність системи, змінюючи ваги або параметри функцій належності, щоб зменшити різницю між прогнозованими та фактичними результатами.

Зазвичай навчання проходить у два етапи. Спочатку система коригує лінійні параметри за допомогою методу найменших квадратів, що допомагає максимально наблизити вихід до правильного результату. Потім у процесі зворотного поширення помилок нелінійні параметри, такі як функції належності, налаштовують для подальшого підвищення точності функціонування системи.

Результати навчання та тестування нейро-нечіткої системи. Процес навчання нейро-нечіткої системи на підставі нечіткої системи, створеної шляхом SC, проводився протягом 100 епох на підставі 400 вхідних векторів ознак і показав результат навчання з рівнем точності 91 % (рис. 3). Це значно підвищує продуктивність системи дефектоскопії на базі моделі ANFIS.

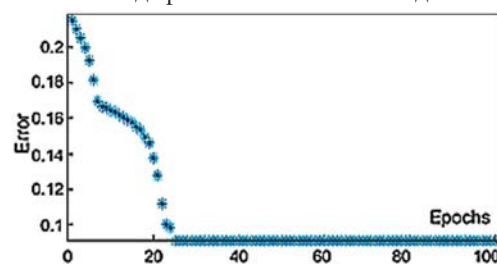


Рис. 3. Процес навчання розробленої нейро-нечіткої системи / Training process of the developed neuro-fuzzy system

Тестування запропонованої нейро-нечіткої системи базувалося на вибірці із 60 векторів даних. Це становить 15 % від навчальної вибірки, що достатньо для проведення відповідного аналізу.

Тестування моделі ANFIS на підставі методу субтрактивної кластеризації даних дає результат із середньою похибкою 9 % (рис. 4).



Рис. 4. Результат тестування запропонованої нейро-нечіткої системи (o – навчальні дані, * – вихід FIS) / T Result of testing the proposed neuro-fuzzy system (o – training data, * – FIS output)

Запропонована модель ANFIS забезпечує низькі обчислювальні затрати та дає змогу швидко виявляти дефекти вітрової турбіни (швидкість оброблення зображень під час тестування системи становить тільки 8,75 с) з високою точністю (приблизно 91 %).

Обговорення результатів дослідження. Станом на 2025 р. вітрова енергетика в Україні переживає непростий період, але зберігає свій потенціал і перспективи. До початку повномасштабної війни в Україні працювали 34 вітрові електростанції з майже 700 турбінами. Багато з них мали сучасну техніку з потужністю однієї турбіни близько 3,5 МВт. Однак, частина цих об'єктів зараз перебуває на окупованих територіях, через що понад 225 МВт потужностей тимчасово недоступні [9].

Через війну темпи розвитку галузі істотно сповільнились. Наприклад, у 2024 р. було збудовано тільки 44,6 МВт нових вітрових установок – це набагато менше, ніж у попередні роки. Проте навіть за таких умов великі компанії продовжують інвестувати у вітрову енергетику. Зокрема, компанія ДТЕК планує розширити

Тилігульську вітроелектростанцію до 500 МВт, інвестувавши понад 450 млн євро [15].

Глобальний перехід до відновлюваних джерел енергії, зокрема вітрової, досліджений у роботі [1], вказує на критичну потребу в удосконалених системах діагностики несправностей вітрових турбін для підвищення надійності та ефективності роботи. Традиційні методи діагностики залишаються базовими, однак їх обмеження в умовах нелінійної динаміки та складності сучасних турбін сприяли активному впровадженню підходів на підставі штучного інтелекту (ШІ). У цьому огляді систематично розглянуто досягнення в діагностиці несправностей турбін на підставі ШІ, зокрема методів машинного навчання і глибинного навчання, у період з 2019 по 2024 роки. Проаналізовано еволюцію цих методів, їхню ефективність та практичні виклики.

У роботі [16] було використано ANFIS-моделі для прогнозування значення коефіцієнта потужності на підставі оптимізованих параметрів, що показали належну точність. Найкращих результатів було досягнуто комбінацією моделі ANFIS та алгоритму ABC, що забезпечила найвищий коефіцієнт детермінації (R^2) і найнижчу середньоквадратичну похибку RMSE (англ. *Root Mean Square Error*). Це підтверджує належну ефективність моделі ANFIS у поєднанні з іншими методами для завдань оптимізації та прогнозування вітрових турбін.

