

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**Західноукраїнський національний університет**  
**Факультет комп'ютерних інформаційних технологій**  
Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління

**ПІДГУРСЬКИЙ Дмитро Вікторович**

**Метод класифікації дефектів вітрових турбін на основі  
алгоритму нейромережі Ванга-Менделя / Wind Turbine  
Defect Classification Method Based on Wang-Mendel Neural  
Network Algorithm**

спеціальність: 122 - Комп'ютерні науки  
освітньо-професійна програма - Комп'ютерні науки

Кваліфікаційна робота

Виконав студент групи КНм-21  
Д. В. Підгурський

---

Науковий керівник:  
д.т.н., професор А.О. Саченко

---

Кваліфікаційну роботу  
допущено до захисту:

«\_\_\_» \_\_\_\_\_ 20\_\_\_ р.

В.о. завідувача кафедри

\_\_\_\_\_ Н.В. Дзюбановська

**ТЕРНОПІЛЬ - 2025**

**Факультет комп'ютерних інформаційних технологій**  
Кафедра інформаційно-обчислювальних систем і управління  
Освітній ступінь «магістр»  
спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки  
освітньо-професійна програма – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ  
В.о. завідувача кафедри  
\_\_\_\_\_ Н.М. Васильків  
« \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

**ЗАВДАННЯ**  
**НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ**  
**ПІДГУРСЬКИЙ Дмитро Вікторович**

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема кваліфікаційної роботи

**Метод класифікації дефектів вітрових турбін на основі алгоритму  
нейромережі Ванга-Менделя / Wind Turbine Defect Classification Method  
Based on Wang-Mendel Neural Network Algorithm**

керівник роботи д.т.н., професор А.О. Саченко

затверджені наказом по університету від 20 грудня 2024 року № 938.

2. Строк подання студентом закінченої кваліфікаційної роботи 1 грудня 2025 р.

3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: завдання на кваліфікаційну роботу студента, наукові статті, технічна література.

4. Основні питання, які потрібно розробити

- аналіз конструкції вітрових турбін, типових несправності та їх діагностичних ознак;
- огляд сучасних методів діагностики та класифікації дефектів у вітроенергетиці;
- опис принципів алгоритму Ванга–Менделя та обґрунтування доцільності його застосування для автоматичного формування нечіткої бази правил у задачі класифікації станів вітрової турбіни;
- формалізація задачі багатокласової класифікації дефектів для обраної турбіни та визначення набору ознак і множини класів технічного стану;
- побудова нечітких термів та функцій належності для вибраних параметрів і синтез бази правил за алгоритмом Ванга–Менделя;
- розробка архітектури нейро-нечіткої системи та опис принципів навчання параметрів із збереженням інтерпретованості;
- реалізація програмного прототипу та проведення експериментальних досліджень на сформованій вибірці;
- аналіз типових помилок, оцінка ефективності методу та формулювання практичних висновків щодо застосування в діагностиці.

5. Перелік графічного матеріалу у роботі

- схеми конструктивної структури сучасних редукторної та безредукторної вітрової турбіни;
- схема алгоритму Ванга–Менделя;
- схема формування нечіткої бази правил за алгоритмом Ванга–Менделя;
- схема нейро-нечіткої архітектури системи класифікації;
- графіки функцій належності вхідних параметрів методу класифікації дефектів вітрових турбін на основі алгоритму нейромережі Ванга-Менделя;
- графічне зображення зв'язків «терм → клас» роботи алгоритму нейромережі Ванга-Менделя;
- матриці помилок класифікатора Ванга–Менделя з чітко визначеними правилами, нейро-нечіткої моделі «fuzzify → MLP» та альтернативного класичного методу SVM з RBF-ядром.

## 6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв

7. Дата видачі завдання 20 грудня 2024 р.

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів кваліфікаційної роботи	Примітка
1	Затвердження теми кваліфікаційної роботи, ознайомлення з літературними джерелами та складання плану роботи.	до 01.01. 2025 р.	
2	Написання 1 розділу кваліфікаційної роботи	до 01.03. 2025 р.	
3	Написання 2 розділу кваліфікаційної роботи	до 20.05.2025 р.	
4	Написання 3 розділу кваліфікаційної роботи	до 28.10. 2025 р.	
5	Представлення попереднього варіанту кваліфікаційної роботи, перевірка та внесення змін керівником	до 11.11.2025 р.	
6	Опрацювання зауважень та представлення завершеного варіанту кваліфікаційної роботи. Підготовка супроводжуючих документів.	до 25.11.2025 р.	
7	Перевірка кваліфікаційної роботи на оригінальність тексту.	до 01.12.2025 р.	
8	Оформлення кваліфікаційної роботи та отримання допуску до захисту	до 04.12.2025 р.	
9	Подання кваліфікаційної роботи до захисту на засіданні атестаційної комісії.	до 14.12. 2025 р.	

Студент \_\_\_\_\_ Д.В. Підгурський  
підпис

Керівник роботи \_\_\_\_\_ д.т.н., професор А.О. Саченко  
підпис

## РЕЗЮМЕ

Кваліфікаційна робота на тему «Метод класифікації дефектів вітрових турбін на основі алгоритму нейромережі Ванга-Менделя» на здобуття освітнього ступеня «Магістр» зі спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» освітньої програми «Комп'ютерні науки» написана обсягом 89 сторінок і містить 16 ілюстрацій, 3 таблиці, 2 додатки та 35 використаних джерел.

Метою даної кваліфікаційної роботи є розробка та експериментальне дослідження методу класифікації дефектів вітрових турбін на основі алгоритму Ванга-Менделя та нейро-нечіткої моделі.

Методи досліджень: математичне та імітаційне моделювання режимів роботи вітрової турбіни, методи нечіткої логіки й нечіткого виведення (алгоритм Ванга-Менделя), теорія штучних нейронних мереж (MLP) та нейро-нечіткі моделі, методи машинного навчання (SVM), методи математичної статистики для оцінювання якості класифікації (accuracy, macro F1-score, матриця помилок), методи комп'ютерного моделювання та програмної реалізації (Python).

Результати дослідження: розроблено та програмно реалізовано метод класифікації технічних станів вітрової турбіни, що поєднує автоматичне формування інтерпретованої нечіткої бази правил за алгоритмом Ванга-Менделя та нейро-нечіткий класифікатор на основі нечітких ознак і MLP, що забезпечило підвищення точності розпізнавання дефектів і якості для незбалансованих класів (зростання macro F1) порівняно з чисто правилковою моделлю при збереженні пояснюваності рішень.

Результати роботи можуть застосовуватися для підтримки рішень у системах технічної діагностики й моніторингу вітрових турбін (зокрема на базі SCADA), з метою раннього виявлення дефектів, зниження ризику аварійних відмов і оптимізації технічного обслуговування.

Ключові слова: ВІТРОВА ТУРБІНА, ТЕХНІЧНА ДІАГНОСТИКА, КЛАСИФІКАЦІЯ ДЕФЕКТІВ, SCADA-ДАНІ, НЕЧІТКА ЛОГІКА, АЛГОРИТМ ВАНГА-МЕНДЕЛЯ, НЕЙРО-НЕЧІТКА СИСТЕМА, ФУНКЦІЇ НАЛЕЖНОСТІ, MLP, SVM.

## ABSTRACT

Qualification work on the topic «Wind Turbine Defect Classification Method Based on Wang-Mendel Neural Network Algorithm» for Master's degree on speciality 122 «Computer Science» educational and professional program «Computer Science», comprises 89 pages and includes 16 figures, 3 tables, 2 appendixes, and 35 references.

The aim of this qualification thesis is to develop and experimentally investigate a method for classifying wind turbine faults based on the Wang–Mendel algorithm and a neuro-fuzzy model.

Research methods: mathematical and simulation modeling of wind turbine operating regimes; methods of fuzzy logic and fuzzy inference (Wang–Mendel algorithm); artificial neural network theory (MLP) and neuro-fuzzy models; machine learning methods (SVM); methods of mathematical statistics for evaluating classification performance (accuracy, macro F1-score, confusion matrix); computer simulation and software implementation methods (Python).

Research results: a method for classifying wind turbine technical states has been developed and implemented in software, combining automatic construction of an interpretable fuzzy rule base using the Wang–Mendel algorithm with a neuro-fuzzy classifier based on fuzzy features and an MLP, which improved fault recognition accuracy and performance on imbalanced classes (increased macro F1) compared to a purely rule-based model while preserving the explainability of decisions.

The results can be applied to decision support in wind turbine technical diagnostics and monitoring systems (including SCADA-based systems) to enable early fault detection, reduce the risk of emergency failures, and optimize maintenance.

Keywords: WIND TURBINE, TECHNICAL DIAGNOSTICS, FAULT CLASSIFICATION, SCADA DATA, FUZZY LOGIC, WANG–MENDEL ALGORITHM, NEURO-FUZZY SYSTEM, MEMBERSHIP FUNCTIONS, MLP, SVM.

## ЗМІСТ

Вступ.....	8
1 Засади діагностики та класифікації дефектів вітрових турбін.....	11
1.1 Аналіз конструкції та типових несправностей вітрових турбін.....	11
1.2 Методи діагностики та класифікації дефектів у вітроенергетиці.....	19
1.3 Алгоритм Ванга-Менделя у системах нечіткого виведення.....	23
Висновки до розділу 1.....	27
2 Розробка методу класифікації дефектів на основі алгоритму Ванга-Менделя....	29
2.1 Формалізація задачі класифікації дефектів вітрових турбін.....	29
2.2 Побудова нечіткої бази правил алгоритму Ванга-Менделя.....	34
2.3 Архітектура нейромережевої системи класифікації.....	39
Висновки до розділу 2.....	42
3 Експериментальні дослідження та оцінювання ефективності методу.....	45
3.1 Опис даних і програмна реалізація моделі.....	45
3.2 Результати класифікації дефектів у порівнянні з релевантними методами.....	49
3.3 Аналіз результатів та оцінка ефективності запропонованого методу.....	55
Висновки до розділу 3.....	58
Висновки.....	60
Список використаних джерел.....	62
Додаток А. Копії публікацій.....	67
Додаток Б. Фрагмент коду на Python для класифікації дефектів вітрової турбіни за допомогою алгоритму Ванга–Менделя .....	80

## ВСТУП

Вітроенергетика є одним із ключових напрямів розвитку відновлюваної енергетики, а надійність роботи вітрових турбін безпосередньо впливає на собівартість електроенергії, безпеку експлуатації та ефективність використання вітрового ресурсу. Сучасні вітроенергетичні установки працюють у змінних режимах навантаження, зазнаючи поривчастих вітрових впливів, температурних коливань і циклічних механічних напружень. Це призводить до поступової деградації підшипникових вузлів, елементів ротора, генератора, силової електроніки та систем керування. Водночас експлуатаційні дані, що збираються SCADA-системою, разом із показниками вібрації та температури створюють підґрунтя для побудови інтелектуальних систем діагностики, здатних автоматично розпізнавати дефектні стани та підтримувати рішення з технічного обслуговування.

Практичною проблемою є поєднання двох вимог: висока точність розпізнавання дефектів (особливо рідкісних і критичних станів) та пояснюваність результатів, необхідна для інженерів експлуатації. Суто статистичні або «чорні ящики» (наприклад, SVM чи глибокі мережі) часто забезпечують високі метрики, але є складними для інтерпретації. Натомість нечіткі системи з базою правил є прозорими, проте можуть поступатися за якістю на перехідних режимах. У цьому контексті перспективним є нейро-нечіткий підхід, який поєднує інтерпретовані нечіткі терми та правила з можливістю навчання параметрів за даними. Одним із методично зручних інструментів автоматичного формування правил є алгоритм Ванга–Менделя, що генерує продукційні правила на основі навчальної вибірки та забезпечує логічно прозору структуру ухвалення рішень.

Актуальність роботи зумовлена необхідністю підвищення надійності та безпеки експлуатації вітрових турбін у реальних умовах змінних режимів, а також потребою в методах, які:

- працюють із різномірними діагностичними ознаками (SCADA, вібрація, температура);
- стійкі до варіативності режимів і невизначеності вимірювань;

- дають інтерпретовані результати для практичного використання в технічній діагностиці;
- забезпечують високу якість розпізнавання дефектів, включно з рідкісними та критичними станами.

Об'єктом дослідження є процеси технічної діагностики та класифікації дефектів у вітрових турбінах за експлуатаційними та діагностичними параметрами.

Мета роботи полягає у розробці та експериментальному дослідженні методу класифікації дефектів вітрових турбін на основі алгоритму Ванга–Менделя та нейро-нечіткої моделі, забезпечивши підвищення якості класифікації при збереженні інтерпретованості рішень.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі завдання:

- здійснити аналіз конструкції вітрових турбін, типові несправності та їх діагностичні ознаки (вібраційні, температурні, електричні, SCADA-показники);
- провести огляд сучасних методів діагностики та класифікації дефектів у вітроенергетиці та обґрунтувати доцільність гібридних (нейро-нечітких) підходів;
- описати принципи алгоритму Ванга–Менделя та обґрунтувати його застосування для автоматичного формування нечіткої бази правил у задачі класифікації станів вітрової турбіни;
- формалізувати задачу багатокласової класифікації дефектів для обраної турбіни та визначити набір ознак і множину класів технічного стану;
- побудувати нечіткі терми та функції належності для вибраних параметрів і синтезувати базу правил за алгоритмом Ванга–Менделя, включаючи оптимізацію та узгодження правил;
- розробити архітектуру нейро-нечіткої системи (фазифікація → модель навчання) та описати принципи навчання параметрів із збереженням інтерпретованості;
- реалізувати програмний прототип та провести експериментальні дослідження на сформованій вибірці, порівнявши якість підходу з чітко визначеними правилами, нейро-нечіткої моделі та альтернативного методу;

– проаналізувати типові помилки, оцінити ефективність методу та сформулювати практичні висновки щодо застосування в діагностиці.

Наукова новизна роботи полягає у вдосконаленні нейро-нечіткого методу класифікації технічних станів вітрової турбіни, що поєднує автоматичне формування інтерпретованої бази правил алгоритмом Ванга–Менделя з адаптивним навчанням MLP на нечітких ознаках та забезпечує підвищення якості (масо F1) порівняно з моделлю, що базується на чітко визначених правилах, без втрати пояснюваності.

Практичне значення полягає у створенні програмного прототипу методу, придатного як основа для інтеграції в системи моніторингу/SCADA та підтримки технічних рішень. Запропонований підхід забезпечує інтерпретованість (через нечіткі терми та правила) й водночас демонструє високу якість розпізнавання дефектних і критичних станів, що важливо для планування технічного обслуговування та зменшення ризику аварій.

Основні результати досліджень опубліковано в тезах доповідей «Аналіз конструкції та типових дефектів вітрових турбін» на науково-практичному симпозиумі «Технології Інтернету речей: системи та рішення» (TIP:CT – 2025) та «Інтелектуальні методи класифікації дефектів вітрових турбін та захисту каналів передачі діагностичних даних» на науково-практичному симпозиумі «Захист інформації'2025» [1, 2].

Робота складається зі вступу, трьох розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків [3, 4]. У першому розділі розглянуто теоретичні основи діагностики та класифікації дефектів вітрових турбін. У другому – розроблено метод класифікації на основі алгоритму Ванга–Менделя та нейро-нечіткої архітектури. Третій розділ присвячено програмній реалізації, експериментальним дослідженням, порівнянню з альтернативними методами та оцінюванню ефективності запропонованого підходу.

# 1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ДІАГНОСТИКИ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ ДЕФЕКТІВ ВІТРОВИХ ТУРБІН

## 1.1 Аналіз конструкції та типових несправностей вітрових турбін

Сучасна вітрова турбіна є складною електромеханічною системою, призначеною для перетворення кінетичної енергії повітряного потоку на електричну. Конструкція вітроенергетичних установок (ВЕУ) формувалася під впливом вимог до високої надійності, мінімізації втрат, забезпечення стійкості до змінних навантажень та можливості довготривалої експлуатації в різних кліматичних умовах. Згідно зі стандартом ІЕС 61400-1, робота турбіни характеризується багатьма режимами навантаження, які безпосередньо впливають на зношування її механічних вузлів [5]. Саме тому аналіз конструктивної схеми вітрової турбіни та типових несправностей є ключовим етапом подальшої розробки системи діагностики та класифікації дефектів.

Сьогодні найбільш поширені два типи горизонтально-осьових ВЕУ: редукторна (з редуктором між ротором і генератором) та безредукторна, у якій редуктор відсутній, а ротор обертає генератор безпосередньо. Конструктивні схеми редукторної та безредукторної ВЕУ наведено відповідно на рисунок 1.1 та рисунок 1.2 [6, 7].

Типова горизонтально-осьова турбіна включає такі основні частини [6, 7]:

1. *Ротор з лопатями.* Складається з композитних лопатей, закріплених на маточині. Вони перетворюють кінетичну енергію повітряного потоку на механічну енергію обертання.

2. *Головний підшипниковий вузол.* Забезпечує опору валу та передачу крутного моменту від ротора до механічної частини гондоли, зменшуючи втрати на тертя. Підшипники є одним із найбільш навантажених і вразливих елементів.

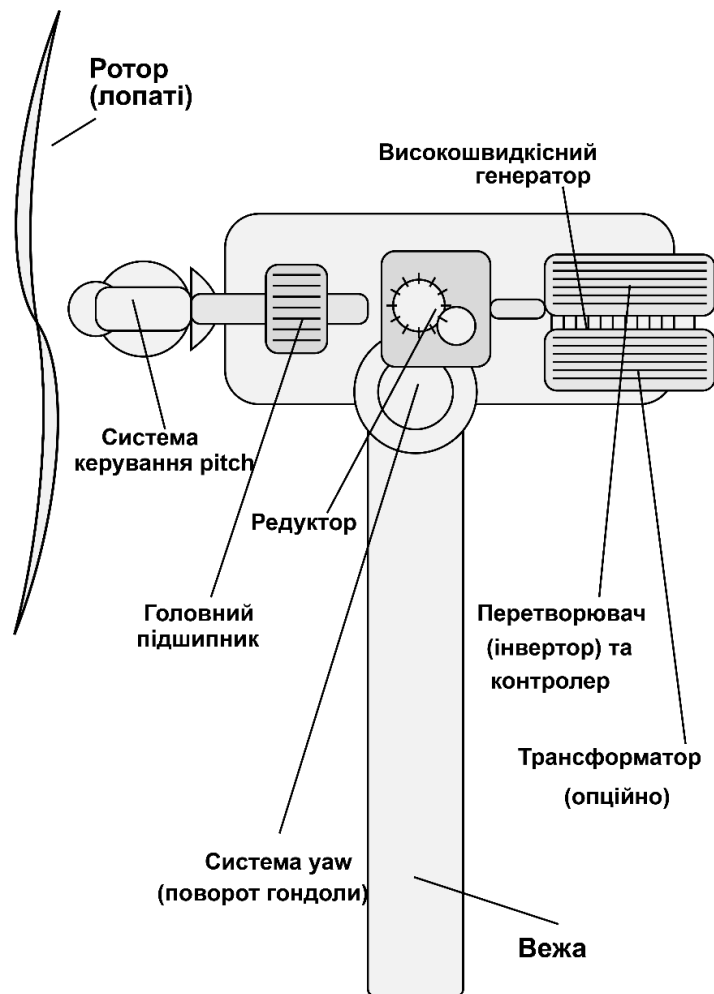


Рисунок 1.1 – Конструктивна структура сучасної вітрової турбіни з редуктором

3. *Трансмiсія.* Є вузлом, у якому проявляється головна відмінність між двома типами ВЕУ:

– у *редукторній* турбіні використовується редуктор, що підвищує частоту обертання вала для узгодження з номінальною швидкістю генератора (рисунок 1.1);

– у *безредукторній* турбіні редуктор відсутній, а крутний момент передається на низькошвидкісний генератор напряму (рисунок 1.2).

4. *Електрогенератор.* Перетворює механічну енергію обертання в електричну. У редукторних ВЕУ це зазвичай високошвидкісний генератор (після редуктора), а в безредукторних – низькошвидкісний генератор прямого приводу. Залежно від реалізації застосовується асинхронний або синхронний генератор, у тому числі синхронний з постійними магнітами.

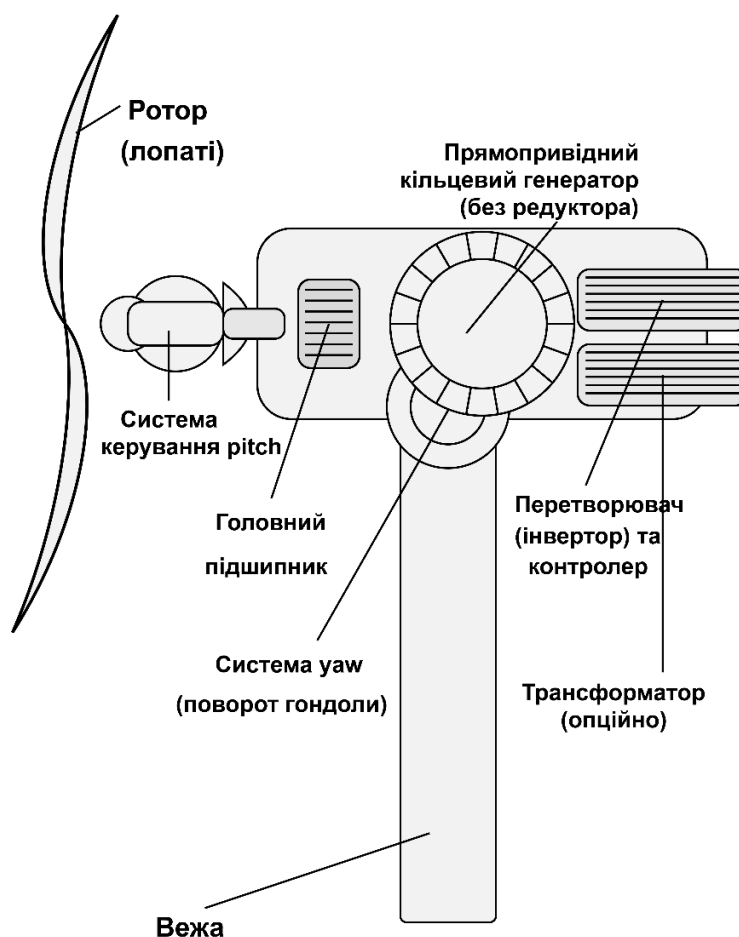


Рисунок 1.2 – Конструктивна структура сучасної безредукторної вітрової турбіни

5. *Силова електроніка та система керування.* Включає перетворювач (інвертор), контролер та засоби контролю режимів роботи, які забезпечують стабільну генерацію та узгодження параметрів електроенергії з мережею.