У роботі [4] запропоновано використання адаптивної нейро-нечіткої системи виводу (ANFIS) як ефективної альтернативи традиційним контролерам для керування кутом нахилу лопатей. Модель ANFIS забезпечує належну точність та стабільність навіть за умов невизначеності, затримок у передачі сигналу та зовнішніх впливів. Для ефективного навчання моделі ANFIS запропоновано новий підхід до формування тренувального набору даних, зокрема через оптимізацію параметрів ПІД-контролера за допомогою нового алгоритму MOA. Проведено численні тестування, які підтверджують, що ANFIS-контролер перевершує інші методи за стійкістю та точністю, особливо в умовах змін швидкості вітру, навантаження та комунікаційних затримок.

Автори дослідження [11] розробили підхід до діагностики несправностей на підставі методів, керованих даними, який відображає поведінку системи за допомогою моделі Такагі-Сугено (TS). Метод адаптивної нейро-нечіткої системи виводу (ANFIS) використовують для побудови лінійних представлень на підставі полігональних областей та формування функцій належності, що дадуть змогу інтерполювати лінійні моделі в межах опуклої TS-моделі. На підставі цієї моделі реалізовано стратегію діагностики несправностей із використанням опуклих спостерегачів стану, які генерують залишки для виявлення та ідентифікації несправностей сенсорів. На відміну від інших методів, запропонований підхід потребує навчання тільки на даних без несправностей. Методологію протестовано на відомому еталонному стенді вітрової турбіни, побудованому з урахуванням втоми матеріалів, аеродинаміки, конструкцій та турбулентності. Результати досліджень підтверджують ефективність методу у виявленні та локалізації різних сенсорних несправностей.

У проаналізованих дослідженнях здебільшого було використано адаптивні нейро-нечіткі системи для виявлення дефектів у лопатях вітрових турбін, що дає змогу досягти значної точності в різних завданнях аналізу

їхньої роботоздатності, водночас як у нашому дослідженні розроблено модель на підставі методу субтрактивної кластеризації, яка дала можливість зменшити базу правил для оброблення нечітких чи неповних вхідних даних, що значно зменшує потребу в обчислювальних ресурсах.

Отже, внаслідок виконаної роботи можна сформулювати такі наукову новизну та практичну значущість результатів дослідження.

Наукова новизна отриманих результатів дослідження – удосконалено модель адаптивної нейро-нечіткої системи логічного висновку, яка, на відміну від наявних, базується на використанні методу субтрактивної кластеризації даних для створення компактної бази правил, що дало змогу істотно підвищити точність та швидкість оброблення даних, а також значно зменшити потребу в обчислювальних ресурсах.

Практична значущість результатів дослідження – запропонована нейро-нечітка система може бути впроваджена в наявні системи технічної діагностики для підвищення точності виявлення дефектів у разі обмеженої, неповної або нечіткої інформації, що характерно для реальних виробничих умов.

Висновки / Conclusions

Розроблено модель нейро-нечіткої системи автоматизованого аналізу дефектів лопатей вітрових турбін, що дало змогу їх класифікувати з огляду на нечіткі чи обмежені вхідні дані. За результатами проведеного дослідження можна зробити такі основні висновки.

1. Проаналізовано сучасний стан вітрової енергетики в Україні, що дало можливість виявити потребу в удосконаленні методів діагностики технічного стану лопатей вітрових турбін для забезпечення їх ефективної та безпечної роботи.
2. Вивчено основні типи дефектів лопатей, такі як ерозія, тріщини, корозія та розшарування, а також встановлено їхній вплив на продуктивність вітроустановок і довговічність обладнання, що дало змогу визначити основні типи дефектів для розроблення нейро-нечіткої системи їх аналізу.
3. Оцінено сучасні підходи до виявлення дефектів лопатей вітрових турбін, зокрема методи глибокого навчання, віртуального моделювання та вібраційного аналізу, що дало змогу виявити їх належну точність отриманих результатів і потребу в значних обчислювальних ресурсах та великих масивах даних для навчання.
4. Розроблено нейро-нечітку систему на підставі моделі ANFIS із використанням методу субтрактивної кластеризації даних, яка дає змогу ефективно працювати з нечіткими даними та забезпечує належну швидкість їхнього оброблення.
5. Реалізовано структуру нечіткої логічної системи в середовищі MATLAB, використано функції належності Гауса та мінімізовано кількість правил, що забезпечило компактність моделі та зниження обчислювального навантаження.
6. Проведено навчання та тестування моделі на вибірці з 400 навчальних і 60 тестових векторів ознак. За результатами експериментів точність класифікації дефектів становила 91 %, а тривалість оброблення одного прикладу – 8,75 с, що демонструє роботоздатність запропонованої нейро-нечіткої системи.
7. Доведено, що запропонована нейро-нечітка система є перспективним рішенням для автоматизованої діагностики дефектів лопатей вітрових турбін, що дасть можливість аналізу дефектів в умовах обмежених або нечітких даних.

8. Подальші дослідження варто проводити щодо покращення точності функціонування системи, її адаптації до нових типів дефектів і підвищення стійкості до шумів у вхідних даних.

References

1. Alagha, N., Khairuddin, A. S. M., Haitaamar, Z. N., Al-Khatib, O., & Kanesan, J. (2025). Artificial Intelligence in Wind Turbine Fault Detection and Diagnosis: *Advances and Perspectives. Energies*, 18, article ID 1680. <https://doi.org/10.3390/en18071680>
2. Chumachenko, D., Sokolov, O., & Yakovlev, S. (2020). Fuzzy Recurrent Mappings in Multiagent Simulation of Population Dynamics Systems. *International Journal of Computing*, 19(2), 290–297. <https://doi.org/10.47839/ijc.19.2.1773>
3. Dubchak, L., Sachenko, A., Bodyanskiy, Y., Wolff, C., Vasylyk, N., Brukhanskiy, R., & Kochan, V. (2024). Adaptive Neuro-Fuzzy System for Detection of Wind Turbine Blade Defects. *Energies*, 17, article ID 6456. <https://doi.org/10.3390/en17246456>
4. Elsis, M., Tran, M.-Q., Mahmoud, K., Lehtonen, M., & Darwish, M. M. F. (2021). Robust Design of ANFIS-Based Blade Pitch Controller for Wind Energy Conversion Systems Against Wind Speed Fluctuations. *IEEE Access*, 9, 37894–37904. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3063053>
5. Jang, J.-S. R. (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3), 665–685. <https://doi.org/10.1109/21.256541>
6. Lahham, Eyad Al, Kanaan, Laith, Murad, Zaid, Khalid, Haris M., Hussain, Ghulam Amjad, & Muyeen, S. M. (2025). Online condition monitoring and fault diagnosis in wind turbines: A comprehensive review on structure, failures, health monitoring techniques, and signal processing methods. *Green Technologies and Sustainability*, 3(2), article ID 100153. <https://doi.org/10.1016/j.grets.2024.100153>
7. Memari, M., Shaky, P., Shekaramiz, M., Seibi, A. C., & Masoum, M. A. S. (2024). Review on the Advancements in Wind Turbine Blade Inspection: Integrating Drone and Deep Learning Technologies for Enhanced Defect Detection. In *IEEE Access*, 12, 33236–33282. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3371493>
8. Omelchenko, V. (2022). Ukraines renewable energy sector before, during and after the war. Razumkov centre. URL: <https://razumkov.org.ua/en/articles/ukraines-renewable-energy-sector-before-during-and-after-the-war>
9. Pasieka, M., Grzesik, N., & Kuźma, K. (2017). Simulation Modeling of Fuzzy Logic Controller for Aircraft Engines. *International Journal of Computing*, 16(1), 27–33. <https://doi.org/10.47839/ijc.16.1.868>
10. Patel, J., Sharma, L., & Dhiman, H. S. (2022). Wind Turbine Blade Surface Damage Detection based on Aerial Imagery and VGG16-RCNN Framework. Cornell University – arXiv. <https://doi.org/10.48550/ARXIV.2108.08636>
11. Pérez-Pérez, E.-J., López-Estrada, F.-R., Puig, V., Valencia-Palomo, G., & Santos-Ruiz, I. (2022). Fault diagnosis in wind turbines based on ANFIS and Takagi-Sugeno interval observers. *Expert Systems with Applications*, 206, article ID 117698. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117698>
12. Phan, N. M. L., Tung, D. N., Thanh, T. N., et al. (2023). ANFIS Wind Speed Estimator-Based Output Feedback Near-Optimal MPPT Control for PMSG Wind Turbine. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, 34, article ID 588–598. <https://doi.org/10.1007/s40313-022-00980-5>
13. Pouya, Moshtaghi, Najmeh, Hajialigol, & Behnam, Rafiei. (2025). A comprehensive review of artificial intelligence applications in wind energy power generation. *Sustainable Futures*, 9, article ID 100638. <https://doi.org/10.1016/j.sfr.2025.100638>
14. Rabbi, M. F., Emon, S. H., Nishat, E. M., Tseng, T.-L., Ferdoushi, A., Huang, C.-C., & Rahman, M. F. (2023). A Novel Approach for Defect Detection of Wind Turbine Blade Using Virtual Reality and Deep Learning. University of Texas at El Paso ScholarWorks@UTEP. URL: https://scholarworks.utep.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=4932&context=open_etd
15. Roshchupkina, N., Sachenko, A., Roshchupkin, O., Kochan, V., & Smid, R. (2013). Multisensors signal processing using ANFIS. *IEEE 7th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems (IDAACS)*, Berlin, Germany, 315–318. <https://doi.org/10.1109/IDAACS.2013.6662696>
16. Sarkar, M. R., Julai, S., Wen, Tong C., & Toha, S. F. (2019). Effectiveness of Nature-Inspired Algorithms using ANFIS for Blade Design Optimization and Wind Turbine Efficiency. *Symmetry*, 11, article ID 456. <https://doi.org/10.3390/sym11040456>
17. Sarrafi, A., Mao, Z., Niezrecki, C., & Poozesh, P. (2018). Vibration-Based Damage Detection in Wind Turbine Blades using Phase-Based Motion Estimation and Motion Magnification. *Journal of Sound and Vibration*, 421, 300–318. <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2018.01.050>
18. Shihavuddin, A., Chen, X., Fedorov, V., Nymark Christensen, A., Andre Brogaard Riis, N., Branner, K., Bjorholm Dahl, A., & Reinhold Paulsen, R. (2019). Wind Turbine Surface Damage Detection by Deep Learning Aided Drone Inspection Analysis. *Energies*, 12(4), article ID 676. <https://doi.org/10.3390/en12040676>
19. Ukraine energy firm DTEK plans \$470 million wind farm expansion. Reuters. (2025). URL: <https://www.reuters.com/business/energy/ukraine-energy-firm-dtek-plans-470-million-wind-farm-expansion-2025-01-22>
20. Xu Chao, Yu Zhongqing, Li Jinhua, & Yang Xixin. (2021). Modeling and Optimization of HVAC System Based on GA-ANFIS Algorithm. Association for Computing Machinery. *Proceedings of the 2020 International Conference on Cyberspace Innovation of Advanced Technologies*, New York, NY, USA, 44–53. <https://doi.org/10.1145/3444370.3444546>