6. *Системи керування кутом атаки (pitch) і орієнтації (yaw).* Регулюють положення лопатей і напрямок гондоли відносно потоку вітру, забезпечуючи стабільну роботу при змінних швидкостях вітру.

7. *Вежа та основа.* Забезпечують механічну стабільність конструкції, утримуючи гондолу на необхідній висоті.

Зазначені вузли працюють в умовах змінних механічних та кліматичних навантажень, тому для кожного з них характерні типові дефекти та відповідні діагностичні ознаки. Узагальнення основних вузлів, типових несправностей і можливих наслідків для редукторних і безредукторних ВЕУ наведено в таблиці 1.1 [8, 9, 10].

Таблиця 1.1 – Основні вузли вітрової турбіни, типові дефекти та їх діагностичні ознаки

Тип ВЕУ	Вузол / компонент	Типові дефекти	Діагностичні ознаки	Можливі наслідки
Обидва	Головний підшипниковий вузол	Знос, пітінг/сполінг, тріщини, недостатнє змащування, перекіс	Зростання середньоквадратичного рівня вібрацій (RMS), RMS вібрації; імпульсність, піки огинаючої на характерних частотах дефектів; зростання температури корпусу; люфт/осьове зміщення (якщо є датчики)	Руйнування опор/вала, перекіс ротора, аварійна зупинка
Редукторна	Редуктор	Знос/сколи зубців, розцентрування валів, дефекти підшипників, мікропітінг	Піки на частоті частоти контакту зубців та поява бічних смуг у спектрі вібрацій; зростання шуму й температури редуктора/оливи	Втрата крутного моменту, заклинювання, руйнування передач
Редукторна	Система змащування редуктора	Нестача мастила, деградація оливи, засмічення фільтрів, витоки	Тиск/витрати; зростання температури оливи; погіршення показників аналізу оливи (частинки / в'язкість / вологість – якщо доступно); часті автоматичні попередження / аварійні повідомлення	Прискорений знос редуктора, аварійна зупинка
Редукторна	Високошвидкісний вал / муфта	Розцентрування, тріщини, знос муфти, резонанси	Пік у спектрі вібрацій на частоті, що дорівнює швидкості обертання вала (1 чи 2 рази за оберт); зміна	Поломка вала, пошкодження генератора / редуктора

Продовження Таблиці 1.1

Тип ВЕУ	Вузол / компонент	Типові дефекти	Діагностичні ознаки	Можливі наслідки
			фази/орбіти; зростання температури муфти; зростання вібрацій на підшипниках генератора	
Обидва	Ротор і лопаті	Тріщини, деламінація, ерозія країв, обмерзання, дисбаланс	Зростання нерівномірності навантажень; збільшення шуму; коливання швидкості/потужності; відхилення кута атаки (за SCADA)	Дисбаланс, падіння аероефективності, перевантаження трансмісії/опор
Редукторна	Генератор (високошвидкісний)	Знос підшипників, перегрів обмоток, пошкодження ізоляції	Підвищена температура; зростання вібрацій на кратних частотах; аномалії струму/напруги (гармоніки, перекіс фаз); тривоги по ізоляції (якщо є)	Вихід генератора з ладу, електричні втрати
Безредукторна	Прямопривідний генератор (кільцевий, PMSG / синхронний)	Ексцентриситет, локальний перегрів, міжвиткові КЗ, розмагнічування, дефекти підшипників	Підвищена температура статора/ротора; електричні ознаки (ESA): аномальні гармоніки струму/напруги; збільшення вібрацій на електромагнітних частотах; часті дерейтінги / аварії по перетворювачу	Втрата потужності, пошкодження активної частини, зупинка
Безредукторна (часто) / Обидва	Струми в підшипниках / електроерозія	EDM-пітінг доріжок, прискорений знос	Збільшення високочастотної "шорсткості" у вібраціях; аномальний нагрів; повторювані відмови підшипників; (якщо є) індикатори ізоляції вала	Прискорена відмова підшипників, вторинні пошкодження генератора

Продовження Таблиці 1.1

Тип ВЕУ	Вузол / компонент	Типові дефекти	Діагностичні ознаки	Можливі наслідки
Обидва	Перетворювач (інвертор), контролер, DC-link	Деградація силових ключів, старіння конденсаторів, погані контакти, збої керування	Зростання пульсації DC-link; порушення термодіагностики; зростання відмов за журналом подій	Відмова перетворювача, нестабільна генерація, зупинка
Обидва	Система керування pitch/yaw	Відмова приводів, збій датчиків/енкодерів, люфти, неточне позиціонування	Відхилення заданих / фактичних кутів; нестабільність швидкості; зростання вібрації гондоли; аномалії струму/тиску приводів; часті корекції yaw	Зниження ефективності, зростання навантажень, ризик аварійної зупинки
Обидва	Система охолодження (генератор/перетворювач/гондола)	Відмова вентиляторів/помп, засмічення теплообмінника, витоки	Стійке зростання температур; часті спрацювання термозахистів; дерейтинг потужності; набір температурних трендів піднімається вгору	Прискорене старіння ізоляції / електроніки, відмова силових модулів
Обидва	Вежа та основа	Металеві тріщини, ослаблення болтів, корозія, осідання	Повільне зростання амплітуди вібрацій; зміна власних частот / демпфування; нахил; акустичні шуми; (якщо є) аномалії тензодатчиків	Порушення стійкості, ризик аварії

Лопаті є основним елементом, що перехоплює енергію вітру. Їхня форма визначається аеродинамічними профілями, розрахованими таким чином, щоб забезпечити максимальне співвідношення підйомної сили до опору [11, 12]. Лопаті виготовляються з композитних матеріалів (склопластик, карбон), що поєднує малу масу, достатню міцність і стійкість до циклічних навантажень. У процесі експлуатації лопаті зазнають значних вітрових навантажень, впливу ультрафіолетового випромінювання, дощу, пилу та льоду, що спричиняє ерозію

кромок, появу мікротріщин і деламінацію. Такі пошкодження знижують аеродинамічну ефективність, можуть викликати дисбаланс ротора та проявляються через зростання вібрацій, збільшення шуму та нестабільність режимів роботи [8].

Головний вал передає крутний момент від ротора до трансмісії: через редуктор у редукторних ВЕУ або безпосередньо до генератора у безредукторних. Стабільність обертання та сприйняття комбінованих навантажень забезпечує головний підшипниковий вузол. У ВЕУ застосовують роликові та радіально-упорні підшипники, здатні працювати в умовах високих змінних навантажень. Підшипники є одним із найбільш критичних елементів вітрової установки: значна частка відмов пов'язана саме з їх деградацією [9]. Типові дефекти – знос, пітінг / сполінг, мікротріщини, фретинг-корозія, порушення змащування та перекіс. У діагностиці вони зазвичай проявляються зростанням RMS вібрацій, імпульсністю (ударними складовими), появою характерних частот дефектів у вібросигналі та підвищенням температури корпусу.

Для редукторних турбін ключовим вузлом є редуктор, який підвищує частоту обертання від приблизно 15–25 об/хв на роторі до порядку 1000–1500 об/хв на генераторі. Редуктор є багатоступеневою зубчастою передачею, чутливою до стану мастила, якості центрування валів і режимів навантаження. Типові дефекти редуктора: знос і сколи зубців, мікропітінг, розцентрування, локальні перегріву, деградація або забруднення мастила. У спектрі вібрацій це найчастіше проявляється піками на частоті обертання шестерні та появою бічних смуг, а в експлуатаційних даних – зростанням температури редуктора / оливи та повторюваними автоматичними попередженнями / аварійними повідомленнями [11, 12]. Окремою групою ризиків виступає система змащування (тиск / витрата, фільтрація, витоки), оскільки її відхилення прискорюють знос роботи зубчастої пари.

В безредукторних ВЕУ редуктор відсутній, тому зменшується кількість механічних ланок у трансмісії; натомість підвищуються вимоги до головного підшипника, співвісності та стану низькошвидкісного генератора прямого приводу. В обох типах турбін генератор виконує перетворення механічної енергії в

електричну, але конструктивно і за режимами роботи він відрізняється: у редукторних ВЕУ це, як правило, високошвидкісний генератор, а в безредукторних – низькошвидкісний синхронний (часто з постійними магнітами). Типові несправності генератора включають перегрів обмоток статора, пошкодження ізоляції, дефекти підшипників, а для генераторів з постійними магнітами – ризик розмагнічування; окремо виділяють підшипникові дефекти електричного походження (електроерозія). На практиці це проявляється підвищенням температури, появою вібрацій на кратних частотах обертання та змінами електричних параметрів (спектр струму / гармоніки / коефіцієнт (сумарних) гармонічних спотворень).

Значну роль у сучасних ВЕУ відіграє силова електроніка (перетворювач / інвертор, контролер, DC-link), яка відповідає за узгодження параметрів електроенергії з мережею та стабільність роботи в змінних режимах. Для безредукторних ВЕУ ця ланка часто є ще більш навантаженою, оскільки компенсує широкий діапазон швидкостей і моментів. Типові відмови включають деградацію силових модулів, старіння конденсаторів DC-link, проблеми контактів і збої керування; діагностично це відображається у зростанні пульсацій / коефіцієнта (сумарних) гармонічних спотворень, перегрівих та частих подіях / автоматичних попередженнях / аварійних повідомленнях.

Системи керування pitch і yaw забезпечують регулювання кута лопатей і орієнтацію гондоли по вітру. Відмови приводів, люфти, збої датчиків або неточне позиціонування призводять до втрати потужності, зростання механічних навантажень та нестабільності швидкості обертання; це може супроводжуватися збільшенням вібрацій у гондолі і відхиленням фактичних кутів від заданих [13].

Вежа та основа формують несучу систему, що забезпечує геометричну жорсткість і стійкість турбіни. Типові несправності: тріщини металу, корозія, ослаблення фланцевих з'єднань, деформації або осідання основи. Такі дефекти часто розвиваються поступово, але помітно впливають на динамічні характеристики: змінюються рівні та спектр вібрацій, можуть з'являтися акустичні аномалії тощо.

Загалом несправності ВЕУ доцільно розглядати в механічній, електричній, керуючій та конструкційній площинах. Вони проявляються через зростання вібраційних показників, підвищення температур, зміни електричних параметрів, акустичні аномалії та деформації. Дослідження також вказують, що значну частку відмов можливо виявити методами вібраційного моніторингу [14]. У такому контексті таблиця 1.1 виконує роль «карти» відповідності: вузол → типовий дефект → діагностичні ознаки → наслідки, що є необхідним підґрунтям для подальшої побудови правил і класифікації станів. Це особливо важливо при застосуванні інтелектуальних підходів, зокрема алгоритму нейромережі Ванга–Менделя, де діагностичні ознаки (вібрація, температура, електричні показники, дані SCADA<sup>1</sup>) природно подаються у вигляді нечітких лінгвістичних змінних і дозволяють формувати інтерпретовані правила для розпізнавання дефектів.

## 1.2 Методи діагностики та класифікації дефектів у вітроенергетиці

Забезпечення надійної роботи вітрових турбін значною мірою залежить від ефективності систем технічної діагностики, які дозволяють виявляти дефекти на ранніх стадіях і попереджувати відмови основних вузлів. З огляду на складність конструкції ВЕУ та значний вплив зовнішніх факторів (швидкість вітру, поривчасті навантаження, температурні коливання), для аналізу технічного стану застосовуються як традиційні методи моніторингу, так і сучасні інтелектуальні підходи. У літературі наголошується, що поєднання цих методів підвищує точність діагностики та зменшує ризик аварійних ситуацій [15, 16, 17].

До традиційних методів (каналів) технічної діагностики у вітроенергетиці зазвичай відносять вібраційний моніторинг, акустичні методи, температурний контроль, а також аналіз SCADA-даних. Для редукторних турбін додатково важливим є контроль стану мастила (оливи) та параметрів системи змащування.

---

<sup>1</sup> SCADA-дані – це всі вимірювання та журнали подій, які система керування турбіною (SCADA – Supervisory Control And Data Acquisition) автоматично збирає, зберігає і передає для моніторингу.

Вібраційна діагностика є одним із найпоширеніших методів виявлення дефектів у роторних системах, зокрема підшипниках, редукторах і генераторі. Вона базується на реєстрації та аналізі вібраційних сигналів, які безпосередньо відображають механічний стан обертових елементів. У роботі [15] підкреслюється, що вібраційні параметри є одними з найбільш чутливих до змін стану роторних вузлів і можуть фіксувати деградацію раніше, ніж температурні чи експлуатаційні ознаки.

Основними вібраційними ознаками, що використовуються для діагностики, є:

- середньоквадратичне значення (RMS) як показник загального рівня вібрації;
- характерні частоти дефектів підшипників (BPFO, BPF1, BSF), що відповідають пошкодженням зовнішнього кільця, внутрішнього кільця та тіл кочення;
- ознаки редуктора (для редукторних ВЕУ), пов'язані з роботою зубчастих передач: піки на частоті контакту зубців та супутні спектральні компоненти;
- імпульсні (ударні) складові, характерні для сполінгу, мікротріщин і локальних пошкоджень поверхонь.

Для підвищення інформативності вібраційної діагностики застосовують спектральні методи обробки сигналу: FFT, STFT та вейвлет-перетворення, які дозволяють виділяти частотні групи та їх динаміку й тим самим точніше ідентифікувати джерело аномалії [18, 19].

Акустичні методи, зокрема акустична емісія, базуються на виявленні високочастотних хвиль, що виникають при зародженні та розвитку мікропошкоджень у матеріалі. Такі підходи можуть бути корисними для раннього виявлення дефектів елементів конструкції (наприклад, лопатей), а також окремих пошкоджень у вузлах тертя. Водночас у польових умовах їх застосування ускладнюється впливом зовнішнього шуму та потребує ретельної фільтрації й правильного розміщення датчиків.

Температурний контроль застосовується для виявлення перегрівів, спричинених підвищеним тертям або електричними несправностями. Типові сценарії температурних аномалій включають деградацію підшипників і мастила, перегрів обмоток генератора, проблеми охолодження, а також роботу в нештатних умовах (зокрема обмерзання). Температурні дані часто доступні в SCADA та зручні для трендового аналізу. Проте, як зазначено в [17], температурні ознаки менш чутливі на ранніх стадіях дефектів і доцільні як допоміжні.

SCADA-системи забезпечують збір широкого спектра експлуатаційних параметрів (швидкість вітру, швидкість обертання, вихідну потужність, струми/напруги генератора, температури вузлів, положення pitch, кут yaw), а також журнал подій і аварійних повідомлень. У дослідженнях [20, 21] розглянуто підхід контролю режимів роботи на основі кривих потужності: відхилення від типової кривої може свідчити про зниження аеродинамічної ефективності лопатей або про несправності систем pitch/yaw. У працях [22, 23] також підкреслює, що SCADA-параметри можуть використовуватися в алгоритмах машинного навчання для детекції аномалій без залучення високочастотних вимірювань, що є практично вигідним для масштабованих діагностичних рішень.

Поряд із традиційними підходами все ширше застосовуються інтелектуальні методи класифікації дефектів: машинне навчання, глибинні нейронні мережі, нечіткі та гібридні (нейро-нечіткі) моделі. Їх використання зумовлене тим, що реальні режими роботи турбіни є змінними, дані – неоднорідними, а зв'язки між параметрами часто мають нелінійний характер.

До поширених методів машинного навчання, що застосовуються для класифікації станів і виявлення аномалій, належать SVM, Random Forest, KNN та дерева рішень. У роботі [17] наголошено, що ефективність цих моделей істотно залежить від якості підготовки даних: нормалізації, роботи з пропусками та коректного відбору інформативних ознак.

Глибинні методи (CNN, LSTM, autoencoders) використовуються для автоматичного виділення складних патернів у спектральних даних та часових рядах. Зокрема, CNN є ефективними для розпізнавання характерних спектральних

«шаблонів» дефектів, а LSTM – для аналізу трендів і прогнозування деградації за даними SCADA [20, 21]. Разом із тим глибинні моделі зазвичай потребують більших навчальних вибірок і обчислювальних ресурсів.

Окремо слід виділити нечіткі та нейро-нечіткі підходи, які дозволяють працювати з невизначеністю та природною варіативністю параметрів вітру і навантажень, а також формалізувати експертні знання у вигляді інтерпретованих правил. Практичну доцільність таких підходів для задач діагностики лопатей демонструє, зокрема, робота [8], де розглянуто аналіз дефектів лопатей вітрових турбін засобами нейро-нечіткої системи.

Особливе місце серед нечітких методів займає алгоритм Ванга–Менделя, який автоматизує побудову бази нечітких правил на основі даних та забезпечує інтерпретованість результатів. Це важливо для діагностики ВЕУ, де ознаки можуть бути різнорідними (вібраційними, температурними, електричними та SCADA-показниками), а також мати шум і пропуски. Детальніше застосування алгоритму Ванга–Менделя в задачі класифікації дефектів див. 1.3.

Узагальнюючи, традиційні методи дають базову інформацію про стан вузлів, однак їх ефективність знижується за умов шуму, варіативних режимів і нелінійних ефектів. Інтелектуальні методи, навпаки, здатні враховувати взаємозв'язки параметрів, адаптуватися до режимів роботи та виявляти ранні стадії дефектів (таблиця 1.2).

Таблиця 1.2 – Переваги інтелектуальних методів у порівнянні з традиційними

Традиційні методи	Інтелектуальні методи
Ґрунтуються на жорстких порогах	Навчаються за даними
Погано працюють із зашумленими сигналами	Ефективні для зашумлених / неповних даних
Виявляють переважно виражені дефекти	Здатні виявляти ранні стадії
Не адаптуються до зміни режимів	Адаптивні, самонавчальні
Обмежено описують нелінійні залежності	Враховують взаємодію параметрів і нелінійності

Водночас застосування інтелектуальних технологій потребує достатніх навчальних вибірок і гарантії цілісності даних: спотворення або пропуски можуть призводити до хибної класифікації та помилкових рішень. Тому найбільш перспективними є гібридні системи, що поєднують традиційний моніторинг із інтелектуальними алгоритмами, зокрема нейро-нечіткими моделями та алгоритмом Ванга–Менделя.

Таким чином, проведений аналіз показує, що найвищих результатів можна досягти шляхом поєднання традиційних методів моніторингу з інтелектуальними алгоритмами обробки даних. Саме гібридні системи, побудовані на основі нейро-нечітких моделей та алгоритму Ванга–Менделя, здатні найкраще вирішувати задачу класифікації дефектів у вітрових турбінах в умовах невизначеності та змінних режимів роботи.

### 1.3 Алгоритм Ванга–Менделя у системах нечіткого виведення

Алгоритм Ванга–Менделя є одним із базових підходів до автоматичної генерації правил для нечітких систем виведення типу Mamdani або Sugeno [24, 25]. Його ключова ідея полягає в тому, що правила формату «якщо–то» будуються без прямої участі експерта – на основі навчальної вибірки. Це дає змогу формувати базу знань більш об'єктивно та зменшити вплив суб'єктивних рішень під час проектування системи.

У загальному вигляді алгоритм Ванга–Менделя спирається на стандартну логіку нечіткого виведення: фазифікацію входних змінних, активацію правил, агрегацію та дефазифікацію (для Mamdani) або обчислення виходу за зваженою сумою (для Sugeno). Відмінність у тому, що основний етап – формування правил і їх ваг – виконується автоматично з даних, що особливо актуально для задач технічної діагностики, де поведінка системи може бути нелінійною, а дані – зашумленими та неповними.

Схему роботи алгоритму наведено на рисунок 1.2.

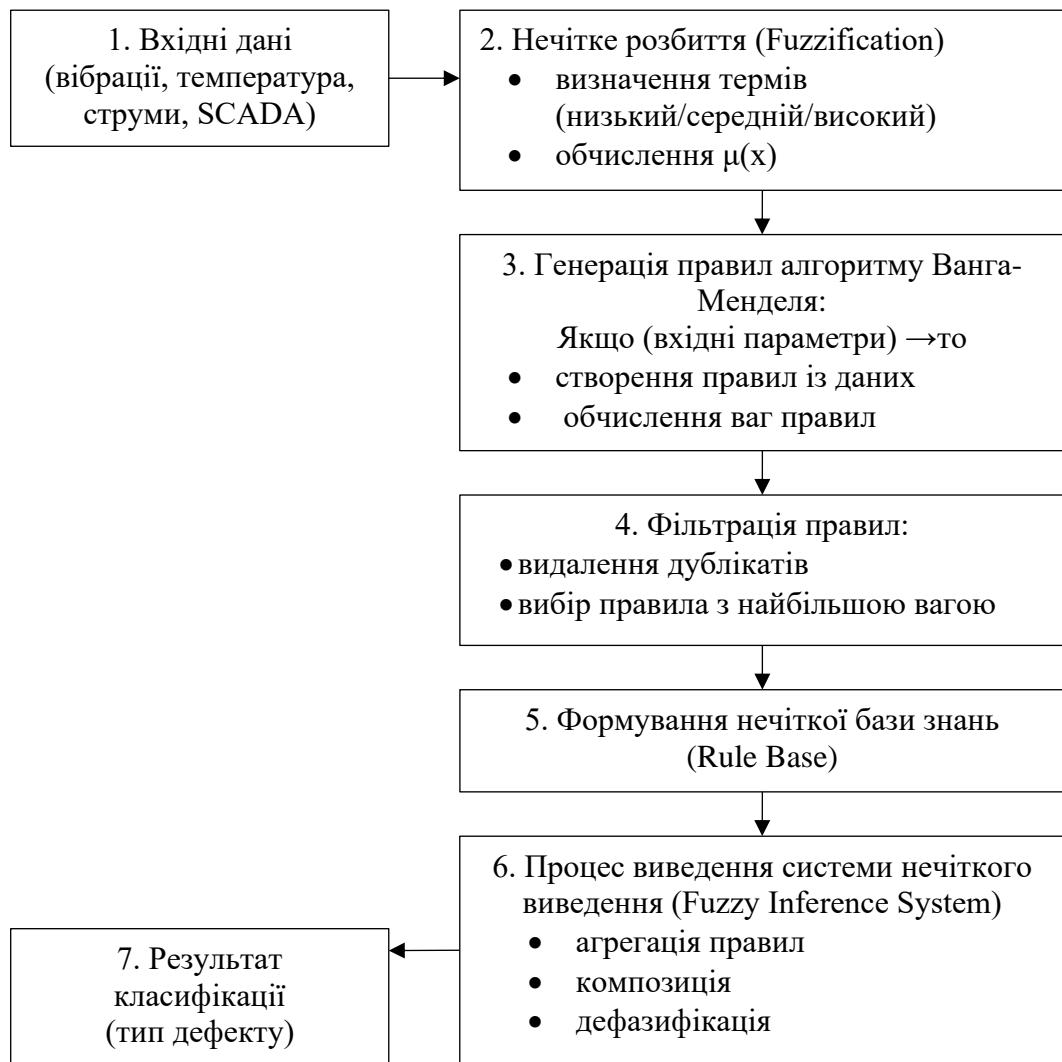


Рисунок 1.2 – Схема алгоритму Ванга–Менделя.

Початковим етапом є підготовка навчальних даних. Вибірка повинна містити:

- вхідні параметри (наприклад, RMS, коефіцієнт ексцесу, температури вузлів, струми / напруги, окремі SCADA-показники та / або спектральні ознаки);
- вихідну мітку – клас стану або клас дефекту (наприклад, «норма», «дефект підшипника», «знос зубців редуктора», «обмерзання лопатей» тощо).

Коректність сформованої бази правил визначається тим, наскільки навчальна вибірка репрезентує реальні режими роботи турбіни (різні швидкості вітру, навантаження, температурні умови), оскільки саме це визначає придатність сформованих правил у реальній експлуатації [26, 27].

Далі кожен вхідну змінну розбивають на нечіткі терми (найчастіше 3–5 термів). Типовий мінімальний набір – низький, середній, високий. Для кожного

терма задається функція належності (трикутна, трапецієподібна, гауссова тощо). Вибір кількості термів і форми функцій належності суттєво впливає на баланс між простотою моделі та її точністю [28].

Під час побудови правил формату «якщо–то» кожен навчальний приклад  $(x_1, x_2, \dots, x_m; y)$ , де  $x_i$  – вхідні змінні, а  $y$  – вихід (клас), перетворюється на продукційне правило:

для кожної змінної  $x_i$  алгоритм знаходить терм  $A_i$ , для якого ступінь належності  $\mu_{A_i}(x_i)$  є максимальним.

На основі цього формується правило:

$$\text{Якщо } x_1 \in A_1 \text{ і } x_2 \in A_2 \dots x_m \in A_m, \text{ то } y \in B, \quad (1.1)$$

де  $B$  – нечіткий терм виходу (або клас дефекту).

Для задач класифікації вихід часто подають як дискретний клас (у Sugeno – як константу / мітку класу).

Ключовий момент алгоритму Ванга–Менделя – оцінити, наскільки правило «підтримується» конкретним прикладом. Найтипівіша оцінка сили (ступеня правдивості) правила – через агрегування належностей умов, наприклад добутком:

$$\omega = \prod_{i=1}^m \mu_{A_i}(x_i), \quad (1.2)$$

або через мінімум (оператор AND), залежно від прийнятої реалізації [29, 30, 31].

Оскільки різні приклади можуть породжувати однакові умови (одні й ті самі  $A_1, \dots, A_m$ ), але різні висновки  $B$ , виникають конфліктні правила. У алгоритмі Ванга–Менделя зазвичай застосовують простий і ефективний принцип:

- якщо умови однакові, а висновки різні – залишається правило з більшою вагою  $\omega$ ;
- дублікати з меншою вагою відкидаються.

Таким чином, база правил поступово «очищується» від слабких і суперечливих та зберігає найбільш інформативні.

Після обробки всієї вибірки формується компактна фінальна база правил. Далі вона може використовуватися як:

- класична нечітка система виведення Mamdani/Sugeno для класифікації стану;

– або як основа для нейро-нечіткої структури, де частина параметрів додатково навчається.

Алгоритм Ванга–Менделя часто застосовують не лише як спосіб отримати правила, але і як «каркас» для нейро-нечітких систем (нейро-нечітких мереж), де з'являється можливість:

- коригувати параметри функцій належності,
- уточнювати ваги правил,
- адаптувати модель до нових режимів роботи турбіни.

Типова нейро-нечітка архітектура включає такі рівні [28]:

1. Fuzzification layer – перетворює числові ознаки (вібрація, температура, SCADA-показники) у ступені належності;
2. Rule layer – реалізує правила WM та обчислює їх активацію;
3. Normalization layer – нормалізує ваги/активації правил;
4. Output (Defuzzification) layer – формує фінальне рішення (клас дефекту / стан).

Практичну цінність таких підходів для діагностики лопатей демонструє, зокрема, робота [8], де показано застосування нейро-нечіткої системи для аналізу дефектів лопатей вітрових турбін.

У задачах діагностики ВЕУ підхід алгоритму Ванга–Менделя зручний тим [32], що працює з ознаками, які природно інтерпретуються як «низькі / середні / високі». Це дозволяє формувати зрозумілі правила, наприклад:

- для підшипників: RMS, коефіцієнт ексцесу, імпульсні показники, температурний тренд;
- для редуктора: амплітуди на частоті контакту зубців та бічні смуги, температура оливи, параметри змашування;
- для генератора / перетворювача: температури, показники якості електроенергії / гармонік, події SCADA;
- для лопатей: ознаки дисбалансу, відхилення від кривої потужності, ознаки обмерзання [8, 18, 19, 20].

У багатьох роботах підкреслюється, що комбінування ознак різної природи (вібраційних і SCADA / експлуатаційних) робить класифікацію надійнішою в реальних умовах, а нечіткі моделі – зручними для роботи з неповною інформацією [18, 19, 20].

Алгоритм Ванга–Менделя є практично зручним методом автоматичного формування нечітких правил на основі даних, що робить його придатним для задач технічної діагностики вітрових турбін. Він дозволяє отримати інтерпретовану базу правил, зменшити залежність від суто експертного формування знань і далі, за потреби, розширювати модель до нейро-нечіткої архітектури з адаптацією параметрів. У контексті ВЕУ це важливо через змінні режими роботи, вплив зовнішнього середовища та різноманітність діагностичних ознак [33]. Саме тому застосування алгоритму Ванга–Менделя як ядра системи нечіткого виведення є логічним кроком для подальшої побудови класифікатора дефектів.

## Висновки до розділу 1

1. Показано, що сучасна вітрова турбіна є складною електромеханічною системою, робота якої відбувається в умовах змінних режимів навантаження (відповідно до ІЕС 61400-1). Це зумовлює прискорене зношування окремих вузлів і потребу в ранньому виявленні дефектів засобами технічної діагностики.

2. Розглянуто дві найпоширеніші архітектури горизонтально-осьових ВЕУ: редукторну та безредукторну (прямого приводу). Встановлено, що наявність або відсутність редуктора визначає склад критичних вузлів, характер навантажень і типові сценарії відмов.

3. Систематизовано основні конструктивні елементи турбіни (ротор і лопаті, головний підшипниковий вузол, трансмісія, генератор, силова електроніка та система керування, системи pitch/yaw, вежа й основа) та уточнено їх функціональну роль у перетворенні енергії.

4. Узагальнено типові дефекти та їх діагностичні прояви для редукторних і безредукторних ВЕУ у вигляді відповідності «вузол → дефект → діагностичні

ознаки → наслідки». Показано, що найбільш інформативними групами ознак є вібраційні, температурні, електричні параметри та експлуатаційні дані SCADA (включно з автоматичними попередженнями/аварійними повідомленнями).

5. Проаналізовано сучасні підходи до діагностики та класифікації дефектів у вітроенергетиці: традиційні методи моніторингу (вібрації, акустика, температура, SCADA-аналіз) і інтелектуальні підходи (машинне навчання, глибинні моделі, нечіткі та нейро-нечіткі системи). Обґрунтовано доцільність їх поєднання у гібридних рішеннях.

6. Обґрунтовано вибір нечіткого підходу для задачі класифікації станів ВЕУ та показано, що алгоритм Ванга–Менделя є методично придатним для формування інтерпретованих правил на основі діагностичних ознак типу «низький/середній/високий», що є важливим для практичної експлуатації та пояснюваності рішень.

Таким чином, розділ 1 сформував термінологічну й методичну основу (конструктивні схеми, перелік вузлів, типові дефекти та ознаки), необхідну для подальшої розробки системи діагностики й класифікації дефектів ВЕУ та реалізації нечіткої моделі на базі алгоритму Ванга–Менделя.

## 2 РОЗРОБКА МЕТОДУ КЛАСИФІКАЦІЇ ДЕФЕКТІВ НА ОСНОВІ АЛГОРИТМУ ВАНГА-МЕНДЕЛЯ

### 2.1 Формалізація задачі класифікації дефектів вітрових турбін

Система діагностики технічного стану вітрової турбіни має забезпечувати своєчасне виявлення відхилень у роботі основних вузлів на основі аналізу експлуатаційних параметрів, що реєструються SCADA-системою, а також даних датчиків вібрації, температури та електричних характеристик. Для формалізації задачі класифікації дефектів необхідно визначити об'єкт діагностики, множину вхідних параметрів, перелік можливих технічних станів (класів) і правило віднесення спостереження до відповідного класу.

Об'єктом діагностики в даній роботі є сучасна безредукторна вітрова турбіна Enercon E-115 EP3 номінальною потужністю 3 МВт, технічні характеристики якої наведено в таблиці 2.1 [34]. Вибір цієї моделі обумовлений її поширеністю, наявністю експлуатаційних даних SCADA та можливістю формувати набір діагностичних ознак для побудови класифікатора.

Таблиця 2.1 – Технічні характеристики вітрової турбіни Enercon E-115 EP3 (3 МВт)

Параметр	Позначення	Значення	Одиниці	Примітка для моделі класифікації
Виробник	–	Enercon GmbH (Німеччина)	–	Ідентифікація типу турбіни
Модель вітрової турбіни	–	E-115 EP3 (3 MW)	–	Обрана реальна турбіна для моделі
Номінальна (встановлена) потужність	$P_r$	$2,99-3,0 \cdot 10^3$	кВт	Вихідна змінна для контролю режиму генерації
Діаметр ротора	$D$	115,7	м	Використовується для розрахунку площі обмаху, навантажень
Площа обмаху ротора	$S = \pi D^2 / 4$	$\approx 10\ 516$	м <sup>2</sup>	Для розрахунку потужності вітропоток
Кількість лопатей	–	3	шт	Впливає на спектр вібрацій

Продовження Таблиці 2.1

Параметр	Позначення	Значення	Одиниці	Примітка для моделі класифікації
				(blade-pass frequency)
Висота маточини (типове значення)	$H$	~92	м	Для нормалізації вітрових даних, навантажень
Вітровий клас за ІЕС	–	ІЕС ІА / ІА	–	Визначає розрахункові вітрові навантаження
Швидкість вітру вмикання турбіни	$V_{cut-in}$	2,5	м/с	Нижня межа робочих станів у датасеті
Номінальна швидкість вітру	$V_r$	11,5–12	м/с	Зона досягнення номінальної потужності
Швидкість вітру відключення	$V_{cut-out}$	34	м/с	Межа аварійного (захисного) відключення
Діапазон частоти обертання ротора	$n$	4–12,7	об/хв	Важливий вхідний параметр для класифікації станів
Максимальна кінцева швидкість лопаті	$v_{tip}$	≈ 78	м/с	Опосередковано характеризує навантаження на лопаті
Тип приводу	–	Безредукторна (direct-drive)	–	Немає механічного редуктора – основні дефекти зміщуються у підшипники й генератор
Тип генератора	–	Прямопривідний кільцевий синхронний генератор	–	Дефекти пов'язані з нагрівом, ізоляцією, підшипниками
Номінальна напруга генератора	$U_n$	690	В	Може бути використана для контролю режимів мережі
Концепція електричної частини	–	Повнопотужний перетворювач, ENERCON inverter	–	Дає широкий простір для аналізу електричних ознак дефектів
Система регулювання потужності	–	Індивідуальний pitch-контроль кожної лопаті	–	Дефекти приводів pitch → характерні вібраційні та

Продовження Таблиці 2.1

Параметр	Позначення	Значення	Одиниці	Примітка для моделі класифікації
				потужнісні ознаки
Система орієнтації по вітру	–	Активна уав-система з редукторами та демпфуванням	–	Збої уав → нерівномірні навантаження й вібрації гондоли
Система гальмування	–	3 незалежні pitch-канали + гальмо ротора + механічний замок	–	Стан гальмування – окремий клас можливих відмов
Діапазон робочих температур	$T_{op}$	–10...+40	°C	Зона нормальної експлуатації для датчиків температури
Екстремальний температурний діапазон	$T_{extr}$	–20...+50	°C	При перевищенні → підвищений ризик дефектів, можливе відключення
Система моніторингу	–	ENERCON SCADA, дистанційний моніторинг	–	Джерело SCADA-даних для навчання моделі

Для задачі класифікації дефектів вхідними параметрами виступають кількісні показники, що характеризують роботу турбіни в реальному часі. Відповідно до стандарту IEC 61400-1 [5] та паспортних характеристик Enercon E-115 EP3 [34] до таких параметрів належать:

- вітрові параметри: швидкість вітру  $V$  та її зміни в робочому діапазоні;
- кінематичні (динамічні) параметри ротора: частота обертання  $n$  та похідні характеристики (за потреби: частота проходження лопатей, tip-speed тощо);
- електричні параметри генератора / перетворювача: активна потужність  $P$ , струм  $I$ , напруга  $U$ , показники асиметрії фаз і гармонічних спотворень (за наявності);
- вібраційні параметри: середньоквадратичне значення (RMS, СКЗ) віброшвидкості / віброприскорення згідно з прийнятим стандартом оцінювання (зокрема ДСТУ ГОСТ ІСО 10816-3:2014 [35], якщо використовується);

- температурні параметри: температури підшипникових вузлів, статора генератора, систем охолодження та робочих середовищ (за наявності);
- параметри систем керування: кут установки лопатей (pitch), кут орієнтації гондоли (yaw), статуси системи гальмування та режими роботи (SCADA-стани/події).

Усі параметри формують вектор спостереження:

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}, \quad (2.1)$$

де кожен компонент  $x_i$  є реально вимірюваною фізичною величиною або обчисленою ознакою, отриманою з первинних сигналів.

На основі вектора  $X$  система класифікації повинна віднести поточний технічний стан турбіни до одного з наперед визначених класів дефектності. У даній роботі розглядається така множина класів:

Клас 0 – нормальний стан: параметри в межах номінальних значень, рівень вібрації у допустимій зоні (за прийнятим стандартом/критерієм).

Клас 1 – дефект підшипника генератора: зростання RMS вібрації, поява виражених високочастотних складових у вібросигналі та/або підвищення температури відповідного вузла.

Клас 2 – дисбаланс ротора або лопатей: зростання низькочастотної компоненти вібрації, циклічні коливання навантажень ротора та можливе зниження енергетичної ефективності (за даними потужності/SCADA).

Клас 3 – нестабільність роботи генератора/електричної частини: коливання потужності, зміна струмів і напруги, поява аномальних гармонічних складових, підвищення робочих температур.

Клас 4 – критичний (аварійний) стан: перевищення порогів за вітровими, швидкісними, температурними або вібраційними показниками та/або перехід турбіни в режим захисту з автоматичним вимкненням.

Тоді задача багато-класової класифікації формалізується як побудова відображення:

$$f: X \rightarrow Y, \quad Y \in \{0,1,2,3,4\}, \quad (2.2)$$

де  $f$  – функція класифікатора,

$Y$  – множина можливих технічних станів.

Оскільки метою класифікації є підтримка технічного обслуговування, множина класів  $Y \in \{0,1,2,3,4\}$  інтерпретується не лише як «стан», але і як рівень реагування. Зокрема, клас 0 означає штатну роботу та перехід до стандартного моніторингу; клас 1 вимагає посиленого контролю підшипникових вузлів і планового огляду; клас 2 вказує на імовірний дисбаланс і потребує перевірки лопатей/маточини та систем pitch; клас 3 пов'язаний із ризиком деградації електричної частини (генератор/перетворювач/охолодження) і потребує аналізу електричних та температурних трендів; клас 4 означає критичний стан і має трактуватись як підстава для переходу в захисний режим та/або зупинки згідно з політикою безпеки експлуатації.

Важливою особливістю ВЕУ є сильна залежність параметрів від режиму роботи (швидкість вітру, навантаження, керування). Тому змінні  $V, n, P$  розглядаються як режимні (контекст), а  $v_{RMS}, T$  – як діагностичні (ознаки стану вузлів). Такий поділ зменшує кількість хибних спрацьовувань: наприклад, підвищення вібрацій у момент переходних режимів або обмеження потужності (curtailment) не повинно автоматично означати дефект без урахування контексту  $V, n, P$ .

У задачах технічної діагностики помилки мають різну «вартість». Найбільш небезпечними є помилки типу пропуск дефекту (false negative) для класів 1–4, особливо для класу 4. Тому при подальшій перевірці методу доцільно орієнтуватися не тільки на загальну точність, а й на метрики, що відображають якість розпізнавання кожного класу окремо (наприклад, macro-F1) та аналіз матриці неточностей.

У контексті застосування алгоритму Ванга–Менделя компоненти  $X$  додатково подаються у вигляді нечітких термів (наприклад, «низька/середня/висока температура», «допустимі/підвищені/критичні вібрації» тощо). На основі навчальної вибірки формується база правил типу «якщо–то», яка забезпечує автоматичне визначення класу стану турбіни. Отримана формалізація є підґрунтям для побудови нечітких множин, вибору функцій належності та синтезу правила виведення.

## 2.2 Побудова нечіткої бази правил алгоритму Ванга-Менделя

Після формалізації задачі класифікації дефектів вітрової турбіни наступним кроком є побудова нечіткої бази правил, яка забезпечує відображення взаємозв'язку між вимірюваними параметрами стану обладнання та класами технічних станів. Для цього в роботі використовується алгоритм Ванга–Менделя, що дозволяє автоматично формувати продукційні правила типу «якщо–то» на основі навчальних даних.

Відповідно до формалізації задачі (див. 2.1), для класифікації стану вітрової турбіни Enercon E-115 EP3 обрано мінімальний вектор вхідних параметрів:

$$X = \{V, n, P, v_{RMS}, T\}, \quad (2.3)$$

де  $V$  – швидкість вітру, м/с;  $n$  – частота обертання ротора, об/хв;  $P$  – активна потужність генератора, кВт;  $v_{RMS}$  – середньоквадратичне значення віброшвидкості, мм/с;  $T$  – температура підшипникового вузла, генератора або силової електроніки/охолодження, °С (залежно від доступних SCADA-каналів). Такий набір параметрів є достатнім для побудови інтерпретованої бази правил:  $V, n, P$  задають режим роботи турбіни, а  $v_{RMS}$  і  $T$  безпосередньо відображають механічний та тепловий стан критичних вузлів. Надалі для синтезу нечіткої бази правил використовується піднабір ознак (2.3), тоді як повний перелік каналів (2.1) розглядається як потенційне розширення моделі за умови доступності відповідних даних.

Далі для кожної змінної задаються діапазони значень з урахуванням паспортних характеристик Enercon E-115 EP3 (див. таблиця 2.1) та логіки робочих режимів. Для параметра  $V$  це означає розбиття на області, що відповідають вмиканню, виходу на номінальний режим і наближенню до відсічення; у ІЕС 61400-1 вмикальна швидкість визначається як мінімальна швидкість на висоті маточини, за якої турбіна починає виробляти електроенергію, а вимикальна – як максимальна швидкість, до якої турбіна спроєктована виробляти електроенергію [5]. Номінальна швидкість вітру відповідає досягненню номінальної потужності турбіни. Для  $n$  універсальним є паспортний діапазон обертів ротора, для  $P$  – область від нульових

значень до номінальної потужності, а для  $v_{RMS}$  і  $T$  – області, що відділяють нормальний стан від попереджувального та критичного.

Для уніфікації шкал вхідних змінних і спрощення параметризації функцій належності в програмній реалізації доцільно виконувати нормування параметрів до діапазону  $[0;1]$  (або, за потреби,  $[-1;1]$ ). Зокрема, для швидкості вітру застосовується мін–макс нормування:

$$V_{norm} = \frac{V - V_{min}}{V_{max} - V_{min}}, \quad (2.4)$$

де  $V_{min} = V_{cut-in}$ ,  $V_{max} = V_{cut-out}$  (див. таблицю 2.1).

Аналогічно нормуються активна потужність  $P$ , частота обертання ротора  $n$ , рівень вібрацій  $v_{RMS}$  та температура  $T$ . Значення  $x_{min}$  та  $x_{max}$  для кожного параметра доцільно задавати за паспортними межами (див. таблицю 2.1) або, якщо навчальна вибірка сформована/зібрана, за фактичними мінімумом і максимумом у даних, щоб нормування відповідало реальному діапазону спостережень. Межі лінгвістичних термів спочатку визначаються у фізичних одиницях, а потім переносяться у нормовану шкалу, що спрощує подальше налаштування моделі в нейро-нечіткій архітектурі (п. 2.3).

Після задання діапазонів значень  $i$ , за потреби, нормування виконується фазифікація: кожен змінну перетворюють на лінгвістичні терми. Для нашого дослідження використаємо компактну схему з трьома термами для кожної змінної – «низький/середній/високий» або «норма/попередження/аварія». У межах моделі кожній змінній ставиться у відповідність набір лінгвістичних термів. Для  $V$  використовуються терми «низька/робоча/висока» (з опорою на  $V_{cut-in}$ ,  $V_r$ ,  $V_{cut-out}$ , див. таблицю 2.1), для  $n$  – «низька/номінальна/висока» в межах паспортного діапазону, для  $P$  – «мала/середня/близька до номінальної», для  $T$  – «нормальна/підвищена/критична». Для  $v_{RMS}$  доцільно застосувати терми «норма/попередження/аварія», оскільки вони безпосередньо узгоджуються з практикою вібраційного моніторингу. Такий вибір дозволяє уникнути надмірного зростання кількості комбінацій  $i$ , відповідно, кількості правил. Функції належності обираються простими та інтерпретованими (трикутні або трапецієподібні), щоб надалі їх можна було безпосередньо перенести в нейро-нечітку архітектуру.

Для кожної змінної та кожного лінгвістичного терма задається функція належності  $\mu(x) \in [0; 1]$ , яка кількісно описує ступінь відповідності значення  $x$  обраному терму. У цій роботі використовуються трикутні або трапецієподібні функції належності, оскільки вони прості для програмної реалізації та добре інтерпретуються. Зокрема, трикутна функція визначається трьома опорними точками  $(a, b, c)$  і має максимум  $\mu = 1$  у точці  $b$ . Трапецієподібна функція задається чотирма точками  $(a, b, c, d)$  і має «плато»  $\mu = 1$  на відрізку  $[b, c]$ , що зручно для опису діапазону значень, які повністю відповідають терму.

Наприклад, для показника  $v_{RMS}$  вводяться терми «норма / попередження / аварія», а значення  $\mu_{norm}(v_{RMS})$  відображає, наскільки поточний рівень вібрації відповідає нормальному стану:  $\mu = 1$  означає повну відповідність,  $\mu = 0$  відсутність відповідності, а проміжні значення – часткову відповідність. Для змінної  $v_{RMS}$  лінгвістичні терми «норма / попередження / аварія» доцільно прив'язати до нормативних орієнтирів рівнів вібрації. Як практичні референтні межі можна використати значення, наведені в [35]: до 2,3 мм/с – нормальний рівень; близько 4,5 мм/с – межа передаварійного стану; 7,1 мм/с і вище – аварійний рівень. На цій основі параметри функцій належності для термів  $v_{RMS}$  задаються так, щоб область «норма» мала високі значення  $\mu$  до 2,3 мм/с, «попередження» – перекривала перехідну зону, а «аварія» відповідала діапазону, близькому до аварійного рівня і вище.

Оскільки алгоритм Ванга–Менделя формує правила на основі навчальної вибірки, для генерації правил потрібні дані  $(X, Y)$ , де  $Y$  – клас технічного стану (див. 2.1, формула (2.2)). За відсутності повного набору реальних SCADA/вібраційних даних із мітками класів для Enercon E-115 EP3 сформуємо імітаційну вибірку, але з фізично коректними межами параметрів (див. таблицю 2.1) і з опорою на типові діагностичні ознаки дефектів (див. таблицю 1.1). У такій вибірці «нормальний» режим має відтворювати узгоджену роботу турбіни за кривою потужності, а дефектні класи – проявлятися через характерні відхилення: для підшипникових дефектів – зростання  $v_{RMS}$  і температури вузла  $T$ , для дисбалансу – підвищення вібрацій на тлі погіршення ефективності (зниження  $P$  за незмінних  $V$  і  $n$ ), для нестабільності

електричної частини – коливання  $P$  та підвищені температури генератора/перетворювача, а критичний стан – через вихід параметрів у небезпечні зони або наявність аварійних SCADA-подій.

Після підготовки навчальних прикладів алгоритм автоматично формує початковий набір правил «якщо–то» шляхом зіставлення кожного числового вектора  $X$  з відповідними термами. Далі виконується узгодження і «стиснення» бази: дубльовані правила об'єднуються, конфліктні – розв'язуються за принципом переваги більш обґрунтованого правила (з більшою вагою), а слабкі правила (які з'являються через шум або поодинокі реалізації) можуть відкидатися за мінімальним порогом. У результаті формується фінальна нечітка база правил  $RB$ , яка є інтерпретованою моделлю відповідності між діагностичними параметрами та класами технічного стану ( $RB = \{R_1, \dots, R_m\}$ ).

Для безредукторної Enercon E-115 EP3 така база правил повинна покривати насамперед ситуації, пов'язані з деградацією підшипникових вузлів, перегрівами й нестабільністю роботи генератора та перетворювача, а також відхиленнями у системах pitch/yaw і переходами в захисні режими, що фіксуються подіями SCADA. Важливо, що база правил є інтерпретованою: кожен висновок можна пояснити активованими термами на вході, що є принциповою перевагою нечіткої моделі в задачах технічної діагностики.

Після первинної генерації за алгоритмом Ванга–Менделя отримується початкова база правил, яка зазвичай є надмірною: вона може містити значну кількість правил, частина з яких підтримується даними слабо або виникає через випадкові поєднання значень у вибірці. Щоб зберегти інтерпретованість і зробити модель придатною для подальшої програмної реалізації, виконується скорочення бази правил. Насамперед вилучаються слабкі правила з малою вагою (нижче заданого порога  $\omega_{\min}$ ), оскільки вони практично не впливають на рішення і часто відповідають одиничним або шумовим спостереженням. Далі усуваються конфлікти: якщо однакові умови «якщо» приводять до різних висновків щодо класу стану, зберігається правило з більшою вагою, а альтернативне відкидається, що забезпечує узгодженість і однозначність реакції системи. За потреби

застосовується укрупнення близьких за змістом правил через узагальнення термів, коли це не погіршує якість класифікації; такий крок зменшує розмір бази і спрощує її інтерпретацію. У результаті формується компактна остаточно нечітка база правил, яка містить обмежену кількість найбільш інформативних закономірностей між діагностичними параметрами та класами технічного стану турбіни.

Для ілюстрації результату побудови бази правил наведемо кілька прикладів правил у лінгвістичній формі, узгодженій з обраним вектором ознак  $X = \{V, n, P, v_{RMS}, T\}$ . Такі правила є інтерпретованими: кожне з них напряму пов'язує режим роботи турбіни (через  $V, n, P$ ) зі станом вузлів (через  $v_{RMS}, T$ ) та вихідним класом технічного стану.

Якщо швидкість вітру – робоча, частота обертання – номінальна, потужність – близька до номінальної, вібрації – норма, температура – нормальна, то стан турбіни – нормальний.

Якщо швидкість вітру – робоча, частота обертання – номінальна, потужність – середня або знижена, вібрації – попередження, температура – підвищена, то стан – дефект підшипникового вузла/генератора (початкова стадія).

Якщо швидкість вітру – робоча, частота обертання – номінальна, потужність – знижена при незмінному вітровому режимі, вібрації – попередження, температура – нормальна або помірно підвищена, то стан – дисбаланс ротора/лопатеї.

Якщо швидкість вітру – робоча, частота обертання – номінальна, потужність – нестабільна або знижена, вібрації – норма або попередження, температура – критична, то стан – нестабільність/перегрів електричної частини (генератор або перетворювач).

Якщо швидкість вітру – висока (наближення до відсічення), частота обертання – висока, вібрації – аварія та/або температура – критична, то стан – критичний (захисний режим / аварійне вимкнення).

Наведені правила є прикладом того, як результати алгоритму Ванга–Менделя можуть бути представлені у зрозумілому вигляді. На практиці ці правила формуються автоматично з навчальної вибірки та після цього скорочуються й

узгоджуються (усунення слабких і конфліктних правил), що забезпечує адаптацію бази правил до особливостей конкретної турбіни та доступних каналів вимірювань. Сформована на цьому етапі база правил далі використовується як основа для побудови нейро-нечіткої архітектури класифікатора (п. 2.3) та її програмної реалізації.

### 2.3 Архітектура нейромережевої системи класифікації

Сформована в п. 2.2 нечітка база правил  $RB = \{R_1, \dots, R_m\}$  задає інтерпретовану модель зв'язку між вхідними ознаками (2.3) та класами станів (2.2). Щоб підвищити стійкість до шумів вимірювання, врахувати індивідуальні особливості конкретної турбіни та забезпечити можливість налаштування моделі за навчальною вибіркою, у роботі використовується нейро-нечіткий підхід: нечітка система (правила + функції належності) подається у вигляді обчислювальної мережі, параметри якої можна оптимізувати методами навчання нейронних мереж.

Загальна структурна схема нейро-нечіткого класифікатора наведена на рисунку 2.1.

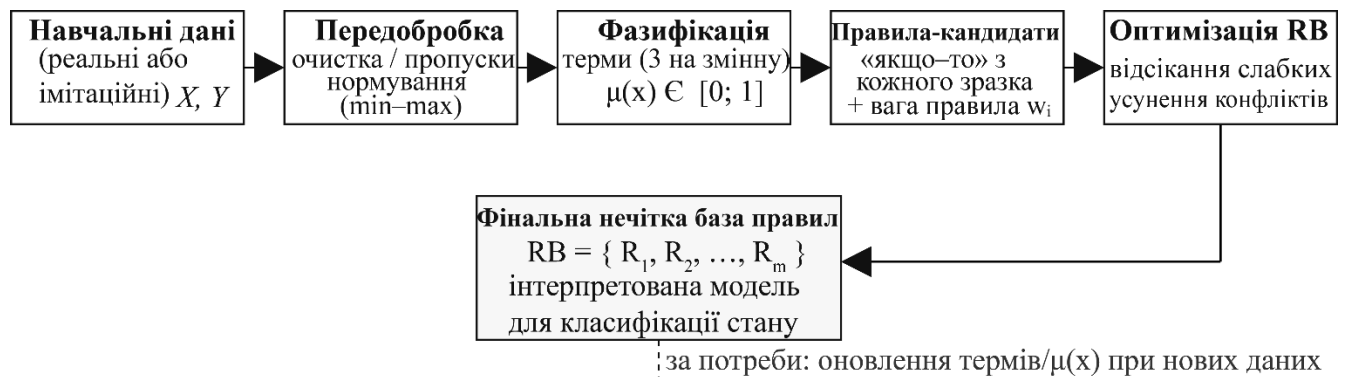


Рисунок 2.1 – Формування нечіткої бази правил за алгоритмом Ванга–Менделя

На вході подається вектор  $X$  (2.3) (за потреби – у нормованому вигляді, п. 2.2), після чого виконується фазифікація: для кожної змінної обчислюються ступені належності до заданих термів  $\mu_{A_i}(x_i) \in [0; 1]$ .

Функції належності обираються трикутними або трапецієподібними як компроміс між інтерпретованістю та простотою параметризації; їхні параметри (опорні точки) використовуються як навчальні коефіцієнти моделі.

Приклад графіків функцій належності для  $v_{RMS}$  (із термами «норма/попередження/аварія») показано на рисунку 2. 2 – цей формат зручний як для ініціалізації, так і для контролю того, що навчання не руйнує зміст термів.

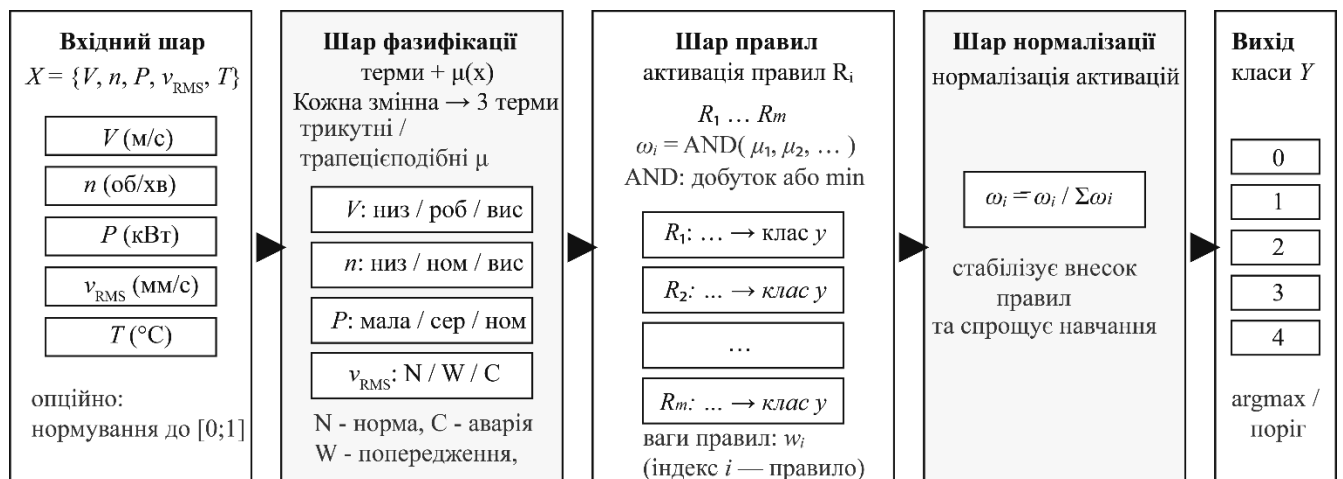


Рисунок 2.2 – Нейро-нечітка архітектура системи класифікації

Наступний рівень є «шаром правил». Кожне правило відповідає окремому вузлу, який агрегує потрібні ступені належності та обчислює силу спрацьовування правила. Як оператор кон'юнкції може застосовуватися  $t$ -норма типу добутку або мінімуму; у програмній реалізації це задає спосіб «активації» правила: правило спрацьовує тим сильніше, чим більші  $\mu(\cdot)$  для всіх його умов. Далі виконується нормування активацій правил, щоб узгодити внесок різної кількості активних правил для різних режимів роботи й зменшити залежність від масштабу окремих функцій належності.

Вихідний рівень реалізує багатокласову класифікацію. Практично зручно формувати вектор оцінок класів  $\hat{Y} = [\hat{y}_0, \hat{y}_1, \hat{y}_2, \hat{y}_3, \hat{y}_4]$  як зважене поєднання нормованих активацій правил із подальшою функцією softmax, яка перетворює оцінки у розподіл за класами і дозволяє навчати модель за стандартною функцією втрат крос-ентропії. За такої постановки рішення приймається як  $\arg \max \hat{y}_c$ , а

також зберігається інтерпретованість: можна пояснити результат через правила з найбільшими нормованими активаціями.

Важливим практичним аспектом побудови нейро-нечіткої архітектури є вибір типу нечіткого виведення та способу інтеграції правил із нейромережевим навчанням. У випадку задачі класифікації дефектів ВЕУ доцільно використовувати схему, у якій база правил задає структуру моделі та забезпечує пояснюваність, а нейромережеве навчання виконує роль адаптивного налаштування параметрів під конкретні дані та режими роботи. Це дозволяє зберегти логіку «ознака  $\rightarrow$  терм  $\rightarrow$  правило  $\rightarrow$  клас» і водночас отримати кращу узагальнювальну здатність, ніж у «жорсткого» правила-орієнтованого класифікатора.

Навчання моделі організовується як послідовність етапів (рисунок 2.3).

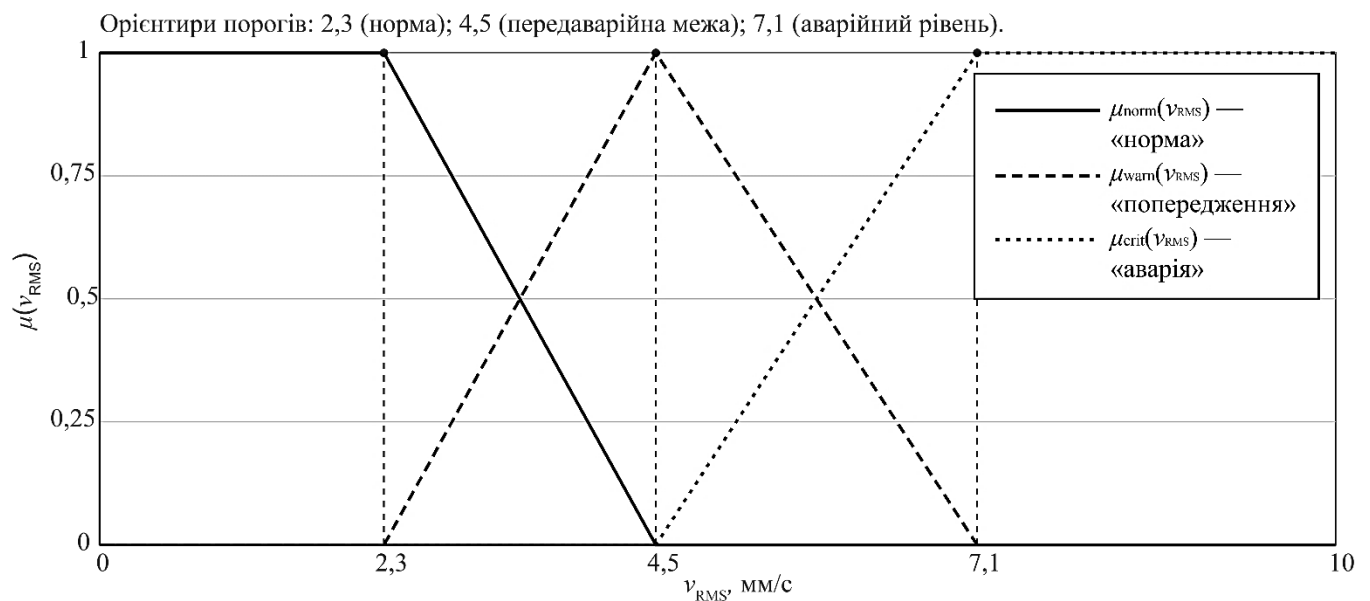


Рисунок 2.3 – Приклад функцій належності для  $v_{RMS}$  (за орієнтирами 2,3/4,5/7,1 мм/с)

Спочатку задаються початкові функції належності та генерується структура правил за алгоритмом Ванга–Менделя на навчальній вибірці (включно зі скороченням бази правил, п. 2.2). Далі нейро-нечітка модель донавчається, оптимізуючи: параметри функцій належності (опорні точки трикутників/трапецій), ваги правил (якщо вони використовуються як окремі множники) та параметри вихідного шару. Для оптимізації застосовується градієнтний метод, а цільова

функція – крос-ентропія для 5-ти класів. Щоб не втратити зміст термів і зберегти інтерпретованість, доцільно вводити м'які обмеження під час навчання (наприклад, не допускати «перемішування» порядку термів уздовж осі змінної), а також контролювати, щоб після навчання графіки  $\mu(\cdot)$  залишалися узгодженими з фізичним змістом параметрів.

До ключових гіперпараметрів навчання належать швидкість навчання  $\eta$ , розмір пакета (batch size), кількість епох, частка валідаційної вибірки та правила зупинки за валідаційною втратою (early stopping). Окремо задається поріг  $\omega_{\min}$ , який використовується для відсікання слабких правил на етапі формування  $RB$ , оскільки він впливає на баланс між компактністю та точністю: менше правил підвищує інтерпретованість, але може зменшувати покриття рідкісних режимів.

Таким чином, архітектура нейро-нечіткої системи поєднує дві властивості, критичні для задач технічної діагностики: пояснюваність (через явні правила та терми) і здатність до адаптації (через навчання параметрів за даними). Сформована модель безпосередньо використовує базу правил, отриману в п. 2.2, і є основою для подальшої програмної реалізації та експериментальної перевірки якості класифікації.

## Висновки до розділу 2

1. У розділі сформовано формальну постановку задачі діагностики та класифікації дефектів ВЕУ як задачі багатокласового розпізнавання технічних станів на основі експлуатаційних і діагностичних параметрів. Показано, що через змінність режимів роботи (вітер, навантаження, керування) вплив ознак на рішення не є лінійним і не може коректно описуватися лише жорсткими порогами, що обґрунтовує застосування нечітких та гібридних підходів.

2. Визначено об'єкт дослідження та обґрунтовано релевантність обраної безредукторної турбіни Enercon E-115 EP3 для задачі класифікації дефектів. Враховано, що відсутність редуктора зміщує «центр критичності» у бік головного підшипникового вузла, прямопривідного генератора та силової електроніки, а отже

метод має бути чутливим до вібраційних і температурних проявів деградації при різних режимах навантаження.

3. Сформовано множину класів технічного стану  $Y \in \{0,1,2,3,4\}$ , яка є практично орієнтованою: класи відповідають не лише «типу аномалії», але і різним рівням експлуатаційного реагування – від штатного стану до критичного/аварійного. Така структура класів дозволяє поєднати діагностичну інтерпретацію (що саме відхилилося) з прикладною ціллю (який рівень дії потрібен: моніторинг, діагностика, втручання, зупинка).

4. Обґрунтовано вибір вектора ознак і логіку поділу змінних на режимні та діагностичні. Параметри  $V, n, P$  розглянуто як контекст (режим роботи, навантаження), а  $v_{RMS}, T$  – як параметри, що безпосередньо відображають деградацію вузлів (тертя, дефекти підшипників, перегрів генератора/перетворювача). Показано, що врахування контексту є необхідним для зменшення хибних спрацьовувань у перехідних режимах і при зміні погодних умов.

5. Описано принцип побудови нечіткої моделі та роль алгоритму Ванга–Менделя як механізму автоматичного формування інтерпретованої бази правил «якщо–то» на основі даних. Підкреслено, що на відміну від суто експертних правил, підхід Ванга–Менделя зменшує суб'єктивність і дозволяє адаптувати базу знань до конкретних характеристик турбіни та доступних каналів вимірювання.

6. Розроблено архітектурну концепцію нейро-нечіткої системи, у якій нечіткі терми та правила відображаються у вигляді обчислювальної мережі. Показано, що така архітектура поєднує дві критичні властивості для технічної діагностики: пояснюваність – через явні терми й активовані правила; адаптивність – через можливість оптимізації параметрів функцій належності та/або ваг правил за навчальною вибіркою.

7. Сформульовано ключові вимоги до навчання нейро-нечіткої моделі, спрямовані на збереження інтерпретованості: необхідність м'яких обмежень, що не допускають «перемішування» термів, контроль ширини та перекриття функцій належності, а також використання регуляризаційних механізмів (early stopping,

налаштування  $\omega_{\min}$  для запобігання перенавчанню та надмірному ускладненню бази правил.

8. Підкреслено інженерну специфіку оцінювання якості в задачі діагностики, де помилки мають різну вагу: пропуск дефекту (особливо критичного) є суттєво небезпечнішим за хибну тривогу. У зв'язку з цим обґрунтовано доцільність використання метрик, що враховують рідкісні класи, та необхідність аналізу рішень з позиції експлуатаційних ризиків, а не лише загальної точності.

9. Сформовано теоретико-методичну основу для експериментального розділу, де принципи фазифікації, генерації правил, агрегування та навчання параметрів переводяться у програмну реалізацію і перевіряються на вибірках (включно з імітаційними за відсутності розмічених реальних даних). Таким чином, розділ 2 забезпечує повний логічний перехід від постановки задачі до реалізованої моделі та її валідації.

## 3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДУ

### 3.1 Опис даних і програмна реалізація моделі

Для експериментальної перевірки запропонованого підходу було реалізовано програмний прототип інтелектуальної системи класифікації дефектів вітрової турбіни на основі алгоритму Ванга–Менделя та нейро-нечіткої моделі. Реалізацію виконано мовою Python із використанням бібліотек NumPy для формування та обробки даних, scikit-learn для побудови класифікаторів і навчання моделей, а також Matplotlib для візуалізації результатів. Фрагмент коду подано у додатку Б.

Оскільки розмічений набір реальних SCADA-даних для турбіни Enercon E-115 EP3 (із відомими класами дефектів) у межах роботи відсутній, для відпрацювання методики сформовано імітаційну навчальну вибірку з фізично коректними межами параметрів, узгодженими з технічними характеристиками турбіни (див. 2.1) та логікою режимів роботи. Кожне спостереження описується вектором ознак (2.3), що відображає механічний і тепловий стан вузлів.

Вихідна мітка  $Y \in \{0,1,2,3,4\}$  задає клас технічного стану:

- клас 0 – нормальний стан;
- клас 1 – дефект підшипника/підвищені вібрації з перегрівом;
- клас 2 – дисбаланс ротора/лопатей (вібрації + зниження ефективності);
- клас 3 – нестабільність/перегрів електричної частини;
- клас 4 – критичний (аварійний) стан.

Для моделювання нормальної роботи використано спрощену криву потужності: до швидкості вмикання потужність близька до нуля, у зоні до номінальної швидкості зростає за кубічним законом, а в зоні після номінальної – наближається до встановленої потужності. Для дефектних класів імітовано типові відхилення: зростання вібрації та температури для класу дефекту підшипника, зростання вібрації разом зі зниженням енергетичної ефективності для дисбалансу, підвищення температури та нестабільність потужності для електричної

нестабільності, а для критичного стану – поєднання небезпечних вібрацій/температур або високих вітрових швидкостей із переходом у захисний режим. Вибірку поділено на тренувальну та тестову частини у пропорції 75/25 зі стратифікацією за класами, щоб зберегти частки станів у навчанні та перевірці.

Додатково під час формування імітаційної вибірки вводився контроль фізичної узгодженості параметрів (зокрема, відповідність  $P$  вибраному вітровому режиму та допустимий діапазон  $n$  для цих умов), щоб уникнути нереалістичних комбінацій ознак. Згенерована вибірка використовувалася як для автоматичного формування нечіткої бази правил за Вангом–Менделем, так і для подальшого навчання/перевірки нейро-нечіткого класифікатора на однакових даних.

Для уніфікації шкал використано мін–макс нормування кожної змінної у фізично коректних межах (див. 2.2):

$$x_{\text{norm}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min} + \varepsilon}, \quad (3.1)$$

де  $\varepsilon = 10^{-12}$  – малий доданок для уникнення ділення на нуль.

Діапазони нормування прийнято з урахуванням паспортних/практичних меж [5, 34, 35]:  $V \in [2,5; 34]$ ,  $n \in [4; 12,7]$ ,  $P \in [0; 3000]$ ,  $v_{RMS} \in [0; 10]$ ,  $T \in [-20; 60]$ .

Побудова нечіткої частини моделі виконана наступним чином: для кожної змінної введено по три лінгвістичні терми та відповідні трикутні/трапецієподібні функції належності. Таким чином, формується 15 нечітких ознак:

$$\Phi = [\mu_V^{low}; \mu_V^{work}; \mu_V^{high}; \dots; \mu_T^{normal}; \mu_T^{high}; \mu_T^{crit}] \in [0; 1]^{15}. \quad (3.2)$$

Для  $v_{RMS}$  терми «норма/попередження/аварія» параметризовано так, щоб орієнтуватися на практичні пороги 2,3; 4,5; 7,1 мм/с (як межі між зонами нормального, передаварійного та аварійного рівнів).

Нехай  $X_m \in [0; 1]^5$  – нормовані дані. Тоді відображення «числові ознаки  $\rightarrow$  нечіткі ознаки» має вигляд:

$$\Phi = \text{Fuzzify}(X_m), \quad (3.3)$$

де оператор Fuzzify реалізовано в Python через функції належності  $\mu(\cdot)$  та процедуру `fuzzify_matrix` (рисунки 3.1–3.2).

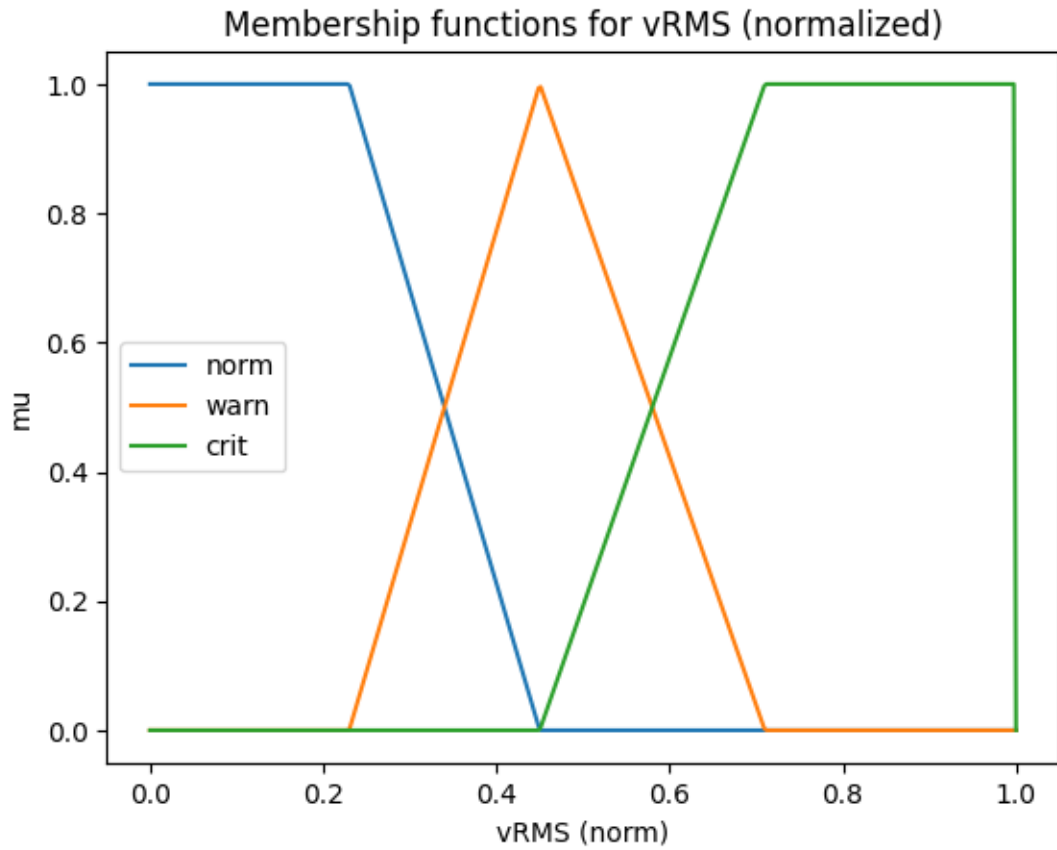


Рисунок 3.1 – Приклад функцій належності для  $v_{RMS}$  («norm/warn/crit»)

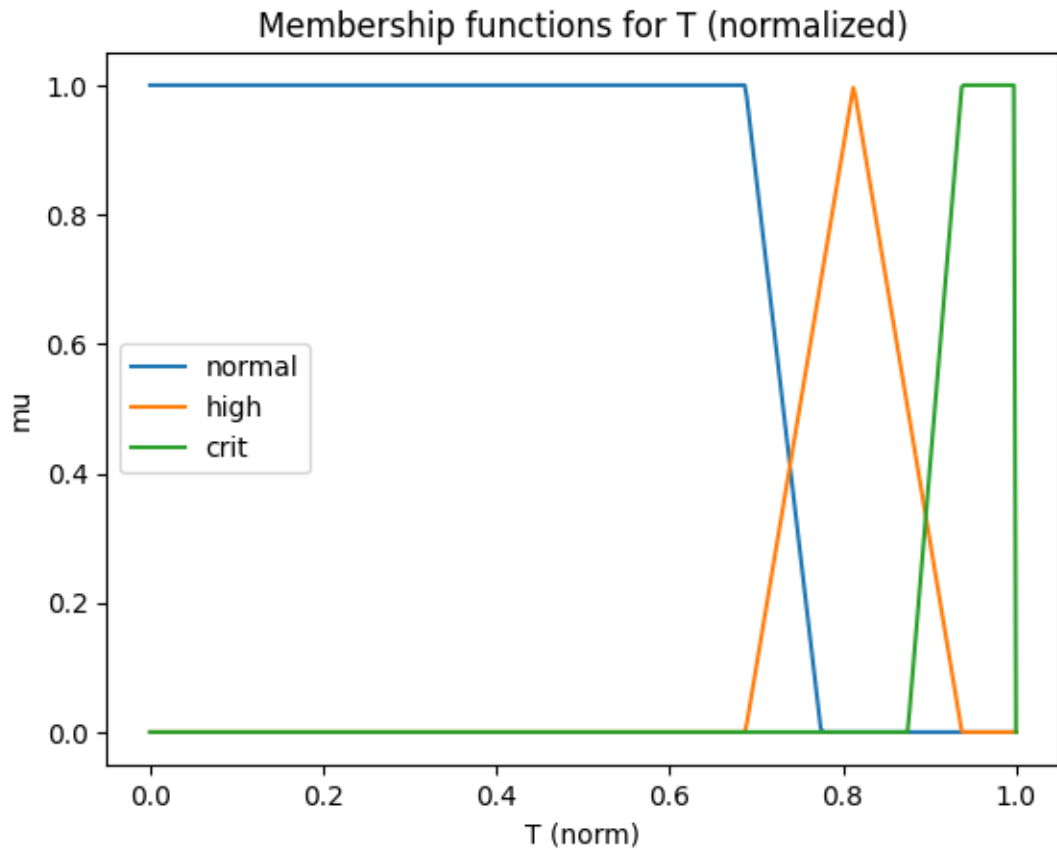


Рисунок 3.2 – Приклад функцій належності для  $T$  («normal/high/crit»)

Після фазифікації алгоритм Ванга–Менделя автоматично сформував базу продукційних правил типу «якщо–то» з навчальної вибірки. Далі застосовано скорочення бази: збережено лише правила з підтримкою вище порогу  $\omega_{\min}$ , а конфліктні правила для однакових умов вирішено на користь більш вагомого правила.

Нейро-нечітку модель реалізовано у форматі «фазифікація  $\rightarrow$  нейромережа»: кожне фізичне спостереження перетворюється на вектор ступенів належності до всіх термів (для 5 змінних і 3 термів це 15 нечітких ознак), після чого цей вектор подається на багатосаровий перцептрон (MLP). Така схема зберігає інтерпретованість нечітких термів і водночас дозволяє моделі «підлаштовуватись» до даних, навчаючи ваги нейромережі стандартними методами оптимізації (Adam) за функцією втрат крос-ентропії для багатокласової класифікації.

Алгоритм Ванга–Менделя у даній роботі використовується для формування дискретного класифікатора на основі нечітких правил виду:

$$R_k: \text{IF } V \in A_1 \wedge n \in A_2 \wedge P \in A_3 \wedge v_{RMS} \in A_4 \wedge T \in A_5 \text{ THEN } Y = c. \quad (3.4)$$

Для кожного навчального прикладу  $X^{(j)}$  обирається по одному терму для кожної змінної за критерієм максимуму належності:

$$A_i^{(j)} = \arg \max_{A \in A_i} \mu_A(x_i^{(j)}), \quad (3.5)$$

де  $A_i$  – множина термів  $i$ -ї змінної.

Вага правила оцінюється добутком максимальних належностей ( $t$ -норма):

$$\omega^{(j)} = \prod_{i=1}^5 \max_{A \in A_i} \mu_A(x_i^{(j)}). \quad (3.6)$$

Якщо два правила мають однаковий антецедент  $(A_1, A_2, A_3, A_4, A_5)$ , але різні висновки (класи), зберігається правило з більшою вагою  $\omega$ , інші відкидаються.

У результаті формується компактна база правил:

$$RB = \{(antec_k, class_k, \omega_k)\}_{k=1}^m. \quad (3.7)$$

Для нового  $X$  обчислюється активація правила як:

$$\alpha_k(X) = \prod_{i=1}^5 \mu_{A_{k,i}}(x_i), \quad (3.8)$$

після чого агрегується підтримка по класах:

$$S_c(X) = \sum_{k: class_k=c} \alpha_k(X) \cdot \omega_k, \quad (3.9)$$

а рішення приймається як:

$$\hat{Y} = \arg \max_{c \in \{0 \dots 4\}} S_c(X). \quad (3.10)$$

Побудована за формулами (3.4)–(3.10) нечітка модель фактично реалізує прозорий механізм класифікації: кожне нове спостереження  $X$  спочатку «перекладається» у ступені належності до термів, далі активуються правила, а підсумкове рішення визначається як клас із найбільшою сумарною підтримкою  $S_c(X)$ . У програмній реалізації це дає дві корисні властивості. По-перше, результат можна пояснити через найбільш активні правила (які саме терми та які параметри вплинули на рішення належності до певного класу). По-друге, модель стійкіша до випадкових коливань вимірювань, оскільки працює не з жорсткими порогами, а з плавними переходами функцій належності.

Для експериментів реалізовано два взаємодоповнювальні варіанти класифікатора. Перший варіант – нечітка модель з правилами (Wang–Mendel + агрегування за (3.8)–(3.10)), яка працює як самостійний інтерпретований класифікатор. Другий варіант – нейро-нечітка модель, де виходом блоку фазифікації є відображення нечітких ознак  $\Phi$  (3.2), а далі використовується MLP-класифікатор із навчанням ваг за крос-ентропією. У цьому випадку нечіткі терми виконують роль зрозумілої «фізично осмисленої» ознакової мапи, а нейромережа навчається комбінувати ці ознаки для підвищення точності та узагальнювальної здатності.

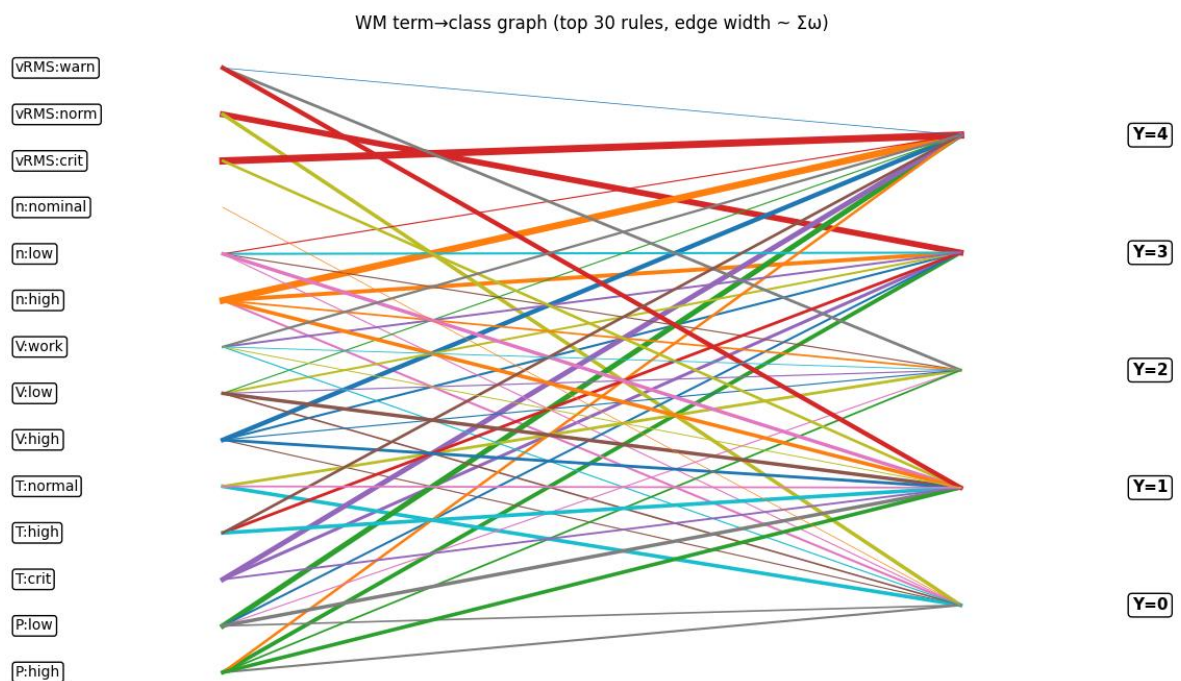
### 3.2 Результати класифікації дефектів і порівняння з релевантними методами

Експериментальні дослідження виконано на тестовій підвибірці обсягом 2000 спостережень (25% від сформованої імітаційної вибірки), зі збереженням пропорцій класів (стратифікація). Оскільки розподіл є незбалансованим (переважає клас 0 – «нормальний стан»), для коректної оцінки якості поряд із загальною точністю (accuracy) використано також macro F1-score, який однаково «зважує» всі класи і краще відображає якість розпізнавання рідкісних дефектів.

Після генерації нечіткої бази за алгоритмом Ванга–Менделя виконано аналіз її змісту. На рисунку 3.3 наведено приклад ТОП-20 правил за вагою  $\omega$ , а на рисунку 3.4 – графічне подання зв'язків «терм  $\rightarrow$  клас», де товщина ребер відображає сумарну підтримку правил.

WM rules (top 20 by weight  $\omega$ )

#	V	n	P	vRMS	T	class	$\omega$
1	high	high	high	norm	crit	3	1.0000
2	high	high	high	norm	normal	0	1.0000
3	high	high	low	crit	crit	4	1.0000
4	low	low	low	norm	normal	0	1.0000
5	low	low	low	norm	crit	3	1.0000
6	high	high	high	crit	crit	4	1.0000
7	low	low	low	crit	crit	4	1.0000
8	low	low	low	warn	normal	2	0.9992
9	work	high	high	norm	normal	0	0.9986
10	high	high	high	warn	normal	2	0.9928
11	high	high	high	norm	high	3	0.9808
12	work	high	high	norm	crit	3	0.9805
13	low	low	low	crit	high	1	0.9453
14	low	low	low	norm	high	3	0.9443
15	high	high	high	warn	crit	1	0.9377
16	high	high	high	warn	high	1	0.9365
17	high	high	low	crit	high	4	0.9294
18	high	high	high	crit	high	4	0.9178
19	low	low	low	warn	high	1	0.8780
20	high	high	high	crit	normal	1	0.8684

Рисунок 3.3 – ТОП-20 правил за вагою  $\omega$ Рисунок 3.4 – Графічне зображення зв'язків «терм  $\rightarrow$  клас»

Візуально видно, що найбільшу «вагу» в правилах, які ведуть до аварійного стану  $Y=4$ , мають комбінації термів  $v_{RMS} = \text{crit}$  та/або  $T = \text{crit}$ , тоді як нормальний клас  $Y=0$  частіше формується поєднанням  $v_{RMS} = \text{norm}$ ,  $T = \text{norm}$  та режимних термів для  $V, n, P$ . Це підтверджує фізичну узгодженість бази правил: механічні й теплові ознаки домінують у віднесенні стану до «дефектних» класів, а  $V, n, P$  уточнюють режим (навантаження), у якому проявляється відхилення.

Якість класифікації оцінено для трьох підходів: (1) чистого класифікатора Ванга–Менделя з правилами; (2) нейро-нечіткої моделі «fuzzify  $\rightarrow$  MLP»; (3) альтернативного класичного методу SVM з RBF-ядром.

Для класифікатора Ванга–Менделя отримано accuracy = 0,8265, macro F1 = 0,6893 (рисунок 3.5). Матриця помилок (рисунок 3.6) показує, що модель дуже добре розпізнає клас 0 (recall = 0,9648), але помітно гірше відділяє близькі за проявами дефекти: найбільші помилки припадають на плутанину класу 1  $\leftrightarrow$  класу 2 (наприклад, для істинного класу 1 частина спостережень переходить у клас 2), а також на хибні віднесення дефектних станів до «нормального» класу 0 (зокрема для класів 2 і 3). Це природно для правилкової моделі без донавчання: якщо терми перекриваються, а межі функцій належності задані грубо, то в перехідних режимах система отримує «розмиті» спрацьовування та втрачає чутливість до тонких відмінностей між дефектами.

Wang-Mendel (rule-based)				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.8743	0.9648	0.9173	1305
1	0.8848	0.6008	0.7157	243
2	0.5380	0.4830	0.5090	176
3	0.6277	0.5119	0.5639	168
4	0.7700	0.7130	0.7404	108
accuracy			0.8265	2000
macro avg	0.7390	0.6547	0.6893	2000
weighted avg	0.8196	0.8265	0.8176	2000

Рисунок 3.5 – Результати експериментальних досліджень класифікатора Ванга–Менделя

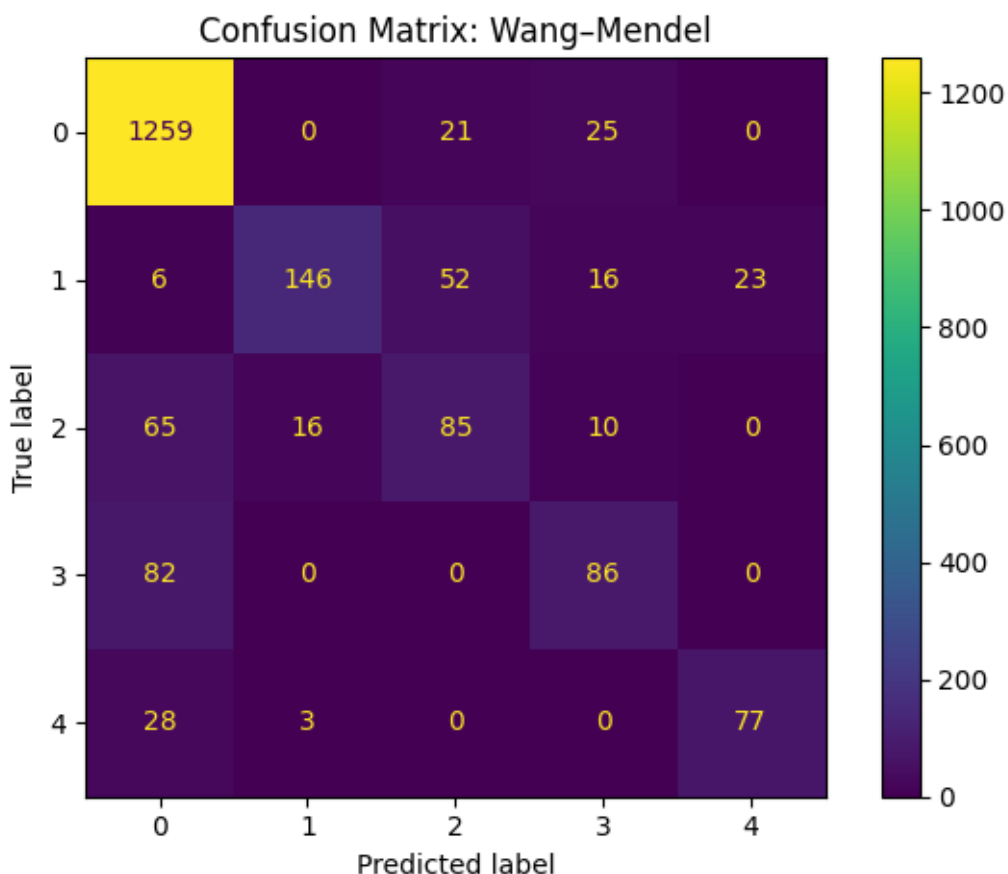


Рисунок 3.6 – Матриця помилок класифікатора Ванга–Менделя

Для нейро-нечіткої моделі (fuzzify → MLP) досягнуто accuracy = 0,9355, macro F1 = 0,8873 (рисунок 3.7), тобто суттєве покращення порівняно з чистими правилами. З матриці помилок (рисунок 3.8) видно, що різко зменшилась кількість випадків, коли дефектні стани «зліпаються» з класом 0, а також знизилась плутанина між класами 1 та 2. Найкраще розпізнаються крайові (очевидні) режими: клас 0 має F1 = 0,9786, а клас 4 (критичний стан) – F1 = 0,9630, що важливо для задачі захисту турбіни. Підвищення якості пояснюється тим, що MLP навчається комбінувати нечіткі ступені належності (15 ознак) і «підлаштовує» ваги під статистику даних, не руйнуючи при цьому фізичний зміст термів, закладених на етапі фазифікації.

Neuro-fuzzy + MLP				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.9764	0.9808	0.9786	1305
1	0.8929	0.8230	0.8565	243
2	0.7772	0.8523	0.8130	176
3	0.8354	0.8155	0.8253	168
4	0.9630	0.9630	0.9630	108
accuracy			0.9355	2000
macro avg	0.8889	0.8869	0.8873	2000
weighted avg	0.9361	0.9355	0.9355	2000

Рисунок 3.7 – Результати експериментальних досліджень нейро-нечіткої моделі (fuzzify → MLP)

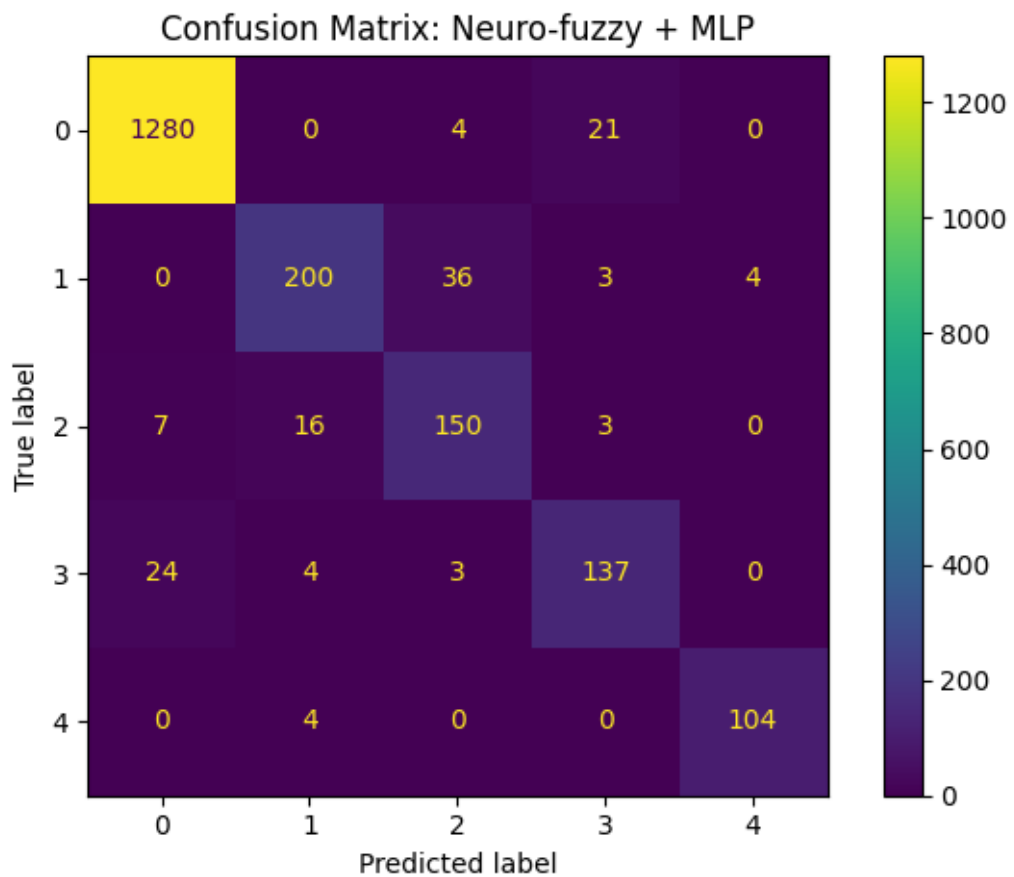


Рисунок 3.8 – Матриця помилок нейро-нечіткої моделі (fuzzify → MLP)

Для SVM (RBF) отримано accuracy = 0,9390, macro F1 = 0,8955 (рисунок 3.9), що є найкращим результатом серед порівнюваних моделей у цьому експерименті. Це також підтверджує матриця помилок (рисунок 3.10): SVM стабільно відокремлює більшість дефектних класів і демонструє найвищі або близькі до найвищих значення F1 майже для всіх класів (зокрема, клас 4 має F1 = 0,9674).

Водночас SVM залишається «чорним ящиком»: він не дає прямої інтерпретації у вигляді термів і правил, тоді як нейро-нечітка модель зберігає пояснюваність через поняття «норма/попередження/аварія» та можливість аналізу спрацьовувань правил/термів, що є критичним для технічної діагностики.

SVM (RBF)				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.9727	0.9816	0.9771	1305
1	0.8966	0.8560	0.8758	243
2	0.8087	0.8409	0.8245	176
3	0.8509	0.8155	0.8328	168
4	0.9720	0.9630	0.9674	108
accuracy			0.9390	2000
macro avg	0.9002	0.8914	0.8955	2000
weighted avg	0.9387	0.9390	0.9387	2000

Рисунок 3.9 – Результати експериментальних досліджень альтернативного класичного методу SVM з RBF-ядром

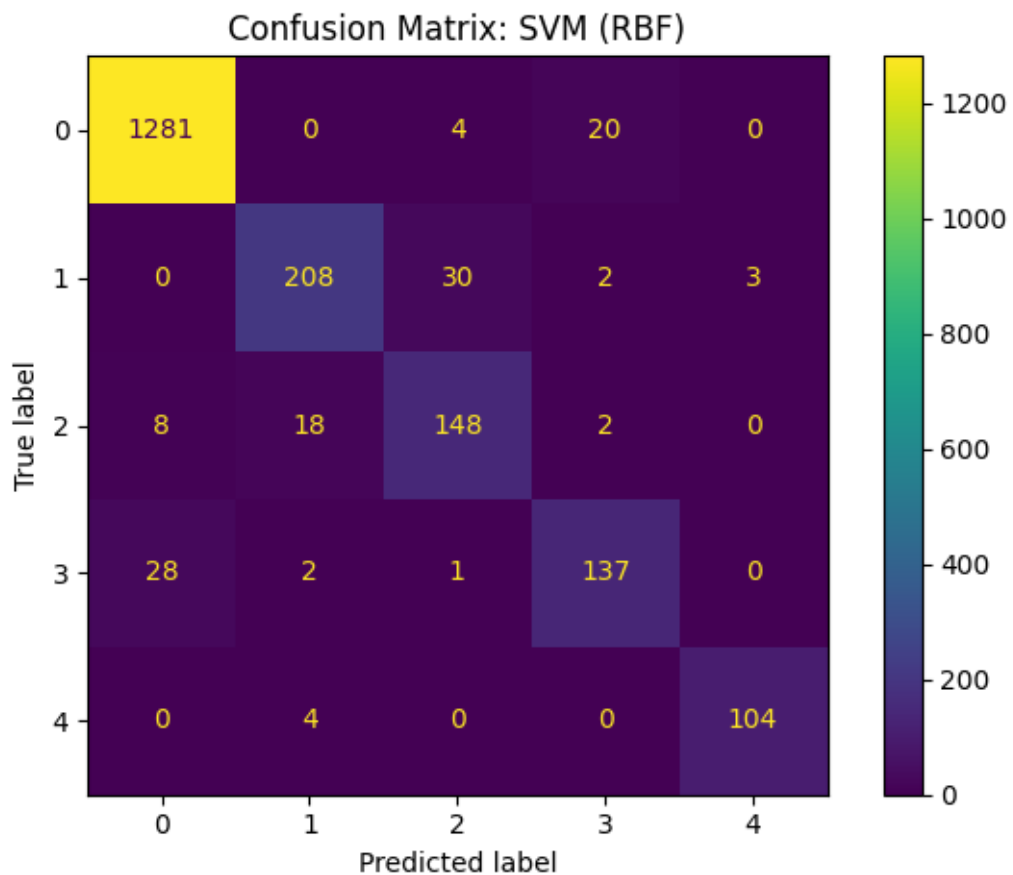


Рисунок 3.10 – Матриця помилок альтернативного класичного методу SVM з RBF-ядром

Узагальнюючи, алгоритм Ванга–Менделя з правилами забезпечує інтерпретовану базу та коректну «фізичну» логіку рішень (що видно з аналізу правил на рисунках 3.3–3.4), але поступається за точністю на перехідних і схожих дефектних режимах. Нейро-нечіткий варіант істотно підвищує якість (macro F1 зростає з 0,6893 до 0,8873), зберігаючи інтерпретовану структуру ознак. SVM показує трохи кращі метрики (macro F1 = 0,8955), але є менш пояснюваним, тому з точки зору практичного впровадження в SCADA-діагностику оптимальним компромісом у роботі розглядається саме нейро-нечіткий підхід.

### 3.3 Аналіз результатів та оцінка ефективності запропонованого методу

Отримані результати (п. 3.2) дозволяють оцінити ефективність запропонованого підходу з двох позицій: якість багатокласової класифікації на тестовій вибірці та практична придатність для задач технічної діагностики, де важливими є не лише метрики, а й пояснюваність рішення та ризики помилок.

Порівняння трьох моделей (алгоритм Ванга–Менделя; нейро-нечітка «fuzzify → MLP»; SVM з RBF-ядром) показало, що використання лише правил Ванга–Менделя забезпечує базову працездатність та фізично узгоджену логіку класифікації, проте поступається за точністю на складних (перехідних) випадках. Це відображається у помірних значеннях macro F1 (0,6893) при відносно прийнятній загальній точності (accuracy = 0,8265). Така ситуація є типовою для правилових моделей: за наявності перекриття термів і нечітких меж між класами система переходить до «розмитих» підтримок і частіше плутає близькі дефекти.

Нейро-нечітка модель «fuzzify → MLP» продемонструвала суттєвий приріст якості: accuracy = 0,9355 і macro F1 = 0,8873. Збільшення macro F1 особливо важливе саме в умовах незбалансованого розподілу класів, оскільки цей показник однаково враховує всі стани, включно з рідкісними дефектами. Практично це означає, що нейро-нечітка модель не лише краще класифікує «норму», а й значно краще розрізняє дефектні класи, що є критичним для технічної діагностики.

Метод SVM із RBF-ядром мав найкращі значення метрик (accuracy = 0,9390; macro F1 = 0,8955), тобто на даному експерименті він дещо перевищив нейро-нечіткий підхід. Однак різниця між SVM та нейро-нечіткою моделлю є невеликою, тоді як інтерпретованість у SVM суттєво нижча. Таким чином, за критерієм «точність–пояснюваність» нейро-нечіткий підхід демонструє більш збалансований результат.

Матриці помилок (рисунки 3.6, 3.8, 3.10) демонструють, що найбільш «складними» для розпізнавання є пари класів із частково подібними ознаками. Це передусім клас 1 (підшипниковий дефект з перегрівом) і клас 2 (дисбаланс ротора/лопатей), оскільки обидва стани проявляються підвищенням вібрації, але відрізняються характером температурних змін та поведінкою потужності. У правилах Ванга–Менделя близькі комбінації термів (наприклад,  $v_{RMS} = \text{warm}$  у поєднанні з «робочим» режимом) можуть підтримувати більш ніж один клас, і тоді остаточне рішення залежить від того, наскільки чітко відділені терми температури та потужності. Якщо межі функцій належності задані «грубо», частина прикладів закономірно переходить між класами  $1 \leftrightarrow 2$ .

Друга характерна зона помилок – плутанина дефектних станів із класом 0 у правилоній моделі. З технічної точки зору це найбільш небезпечний тип помилки (false negative), оскільки він означає пропуск дефекту. Причина полягає в тому, що при невисокому рівні дефектності або у «перехідних» режимах значення  $v_{RMS}$  та  $T$  можуть частково належати термам «норма» та «попередження» одночасно, і сумарна підтримка правил, що ведуть у клас 0, може стати порівнянною з підтримкою дефектного класу. Нейро-нечітка модель істотно зменшує таку плутанину, оскільки MLP навчається комбінувати 15 нечітких ознак і формує нелінійні межі між класами навіть тоді, коли окремі терми перекриваються.

Окремо слід відзначити, що крайові режими – клас 0 та клас 4 – розпізнаються найкраще в усіх моделях. Це пояснюється їх більшою відокремленістю в просторі ознак: для класу 0 переважають поєднання  $v_{RMS} = \text{norm}$  і  $T = \text{norm}$ , тоді як для класу 4 домінують  $v_{RMS} = \text{crit}$  та/або  $T = \text{crit}$  (що видно і з аналізу правил на рисунках 3.3–3.4). Висока якість для класу 4 є особливо

важливою, оскільки критичний стан відповідає захисним режимам і має бути виявлений максимально надійно.

З позиції практичної діагностики важливим є не лише максимізація метрик, а й здатність моделі бути зрозумілою для інженера та підтримувати причинно-наслідковий аналіз. У цьому контексті запропонований метод має такі переваги:

Пояснюваність: навіть у нейро-нечіткій схемі зберігається інтерпретована ознакова мапа (ступені належності до термів), що дозволяє пояснювати рішення через «норма/попередження/аварія» для  $v_{RMS}$  і «normal/high/crit» для  $T$ , а також через внесок режимних змінних  $V, n, P$ .

Стійкість до варіативності режимів: наявність режимних ознак у векторі  $X$  дозволяє моделі враховувати, що одні й ті ж рівні вібрації/температури мають різний діагностичний зміст залежно від навантаження.

Компроміс «якість–інтерпретованість»: SVM показує трохи вищі метрики, але не дає прозорих правил і лінгвістичної інтерпретації результату. Нейро-нечітка модель забезпечує близьку якість при значно кращій пояснюваності, що є критичним для інтеграції у SCADA-діагностику і системи підтримки рішень.

Водночас слід чітко зафіксувати обмеження експерименту: використано імітаційну вибірку з фізично коректними межами, але без реальних «польових» шумів, пропусків SCADA та реальних сценаріїв деградації у часі. Тому результати слід трактувати як підтвердження працездатності методики та порівняльної переваги нейро-нечіткого підходу над «чистими» правилами, але не як остаточну оцінку готовності системи до промислового впровадження. Наступним кроком (у перспективі) має бути валідація на реальних даних і розширення ознак за рахунок електричних параметрів та/або трендових характеристик (наприклад, похідних температури та вібрації, індикаторів дерейтінгу і журналів подій SCADA).

У підсумку, експериментальна частина підтвердила, що нейро-нечіткий варіант («fuzzify → MLP»), побудований на основі нечітких термів і правил Ванга–Менделя, забезпечує істотне зростання якості класифікації порівняно з правилним класифікатором, зберігаючи інтерпретовану структуру ознак і придатність для задач технічної діагностики.

### Висновки до розділу 3

1. Реалізовано програмний прототип системи класифікації дефектів ВЕУ на Python, який включає формування імітаційної вибірки, нормування ознак, фазифікацію, генерацію нечіткої бази правил за Вангом–Менделем, а також реалізацію двох класифікаторів: правилового (Wang–Mendel) і нейро-нечіткого («fuzzify → MLP»). Забезпечено відтворюваність експериментів та візуалізацію результатів.

2. Сформовано імітаційний датасет із фізично коректними межами параметрів для турбіни Enercon E-115 EP3 та п'яти класів технічного стану. Показано, що навіть за відсутності розмічених реальних SCADA-даних методика може бути протестована на модельних даних із контролем узгодженості  $V, n, P$  та типових сценаріїв дефектів за рахунок введення характерних відхилень у  $v_{RMS}, T$  та поведінці потужності.

3. Підтверджено фізичну узгодженість бази правил Ванга–Менделя: аналіз ТОП-правил за вагою та графу «терм → клас» показав, що критичний стан (клас 4) найбільшою мірою пов'язаний із термами  $v_{RMS} = \text{crit}$  та/або  $T = \text{crit}$ , тоді як нормальний стан (клас 0) формується поєднанням «нормальних» термів діагностичних ознак та режимних термів роботи турбіни. Це підтверджує, що метод формує інтерпретовані закономірності, узгоджені з фізикою процесу.

4. Встановлено, що «чистий» правиловий класифікатор поступається на перехідних і близьких дефектних режимах: при прийнятній загальній точності (accuracy = 0,8265) отримано відносно низький масго F1 (0,6893). Основними джерелами помилок є плутанина класів  $1 \leftrightarrow 2$  та часткове віднесення дефектних станів до класу 0, що пояснюється перекриттям термів і обмеженою здатністю правилової моделі розділяти складні нелінійні межі між класами.

5. Нейро-нечітка модель продемонструвала істотне покращення якості класифікації, підвищивши accuracy до 0,9355 і масго F1 до 0,8873. Показано, що додавання нейромережевого шару над нечіткими ознаками дає змогу ефективніше

розділяти близькі дефекти та зменшити кількість пропусків дефектів у порівнянні з правилним підходом, не руйнуючи фізичний зміст лінгвістичних термів.

6. SVM з RBF-ядром забезпечив найвищі метрики (accuracy = 0,9390; macro F1 = 0,8955), але є менш придатним з точки зору пояснюваності. На відміну від нейро-нечіткої моделі, SVM не надає прозорої інтерпретації результатів у вигляді термів і правил, що обмежує його застосування як інструмента підтримки технічних рішень у SCADA-діагностиці.

7. Показано, що оптимальним компромісом для практичної діагностики є нейро-нечіткий підхід, оскільки він забезпечує близькі до найкращих метрики якості при суттєво вищій інтерпретованості та можливості пояснення рішення через нечіткі терми й активовані закономірності.

8. Окреслено обмеження експериментальної валідації (імітаційний характер даних) та визначено напрям подальших робіт: валідація на реальних SCADA/вібраційних даних, включення додаткових каналів (електричні параметри, події SCADA, трендові/похідні ознаки), а також перевірка часової узгодженості рішень у довгих часових інтервалах експлуатації.

## ВИСНОВКИ

У роботі розв'язано задачу класифікації технічних станів вітрової турбіни на основі поєднання нечітких правил та нейромережевого навчання, що забезпечує одночасно пояснюваність рішень і підвищену точність розпізнавання дефектів. Для досягнення поставленої мети отримано такі основні результати:

1. Проведено аналіз конструкції вітрових турбін і систематизовано типові дефекти основних вузлів (ротор/лопаті, підшипники, генератор, силова електроніка, pitch/yaw, несна система) та їх діагностичні ознаки. Показано, що найбільш інформативними та доступними для задач автоматичної діагностики є вібраційні, температурні та експлуатаційні SCADA-параметри.

2. Обґрунтовано доцільність застосування інтелектуальних методів класифікації для ВЕУ в умовах змінних режимів і невизначеності вимірювань. Встановлено, що гібридні рішення, які поєднують нечіткі моделі із адаптивністю навчальних алгоритмів на основі нейронних мереж, є перспективними для практичного впровадження.

3. Сформульовано постановку задачі багатокласової класифікації технічного стану вітрової турбіни Enercon E-115 EP3 та визначено вектор ознак  $X = \{V, n, P, v_{RMS}, T\}$ , у якому  $V, n, P$  описують режим роботи, а  $v_{RMS}, T$  – діагностичний стан вузлів. Визначено множину класів  $Y \in \{0,1,2,3,4\}$ , що відповідає практично орієнтованій градації станів від норми до критичного режиму.

4. Побудовано нечітку модель на основі алгоритму Ванга–Менделя: задано лінгвістичні терми та функції належності, сформовано базу правил типу «якщо–то», виконано скорочення бази (відсікання слабких правил і усунення конфліктів). Показано, що сформовані правила є фізично узгодженими, а рішення моделі можна пояснювати через активовані терми та правила.

5. Розроблено нейро-нечіткий варіант класифікатора у форматі «фазифікація  $\rightarrow$  MLP», де роль ознак виконує вектор нечітких ступенів належності (15 ознак для 5 змінних і 3 термів). Така архітектура зберігає інтерпретованість нечітких термів і водночас підвищує точність завдяки навчанню ваг нейромережі.

6. Реалізовано програмний прототип на Python і виконано експериментальні дослідження на тестовій підбірці зі стратифікацією за класами. Для правилowego класифікатора Ванга–Менделя отримано  $accuracy=0,8265$ ,  $macro F1=0,6893$ . Нейро-нечітка модель забезпечила суттєве покращення:  $accuracy=0,9355$ ,  $macro F1=0,8873$ . SVM з RBF-ядром показав найвищі метрики  $accuracy=0,9390$ ,  $macro F1=0,8955$ , однак є менш пояснюваним.

7. Показано, що найбільш критичними джерелами помилок для правилowego підходу є плутанина між близькими дефектними класами (зокрема  $1 \leftrightarrow 2$ ) та часткове віднесення дефектних станів до класу норми. Нейро-нечіткий підхід істотно зменшує такі помилки, підвищуючи чутливість до дефектів при збереженні фізично осмисленої інтерпретації ознак.

8. Встановлено, що нейро-нечіткий метод на основі алгоритму Ванга–Менделя забезпечує оптимальний компроміс між якістю та пояснюваністю для задач SCADA-діагностики: зберігає можливість інженерного пояснення рішень через нечіткі терми та активовані закономірності.

9. Визначено обмеження експерименту (імітаційний характер даних) та напрями подальших досліджень: валідація на реальних SCADA/вібраційних даних, розширення набору ознак, а також перевірка часової узгодженості та стійкості моделі в умовах довготривалої деградації обладнання.

Отже, запропонований нейро-нечіткий метод на основі алгоритму Ванга–Менделя забезпечує ефективний і практично орієнтований компроміс між точністю та пояснюваністю класифікації дефектів вітрових турбін і може бути використаний як основа для подальшого впровадження в системи моніторингу технічного стану.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Підгурський Д. В. Аналіз конструкції та типових дефектів вітрових турбін. Збірник матеріалів науково-практичного симпозиуму «Технології Інтернету речей: системи та рішення» (ТІР:СТ – 2025), Тернопіль, 2025. – С. 51–53.

2. Підгурський Д. В. Інтелектуальні методи класифікації дефектів вітрових турбін та захисту каналів передачі діагностичних даних. Збірник матеріалів науково-практичного симпозиуму «Захист інформації'2025», Тернопіль, 2025. – С. 75–78.

3. Загальні методичні рекомендації з підготовки, оформлення, захисту та оцінювання кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти першого (бакалаврського) і другого (магістерського) рівнів. Тернопіль: ЗУНУ, 2024. 83 с.

4. Комар М. П., Саченко А. О., Васильків Н. М. Методичні рекомендації до виконання кваліфікаційної роботи з освітньо-професійної програми «Комп'ютерні науки» спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» за другим (магістерським) рівнем вищої освіти. – Тернопіль: ЗУНУ, 2021. – 32 с.

5. ДСТУ EN IEC 61400-1:2022 Системи виробництва енергії вітру. Частина 1. Вимоги до проектування (EN IEC 61400-1:2019/AC:2019-10, IDT; IEC 61400-1:2019/COR1:2019, IDT). Поправка № 1:2022. URL: [https://online.budstandart.com/ua/catalog/doc-page.html?id\\_doc=105223](https://online.budstandart.com/ua/catalog/doc-page.html?id_doc=105223).

6. Bohdan Orobchuk, Ivan Sysak, Oleh Buniak, Serhii Babiuk, Vadym Koval. Development of the reactive power compensation laboratory bench and its integration into the training simulator of dispatch control system. The 3rd International Workshop on Information Technologies: Theoretical and Applied Problems. 2023 (ITTAP 2023). Ternopil, Ukraine, November 22-24, 2023, Vol. 3628, Pages 574-585. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3628/paper38.pdf>.

7. Абрамова, К., Гайдучий, І. Теоретико-методологічні засади галузі вітроенергетики та її розвиток в Україні. Економіка та суспільство. 2023, (56). <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2023-56-79>.

8. Дубчак, Л. О. Аналіз дефектів лопатей вітрових турбін засобами нейро-нечіткої системи. *Scientific Bulletin of UNFU*, 2025. 35(3), С. 108-113. <https://doi.org/10.36930/40350311>.
9. Svystun, S.; Scislo, L.; Pawlik, M.; Melnychenko, O.; Radiuk, P.; Savenko, O.; Sachenko, A. DyTAM: Accelerating Wind Turbine Inspections with Dynamic UAV Trajectory Adaptation. *Energies* 2025, 18, 1823. <https://doi.org/10.3390/en18071823>.
10. Басалкевич О. А., Рудавський Д. В. Сучасний стан підходів до моніторингу технічного стану лопатей вітрових турбін з використанням інформаційних технологій. *Ukrainian Journal of Information Technology*. 2023, Vol. 5, Nr. 2. С. 79–87. URL: [http://nbuv.gov.ua/UJRN/ukjit\\_2023\\_5\\_2\\_12](http://nbuv.gov.ua/UJRN/ukjit_2023_5_2_12).
11. Вітроенергетика / За заг. ред. С. О. Кудрі. – Київ: Інститут відновлюваної енергетики НАНУ, 2023. – 135 с. URL: [https://www.ive.org.ua/wp-content/uploads/%D0%92%D1%96%D1%82%D1%80%D0%BE%D0%B5%D0%BD%D0%B5%D1%80%D0%B3%D0%B5%D1%82%D0%B8%D0%BA%D0%B0\\_%D0%BC%D0%BE%D0%BD%D0%BE%D0%B3%D1%80%D0%B0%D1%84%D1%96%D1%8F-2023\\_%D0%BD%D0%B0\\_%D1%81%D0%B0%D0%B9%D1%82.pdf](https://www.ive.org.ua/wp-content/uploads/%D0%92%D1%96%D1%82%D1%80%D0%BE%D0%B5%D0%BD%D0%B5%D1%80%D0%B3%D0%B5%D1%82%D0%B8%D0%BA%D0%B0_%D0%BC%D0%BE%D0%BD%D0%BE%D0%B3%D1%80%D0%B0%D1%84%D1%96%D1%8F-2023_%D0%BD%D0%B0_%D1%81%D0%B0%D0%B9%D1%82.pdf).
12. Силові перетворювачі відновлювальної енергетики. Навчальний посібник / С.М. Бойко, І.В. Касаткіна, О.М. Городній, О.А. Жуков – Варшава: iScience Sp. z.o.o. – 2024 – 230 с.
13. Горлачук М. А. Розробка рекомендацій для попередження пошкодження вітрових турбін : робота на здобуття кваліфікаційного ступеня магістра : спец. 141 – електроенергетика, електротехніка та електромеханіка / наук. кер. В. П. Коваль. Тернопіль : Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, 2024. 72 с. URL: <http://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/46863>.
14. Tang, Mingzhu, Qi Zhao, Huawei Wu, Ziming Wang, Caihua Meng and Yifan Wang. “Review and Perspectives of Machine Learning Methods for Wind Turbine Fault Diagnosis.” *Frontiers in Energy Research*. 2021. <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:244104384>.
15. L. Dubchak, Y. Bodyanskiy, A. Sachenko, C. Wolff, N. Vivchar and N. Vasylykiv, "Modified Neuro-Fuzzy System for Online Classification of Wind Turbine

Blade Defects," in IEEE Access, vol. 13, pp. 166841-166852, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3612267.

16. Stone E, Giani S, Zappalá D, Crabtree C. Convolutional neural network framework for wind turbine electromechanical fault detection. Wind Energy. 2023; 26(10): 1082-1097. doi:10.1002/we.2857.

17. Свистун Сергій Олегович. Методи та засоби динамічного збору візуальних даних про дефекти об'єктів вітроенергетики // Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії з галузі знань 12 Інформаційні технології за спеціальністю 123 Комп'ютерна інженерія, Хмельницький. 2025. URL: <https://nauka.khmnu.edu.ua/wp-content/razovi/dis-svystun.pdf>.

18. Nogueira, W. F., Melani, A. H. A., & de Souza, G. F. M. Wind Turbine Fault Detection Through Autoencoder-Based Neural Network and FMSA. Sensors (Basel, Switzerland). 2025, 25(14), 4499. <https://doi.org/10.3390/s25144499>.

19. Pratt R, Allen C, Masoum MAS, Seibi A. Defect Detection and Classification on Wind Turbine Blades Using Deep Learning with Fuzzy Voting. Machines. 2025; 13(4):283. <https://doi.org/10.3390/machines13040283>.

20. Irfan, M., Khan, N.A., Abubakar, M. et al. Design of a novel noise resilient algorithm for fault detection in wind turbines on supervisory control and data acquisition system. Sci Rep 15, 2025. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-97663-3>.

21. Друга редакція Каталогу критично важливих технологій для енергетичного сектору України. Редакція: Травень 2025 р. URL: [https://mev.gov.ua/sites/default/files/2025-09/utc-2025\\_ua\\_1.pdf](https://mev.gov.ua/sites/default/files/2025-09/utc-2025_ua_1.pdf).

22. Yang, S., Zhou, Y., Chen, X., Li, C., & Song, H. Fault diagnosis for wind turbines with graph neural network model based on one-shot learning. Royal Society open science. 2023, 10(7), 230706. <https://doi.org/10.1098/rsos.230706>.

23. Waqas Khan, P., & Byun, Y. C. Multi-Fault Detection and Classification of Wind Turbines Using Stacking Classifier. Sensors (Basel, Switzerland). 2022, 22(18), 6955. <https://doi.org/10.3390/s22186955>.

24. Samavat, Tina, et al. A comparative Analysis of the Mamdani and Sugeno Fuzzy Inference systems for MPPT of an ISlanded PV System. *International Journal of Energy Research*, 2023, 2023.1: 7676113.

25. Hartani, Mohamed Amine, et al. Sustainable energy assessment of multi-type energy storage system in direct-current-microgrids adopting Mamdani with Sugeno fuzzy logic-based energy management strategy. *Journal of Energy Storage*, 2022, 56: 106037.

26. Boudy Bilal, Kondo Hloindo Adjallah, Alexandre Sava, Kaan Yetilmezsoy, Emel Kıyan. Wind power conversion system model identification using adaptive neuro-fuzzy inference systems: A case study. *Energy*. 2022, Volume 239, Part B. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2021.122089>.

27. Zhang J, Cosma G, Watkins J. Image Enhanced Mask R-CNN: A Deep Learning Pipeline with New Evaluation Measures for Wind Turbine Blade Defect Detection and Classification. *Journal of Imaging*. 2021; 7(3):46. <https://doi.org/10.3390/jimaging7030046>.

28. Владов, С. І. Використання нечітких нейронних мереж в задачах контролю і діагностики технічного стану авіаційного двигуна ТВ3-117 у польотних режимах / Владов С. І., Москалик В. М., Подгорних Н. В. та ін. // Вісник Херсонського національного технічного університету. – 2021. – № 1 (76). – С. 77–86. – DOI: <https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2021.1.10>.

29. Резнік Р.Ю., Штовба С.Д. Синтез нечіткої бази знань Мамдані з використанням суперечливих правил. Матеріали III Всеукраїнської науково-практичної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених "Прикладні інформаційні технології" (22 квітня 2022 року) – Вінниця: ДонНУ імені Василя Стуса., с. 34–37.

30. Медиковський М. О., Мельник Р. В., Дубчак М. А. Нейромережевий метод визначення активного складу вітрової електричної станції. Вісник Національного університету «Львівська політехніка» «Інформаційні системи та мережі» 8 – SISN. 2020; Випуск 8: С. 55–64.



Додаток А  
Копії публікацій

науково-практичний симпозіум

**ТЕХНОЛОГІЇ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ:  
СИСТЕМИ ТА РІШЕННЯ**

**|20  
25**



*ЗАХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
КАФЕДРА СПЕЦІАЛІЗОВАНИХ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ  
ГРОМАДСЬКА ОРГАНІЗАЦІЯ «КІБЕРБЕЗПЕКА І АВТОМАТИЗАЦІЯ»*

науково-практичний симпозиум

***ТЕХНОЛОГІЇ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ:  
СИСТЕМИ ТА РІШЕННЯ  
(TIP:CT – 2025)***

24 жовтня 2025 року  
м. Тернопіль

---

**ТЕХНОЛОГІЇ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ: СИСТЕМИ ТА РІШЕННЯ**


---

**ЗМІСТ**

<i>Максим ПЕЧЕНЮК, Тарас ЦАВОЛНИК</i>	
<b>ЕВОЛЮЦІЯ КРИПТОГРАФІЧНИХ МЕТОДІВ ТА СИСТЕМ 5 ВНЯВЛЕННЯ ВТОРГНЕНЬ ДЛЯ ІoT</b>	
<i>Аліна ДАВЛЕТОВА</i>	
<b>ПРОЕКТУВАННЯ ЗАХИЩЕНИХ БАЗ ДАНИХ У РОЗПОДІЛЕНИХ 10 ІoT-СИСТЕМАХ</b>	
<i>Сергій СОРОКА, Микола БЕРНАДСЬКИЙ, Оксана БУРЛАК</i>	
<b>МОДЕЛЬНО-ОРІЄНТОВАНЕ КЕРУВАННЯ ТИПУ INTERNAL 14 MODEL CONTROL В СИСТЕМАХ РЕГУЛЮВАННЯ ТЕМПЕРАТУРИ</b>	
<i>Михайло КОБЕЛЯ</i>	
<b>ДОСЛІДЖЕННЯ ТА ОПТИМІЗАЦІЯ АВТОМАТИЗОВАНОЇ 18 СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ ВІСОКОТЕМПЕРАТУРНОЮ ТЕХНОЛОГІЧНОЮ УСТАНОВКОЮ</b>	
<i>Віталій КЛИМ, Тарас ЦАВОЛНИК</i>	
<b>АРХІТЕКТУРА СИСТЕМИ БЕЗПЕКИ KUBERNETES 22</b>	
<i>Світозар ВАСЕНКО, Степан ІВАСЬЄВ</i>	
<b>ВІДСТЕЖЕННЯ ДІЙ КОРИСТУВАЧА НА ОСНОВІ РЕЄСТРУ 24 WINDOWS</b>	
<i>Володимир ДМИТРУСЬ, Ренат ДАВЛЕТОВ</i>	
<b>АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ АВТОНОМНОЮ 27 ЕНЕРГЕТИЧНОЮ УСТАНОВКОЮ</b>	
<i>СТЕПАНЮК О.В., ПРОНЧУК Д.С.</i>	
<b>СУЧАСНІ ПЕРСПЕКТИВИ АВТОМАТИЗОВАНИХ СИСТЕМ 31 КОНТРОЛЮ ДОСТУПУ</b>	
<i>Олександр КУХАРУК</i>	
<b>АВТОМАТИЗАЦІЯ ПРОЦЕСІВ АНАЛІЗУ ТА МОНІТОРИНГУ 34 БЕЗПЕКИ СМАРТ-КОНТРАКТІВ</b>	
<i>Наталія ЯЦКІВ, Аліна МІКОЛАЙСЬКА</i>	
<b>КЛАСИФІКАЦІЯ КІБЕРРИЗИКІВ У ХМАРНИХ СЕРВІСАХ 37</b>	
<i>Володимир ПРАЦІНЬ, Ігор ПІГУХ</i>	
<b>АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ КОМПЛЕКСОМ 41 ЗБЕРІГАННЯ НАФТОПРОДУКТІВ</b>	
<i>Якименко Н., Слободян В., Якименко Ю., Хомяк Р.</i>	
<b>МЕТОД КІЛЬКІСНОЇ ОЦІНКИ КІБЕРРИЗИКІВ НА ОСНОВІ 46 ДОСТОВІРНИХ СТАТИСТИЧНИХ ІМОВІРНІСНИХ МОДЕЛІЙ</b>	
<i>Підсурський Д.В.</i>	
<b>АНАЛІЗ КОНСТРУКЦІЇ ТА ТИПОВИХ ДЕФЕКТІВ ВІТРОВИХ 51 ТУРБІН</b>	

---

УДК 004.9

*Підгурський Д.В.**Західноукраїнський національний університет***АНАЛІЗ КОНСТРУКЦІЇ ТА ТИПОВИХ ДЕФЕКТІВ ВІТРОВИХ ТУРБІН**

**Вступ.** Розроблення ефективних систем накопичення енергії на основі водню, що використовують енергію вітру як первинне джерело, має потенціал стати одним із головних складників декарбонізованої енергетики України. Водночас підвищення надійності та ефективності роботи вітросенергетичних установок є необхідною умовою сталого розвитку цієї галузі.

Сучасна вітрова турбіна є складною електромеханічною системою, що перетворює кінетичну енергію вітру на електричну [1]. Її технічний стан безпосередньо впливає на продуктивність і економічні показники виробництва. Тому аналіз конструкції основних вузлів і характерних дефектів турбіни є ключовим етапом розроблення системи діагностики та прогнозування відмов.

**Мета:** проаналізувати конструкцію вітрової турбіни, визначити основні вузли та типові дефекти, що впливають на ефективність її роботи, а також окреслити напрями подальшої діагностики на основі алгоритмів штучного інтелекту.

**1. Конструктивна схема вітрової турбіни**

На рисунку 1 наведена конструктивна схема вітрової турбіни [2].

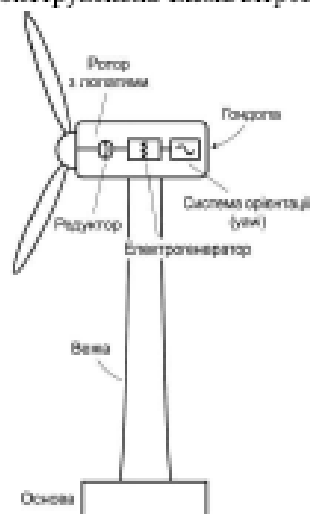


Рисунок 1 – Конструктивна схема вітрової турбіни

Типова горизонтально-осьова турбіна складатиметься з таких основних частин (рисунки 1):

1. Ротор з лопатями. Складається з композитних лопатей, закріплених на металі. Вони перетворюють кінетичну енергію повітряного потоку на механічну енергію обертання.
2. Головний підшипниковий вузол. Забезпечує передачу крутного моменту від ротора до вала, зменшуючи втрати на тертя. Підшипники є одним із найбільш

## ТЕХНОЛОГІЇ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ: СИСТЕМИ ТА РІШЕННЯ

навантажених і вразливих елементів.

3. Редуктор. Підвищує частоту обертання вала для узгодження з номінальною швидкістю генератора. Має складну зубчасту структуру, що потребує ретельного мастила та моніторингу стану.

4. Електрогенератор. Перетворює механічну енергію обертання в електричну. Зазвичай використовується асинхронний або синхронний генератор з постійними магнітами.

5. Система керування кутом атаки (pitch) і орієнтації (yaw). Регулюють напрямок і положення ротора відносно потоку вітру, забезпечуючи стабільну роботу при змінних швидкостях вітру.

6. Вежа та основа. Забезпечують механічну стабільність конструкції, утримуючи гондолу на необхідній висоті.

### 2. Типові несправності вітрових турбін та їх ознаки

Кожен із зазначених вузлів вітрової турбіни працює в умовах змінних навантажень, вібрацій та температурних коливань, що зумовлює поступове зношення деталей і появу дефектів. З огляду на складність конструкції, навіть незначні відхилення в роботі окремих елементів можуть спричинити суттєве зниження ефективності всієї установки або її аварійне зупинення. Тому систематичний аналіз типових несправностей, їхніх фізичних причин і діагностичних ознак є необхідною передумовою для побудови надійних методів моніторингу та автоматичної класифікації станів вітрових турбін.

Основні типи дефектів та їх характерні ознаки наведено в таблиці 1 [3, 4].

Таблиця 1 - Основні вузли вітрової турбіни, типові дефекти та їх діагностичні ознаки

Вузол / компонент	Типові дефекти	Діагностичні ознаки	Можливі наслідки
Підшипникової вузол	Знос, пітінг, тріщини, розбалансування	Зростання середньоквадратичного рівня вібрацій (RMS), імпульсні коливання, підвищення температури корпусу	Руйнування вала, зупинка генератора
Редуктор	Знос або поломка зубців, недостатнє мастило, розцентрування валів	Гармоніки на зубчастих частотах, збільшення шуму, перегрів мастила	Втрата крутного моменту, заклякнення передачі
Ротор і лопаті	Тріщини, деламінація, ерозія країв, обмерзання	Нерівномірні навантаження, збільшення рівня шуму, зміна швидкості обертання	Дисбаланс, падіння аеродинамічної ефективності

**ТЕХНОЛОГІЇ ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ: СИСТЕМИ ТА РІШЕННЯ**

Генератор	Знос підшипників, пошкодження ізоляції, перегрів обмоток	Підвищена температура, вібрації на кратних частотах обертання, зміна струму	Вихід генератора з ладу, електричні втрати
Система керування pitch/yaw	Відмова приводів, збій датчиків, неточне позиціонування	Нестабільність швидкості обертання, відхилення кута атаки, вібрації в гондолі	Зниження ефективності, підвищене навантаження на лопаті
Вежа та основа	Металеві тріщини, ослаблення болтів, корозія	Поступове збільшення амплітуди вібрацій, нахил конструкції, акустичні шуми	Порушення стабільності, ризик аварій

Найчастіше дефекти виникають у підшипникових вузлах, редукторі, лопатях ротора та системах керування [5]. Їх своєчасне виявлення потребує комплексного підходу до моніторингу стану обладнання із застосуванням вібраційних, акустичних і температурних показників.

**Висновок.** Отримані висновки створюють основу для подальшої розробки методів автоматичної діагностики та класифікації дефектів вітрових турбін із використанням алгоритмів штучного інтелекту, зокрема нейромережевого підходу Ванга—Менделя.

**Перелік використаних джерел.**

1. Вітроенергетика / За заг. ред. С. О. Кудрі. – Київ: Інститут відновлюваної енергетики НАНУ, 2023. – 135 с.

Беднарівський А. С. Проектування мікромережі постійного струму малопотужної вітрової турбіни для живлення побутових споживачів: кваліфікаційна робота на здобуття освітнього ступеня магістр за спеціальністю „141 – електроенергетика, електротехніка та електромеханіка“ / А. С. Беднарівський. – Тернопіль: ТНТУ, 2023. – 89 с.

Дубчак, Л. О. Аналіз дефектів лопатей вітрових турбін засобами нейро-нечіткої системи. Scientific Bulletin of UNFU, 2025. 35(3), С. 108-113. <https://doi.org/10.36930/40350311>.

Баліцький О. І. Кіберфізична система динамічного збору візуальних даних про дефекти об'єктів вітрової енергетики з використанням БПЛА : кваліфікаційна робота бакалавра : 123 Комп'ютерна інженерія / О. І. Баліцький ; Хмельниц. нац. ун-т. – Хмельницький, 2025. – 87 с.

Горлачук М. А. Розробка рекомендацій для попередження пошкодження вітрових турбін : робота на здобуття кваліфікаційного ступеня магістра : спец. 141 – електроенергетика, електротехніка та електромеханіка / наук. кер. В. П. Коваль. Тернопіль : Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, 2024. 72 с.



# ЗАХИСТ ІНФОРМАЦІЇ 2025

матеріали  
науково-практичного симпозиуму

2025



*ЗАХІДНОУКРАЇНСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ФАКУЛЬТЕТ КОМП'ЮТЕРНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ  
КАФЕДРА КІБЕРБЕЗПЕКИ  
ГРОМАДСЬКА ОРГАНІЗАЦІЯ «КІБЕРБЕЗПЕКА І АВТОМАТИЗАЦІЯ»*

**Матеріали  
науково-практичного симпозиуму  
"ЗАХИСТ ІНФОРМАЦІЇ 2025"**

28 листопада 2025  
Тернопіль

<i>ПЕРЕРВА Дмитро</i> .....	62
УДОСКОНАЛЕНІ ПІДХОДИ ДО ЗМЕНШЕННЯ ВИТОКУ МЕТАДАНИХ У СИСТЕМАХ БЕЗПЕЧНОГО ОБМІНУ ПОВІДОМЛЕННЯМИ	
<i>ПЕЧЕНЮК Максим, ЦАВОЛИК Тарас</i> .....	65
БАГАТОРІВНЕВІ АРХІТЕКТУРИ БЕЗПЕКИ ІОТ: ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ФРЕЙМВОРКІВ NIST, ISO/IEC 27400 ТА OWASP	
<i>ПИТЕЛЬ Роман, СЕГЕДА Євген</i> .....	71
АЛГОРИТМ ВИЯВЛЕННЯ ШКІДЛИВОГО ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ НА КІНЦЕВИХ ВУЗЛАХ МЕРЕЖІ	
<i>ПІДГУРСЬКИЙ Д.В.</i> .....	75
ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ МЕТОДИ КЛАСИФІКАЦІЇ ДЕФЕКТІВ ВІТРОВИХ ТУРБІН ТА ЗАХИСТУ КАНАЛІВ ПЕРЕДАЧІ ДІАГНОСТИЧНИХ ДАНИХ	
<i>ПІДЛИСЬКИЙ Дмитро, ДАВЛЕТОВА Аліна</i> .....	79
ПЛАТФОРМА МОНІТОРИНГУ ІНФОРМАЦІЙНОЇ БЕЗПЕКИ НА БАЗІ KIBANA	
<i>ПОМАЗИВЦА Василь, НЕТРЕБЯК Микола</i> .....	83
АНАЛІЗ РОЗВИТКУ ХМАРНИХ ОБЧИСЛЕНЬ ТА ПРОБЛЕМИ ЇХ БЕЗПЕКИ	
<i>РУЦІАК Владислав</i> .....	86
ПОРІВНЯННЯ FLOW ТА TYPESCRIPT В JAVASCRIPT	
<i>САРАПУК О.І., ЧЕРНЯК В.А.</i> .....	91
СТРУКТУРА МЕРЕЖІ КВАНТОВОГО РОЗПОДІЛУ КЛЮЧІВ ЗА ВЕРСІЄЮ ETSI	
<i>СОКОЛІК Максим, КУЛИНА Сергій</i> .....	94
АНАЛІЗ СУЧАСНИХ АЛГОРИТМІВ ВИДІЛЕННЯ ОЗНАК В БІОМЕТРІЇ	
<i>ЛУКАШ Остап</i> .....	97
ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА МАШИННОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ АУДИТУ БЕЗПЕКИ БЛОКЧЕЙН-СИСТЕМ	
<i>СТЕПАНЮК О.В., ЗАЛІЗНЯК В.В., КАСЯНЧУК М.М.</i> .....	99
АРХІТЕКТУРА ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО КОМПЛЕКСУ З БАГАТОРІВНЕВИМ КОНТРОЛЕМ ДОСТУПУ	
<i>ХМЕЛИК Вадим</i> .....	102
ДОСЛІДЖЕННЯ АРХІТЕКТУРИ ОПЕРАЦІЙНОГО ЦЕНТРУ БЕЗПЕКИ	
<i>ЧУХНІЙ Максим, ВЕЛЕЩУК Андрій</i> .....	106
СУЧАСНІ ЗАГРОЗИ БЕЗПЕКИ ВЕБ-ДОДАТКІВ	

УДК 004.9

*Піддурський Д.В.**Західноукраїнський національний університет***ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ МЕТОДИ КЛАСИФІКАЦІЇ ДЕФЕКТІВ ВІТРОВИХ  
ТУРБІН ТА ЗАХИСТУ КАНАЛІВ ПЕРЕДАЧІ ДІАГНОСТИЧНИХ ДАНИХ**

**Вступ.** Сучасні вітрові турбіни є складними кіберфізичними системами, у яких механічні, електричні та цифрові компоненти працюють у тісній взаємодії. Зростання потужності та технічної складності турбін супроводжується збільшенням обсягів діагностичних даних, що надходять від вібраційних, температурних та електричних сенсорів. У таких умовах ефективне виявлення дефектів основних вузлів є критично важливим для забезпечення надійності та економічної ефективності роботи вітроустановок.

Традиційні методи технічної діагностики часто виявляються недостатньо ефективними в умовах мінливих навантажень та високої варіативності сигналів. Тому все більшого значення набувають інтелектуальні методи аналізу даних, які дозволяють автоматично виділяти інформативні ознаки, виявляти приховані закономірності та точно класифікувати технічні дефекти. Алгоритм Ванга–Менделя, як один із найбільш інтерпретованих нечітких підходів, забезпечує побудову прозорих моделей, здатних працювати з неповними або зашумленими даними.

Разом із тим, точність інтелектуальних моделей безпосередньо залежить від достовірності діагностичних даних, що циркулюють у мережах керування та SCADA–системах. Перехоплення, модифікація або підміна цих даних може призвести до помилкової класифікації стану турбіни та порушення роботи алгоритмів моніторингу. Тому захист каналів передавання інформації є необхідною умовою забезпечення надійності кіберфізичної системи вітроенергетичної установки.

**Мета:** розробити підхід до класифікації дефектів вітрових турбін на основі інтелектуальних методів та визначити ключові вимоги до кіберзахисту каналів передавання діагностичної інформації.

**1. Інтелектуальна класифікація дефектів вітрових турбін**

Інтелектуальна класифікація дефектів вітрових турбін є ключовим напрямом сучасної діагностики стану обладнання. Вона ґрунтується на аналізі великих обсягів вібраційних, температурних, електричних та SCADA–даних, які характеризують роботу основних вузлів турбіни. Як підкреслюється у роботі [1], ефективна діагностика неможлива без глибокого розуміння природи дефектів таких компонентів, як підшипники, редуктор, генератор та лопаті, оскільки саме ці вузли найчастіше стають причиною аварій та зупинок.

У роботах [2] та [3] детально описано конструкції вітрових установок, що дозволяє сформувати повну картину джерел діагностичної інформації. Розуміння конструкції важливе для інтелектуальних методів тому, що кожен вузол володіє унікальними вібраційними та електричними «сигнатурами», за якими система навчання може розпізнавати тип дефекту.

## ЗАХИСТ ІНФОРМАЦІЇ 2025

Для створення інтелектуальних моделей класифікації використовують статистичні, спектральні та часові ознаки, які виділяються з діагностичних сигналів. Це узгоджується з підходами, сформованими у праці [4], де підкреслено високу ефективність нечітких та нейронмережових систем у задачах діагностики лопатей та акустичних аномалій. Нечіткі моделі особливо цінні у випадках, коли дані містять шум, не повністю вимірювані або перебувають у проміжному стані між «справністю» і «дефектом».

Алгоритм Ванга–Менделя займає особливе місце у цій групі методів, оскільки дозволяє автоматично сформувати інтерпретовану базу правил із реальних діагностичних даних. Це дає змогу поєднувати точність машинного навчання з прозорістю експертних систем. Такий підхід добре інтегрується в структури SCADA–моніторингу, що підтверджується результатами, наведеними у роботі [5], де для аналізу SCADA–даних використовуються методи глибинного навчання та автокодувальники.

Таким чином, описані вище принципи конструювання вітрових турбін, характер їхніх несправностей та методи обробки технічних даних узгоджуються з можливостями сучасних інтелектуальних алгоритмів. Перевагами інтелектуальних методів класифікації (табл. 1) є здатність працювати з великими масивами даних, враховувати нелінійні залежності, забезпечувати раннє виявлення дефектів і прогнозувати їхній розвиток. На відміну від традиційних порогових підходів, моделі штучного інтелекту здатні адаптуватися до змін у режимах роботи турбіни, враховувати взаємозв'язки між різними параметрами, а також працювати з сигналами низької якості. Застосування таких методів дозволяє значно зменшити ймовірність аварійних ситуацій, оптимізувати технічне обслуговування та знизити експлуатаційні витрати.

Таблиця 1 – Переваги інтелектуальних методів у порівнянні з традиційними

Традиційні методи	Інтелектуальні методи
Ґрунтуються на жорстких порогах	Навчаються за даними
Погано працюють із шумовими сигналами	Ефективні для зашумлених/неповних даних
Виявляють лише виражені дефекти	Здатні виявляти ранні стадії
Не адаптуються	Адаптивні, самонавчальні
Не описують складні нелінійності	Враховують взаємодію параметрів

Отже, узагальнення огляду літературних джерел та аналіз отриманих даних свідчать, що інтелектуальні методи класифікації є невід'ємною складовою сучасних систем моніторингу стану вітрових турбін. Водночас ефективність таких систем значною мірою залежить від достовірності та цілісності діагностичних даних, що передаються каналами зв'язку в межах SCADA–інфраструктури. Навіть мінімальне спотворення сигналів може призвести до хибної класифікації стану, помилкових рішень або передчасного виведення турбіни з роботи. Тому подальший розгляд питань кіберзахисту каналів передавання діагностичних даних є необхідним кроком для забезпечення комплексної надійності та безпеки вітроенергетичних систем.

---

## ЗАХИСТ ІНФОРМАЦІЇ 2025

---

### 2. Захист каналів передавання діагностичних даних.

Захист каналів передавання діагностичних даних є критично важливим компонентом сучасної системи технічного моніторингу вітрових турбін, оскільки процес класифікації дефектів повністю залежить від достовірності вимірювальної інформації. Як зазначається у роботах [2], [3], вітрові електроустановки мають складну архітектуру керування, що включає локальні контролери, промислові мережі, SCADA-системи та комунікаційні плузи, якими передаються як оперативні, так і діагностичні дані.

У роботі [5] розглядається структура даних системи SCADA вітрових турбін, а також підкреслюється важливість обробки великих масивів телеметрії у режимі реального часу. Оскільки SCADA-системи історично були розроблені без урахування сучасних кіберзагроз, вони є чутливими до атак типу Man-in-the-Middle, перехоплення даних, ін'єкції хибних сигналів та підміни команд керування. Спотворення даних навіть на рівні однієї температурної або вібраційної ознаки може призвести до невірної класифікації стану вузлів, що, у свою чергу, може спричинити або хибні дії оператора, або передчасне зупинення турбіни. Не менш важливим є те, що, згідно з аналізом дефектів у роботі [4], моделі машинного навчання та нечіткі системи є особливо чутливими до якості вхідних сигналів, оскільки працюють з нелінійними залежностями та ваговими коефіцієнтами, які можуть бути спотворені атакою на канал зв'язку. Це робить системи діагностики подвійно вразливими: як у фізичному, так і у кіберінформаційному вимірі.

З метою захисту каналів передавання інформації застосовуються криптографічні методи, технології контролю доступу та сегментації мереж. Використання протоколів TLS, IPSec, захищених варіантів OPC UA, а також VPN-тунелювання дозволяє забезпечити конфіденційність переданих даних. У роботах, що стосуються моделювання вітрових електроустановок [1, 2], підкреслюється важливість захищеної взаємодії між блоками керування pitch/yaw та системою генератора, оскільки саме ці ланки містять найбільш критичні параметри для діагностики стану турбіни. Отже, інтеграція засобів кіберзахисту з інтелектуальною класифікацією дефектів створює єдиний комплексний підхід, де технічний аналіз доповнюється гарантуванням достовірності даних, а ефективність діагностики напряму залежить від захищеності комунікаційної інфраструктури вітрової електростанції.

**Висновок.** Таким чином, робимо висновок, що сучасні вітрові турбіни функціонують як складні кіберфізичні системи, у яких технічний стан обладнання та надійність роботи безпосередньо залежать як від точності методів діагностики, так і від безпеки цифрової інфраструктури. Аналіз літературних джерел засвідчує, що інтелектуальні методи обробки даних, зокрема нечіткі моделі та алгоритм Ванга–Мендела, є ефективними засобами для класифікації дефектів основних вузлів вітрових турбін. Вони дозволяють враховувати нелінійні закономірності, працювати з неповними або зашумленими сигналами та виявляти початкові стадії розвитку несправностей, що значно підвищує рівень технічної безпеки та оптимізує процеси обслуговування.

## ЗАХИСТ ІНФОРМАЦІЇ 2025

---

Водночас встановлено, що інтелектуальні класифікаційні системи можуть забезпечити очікуваний рівень точності лише за умови повної достовірності вхідних діагностичних даних. Уразливість каналів передавання інформації, особливо в межах SCADA-систем, створює ризики спотворення сигналів, атак з підміною даних, несанкціонованого доступу та перехоплення телеметрії. Навіть мінімальні зміни у вібраційному або температурному потоці можуть призвести до хибної діагностики, некоректного прогнозу розвитку дефекту або до помилкових керуючих рішень. Отже, побудова ефективної системи моніторингу стану вітрових турбін вимагає комплексного підходу, який поєднує інтелектуальну класифікацію з надійними засобами кіберзахисту. Використання криптографічних протоколів, захищених інтерфейсів обміну даними, сегментації мереж та механізмів автентифікації забезпечує цілісність і конфіденційність інформації, на основі якої працюють моделі штучного інтелекту. Таким чином, інтеграція методів машинного навчання з сучасними принципами кібербезпеки формує основу для створення стійких, адаптивних і високоточних систем діагностики технічного стану вітроенергетичних установок.

### Паралік використаних джерел.

1. Горлачук М. А. Розробка рекомендацій для попередження пошкодження вітрових турбін : робота на здобуття кваліфікаційного ступеня магістра : спец. 141 – електроенергетика, електротехніка та електромеханіка / наук. кер. В. П. Коваль. Тернопіль : Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, 2024. 72 с. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/46863>.

2. Салашний В.М. Проектування вітрогенераторної установки для Національного університету «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка» : робота на здобуття кваліфікаційного ступеня магістра : спец. 144 – теплоенергетика / наук. кер. Б. А. Кутний. Полтава : Національний університет «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка», 2025. 78 с. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://repository.mup.edu.ua/bitstream/PolntTU/18598/1/%D0%A1%D0%B0%D0%BB%D0%B0%D1%88%D0%BD%D0%B8%D0%B9%20%D0%92.%D0%9C.pdf>.

3. Хоміцький О. І. Розробка системи керування синхронним генератором в автономному режимі для стабілізації напруги і частоти : робота на здобуття кваліфікаційного ступеня магістра : спец. 141 – електроенергетика, електротехніка та електромеханіка / наук. кер. Б. Я. Орбчук. Тернопіль : Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, 2024. 66 с. [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/46889>.

4. Дубчак, Л. О. Аналіз дефектів лопатей вітрових турбін засобами нейро-нетичкої системи. *Scientific Bulletin of UNFU*, 2025. 35(3), С. 108–113. <https://doi.org/10.36930/40350311>.

4. Мішенін Д. О. Гібридна модель автокодувальника LSTM для аналізу даних системи SCADA вітрових турбін : повноцільна заявка до кваліфікаційної роботи здобувача вищої освіти на другому (магістерському) рівні, спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія / Д. О. Мішенін ; М-во освіти і науки України, Харків. нац. ун-т радіоелектроніки. – Харків, 2025. – 55 с.

## Додаток Б

Фрагмент коду на Python для класифікації дефектів вітрової турбіни за допомогою алгоритму Ванга–Менделя

```

import numpy as np
from dataclasses import dataclass
from typing import List, Dict, Tuple, Optional
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.neural_network import MLPClassifier
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix,
ConfusionMatrixDisplay
import matplotlib.pyplot as plt
# 1) Utility: min-max scaling
def minmax_scale(X: np.ndarray, x_min: np.ndarray, x_max: np.ndarray) -> np.ndarray:
    eps = 1e-12
    return (X - x_min) / (x_max - x_min + eps)
def minmax_unscale(Xn: np.ndarray, x_min: np.ndarray, x_max: np.ndarray) ->
np.ndarray:
    return Xn * (x_max - x_min) + x_min
def to_norm(x: float, xmin: float, xmax: float) -> float:
    return float((x - xmin) / (xmax - xmin + 1e-12))
2) Fuzzy terms + membership functions
@dataclass(frozen=True)
class Term:
    name: str
    shape: str          # "tri" or "trap"
    params: Tuple[float, ...] # tri: (a,b,c), trap: (a,b,c,d) in normalized [0,1]
def mu(x: np.ndarray, term: Term) -> np.ndarray:

```

```

"""Membership degree for vector x (normalized to [0,1])."""
x = np.asarray(x, dtype=float)
if term.shape == "tri":
    a, b, c = term.params
    y = np.zeros_like(x, dtype=float)
    m1 = (x > a) & (x < b)
    y[m1] = (x[m1] - a) / (b - a + 1e-12)
    m2 = (x >= b) & (x < c)
    y[m2] = (c - x[m2]) / (c - b + 1e-12)
    y[x == b] = 1.0
    return np.clip(y, 0.0, 1.0)
if term.shape == "trap":
    a, b, c, d = term.params
    y = np.zeros_like(x, dtype=float)
    m1 = (x > a) & (x < b)
    y[m1] = (x[m1] - a) / (b - a + 1e-12)
    m2 = (x >= b) & (x <= c)
    y[m2] = 1.0
    m3 = (x > c) & (x < d)
    y[m3] = (d - x[m3]) / (d - c + 1e-12)
    return np.clip(y, 0.0, 1.0)
raise ValueError(f"Unknown shape: {term.shape}")
def fuzzify_matrix(
    Xn: np.ndarray,
    feature_names: List[str],
    terms: Dict[str, List[Term]],
) -> Tuple[np.ndarray, List[str]]:
    """

```

Convert normalized  $X_n$  ( $N, d$ ) into fuzzy feature matrix  $\Phi$ :  
concatenation of membership degrees for each feature's terms.

```

Returns (Phi, phi_feature_names)
"""
feats = []
phi_names = []
for j, fname in enumerate(feature_names):
    xcol = Xn[:, j]
    for term in terms[fname]:
        feats.append(mu(xcol, term))
        phi_names.append(f"{fname}:{term.name}")
Phi = np.vstack(feats).T # (N, total