L. O. Dubchak

West Ukrainian National University, Ternopil, Ukraine

ANALYSIS OF WIND TURBINE BLADES DEFECTS USING A NEURO-FUZZY SYSTEM

Wind turbine blade degradation poses a significant challenge to the operational efficiency and reliability of renewable energy systems. This study develops and evaluates a novel neuro-fuzzy inference system based on the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) architecture for automated classification of wind turbine blade defects. The proposed approach utilizes Gaussian membership functions and a subtractive clustering technique to create a compact, data-adaptive rule base capable of handling uncertainty and imprecision in input features. The system was trained using 400 input feature vectors representing various defect types, including erosion, cracks, delamination, and icing, and tested on a separate dataset comprising 60 vectors. Consequently, the model achieved classification accuracy of 91 % and a mean error rate of 9 %, with an average processing time of only 8.75 seconds per instance. These results confirm the system efficiency in detecting multiple types of surface and structural anomalies. Moreover, the integration of Gaussian functions and the subtractive clustering algorithm proved effectiveness in reducing computational overhead while maintaining high classification performance. For example, the model required only three fuzzy rules to achieve accurate classification, significantly optimizing system complexity. The study also demonstrates that ANFIS-based architectures can generalize well with limited training data, making them particularly suitable for scenarios with incomplete or noisy datasets. The benefits of this study lie in its practical applicability for real-time condition monitoring of wind turbine blades, especially in environments where manual inspection is infeasible or cost-prohibitive. As a result, this neuro-fuzzy diagnostic tool offers a robust, scalable solution for predictive maintenance in the wind energy sector. Future work will focus on expanding the model capabilities to support additional defect types and further enhancing its noise robustness and real-time adaptability.

Keywords: renewable energy; blade defects; damage classification; fuzzy logic; Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS).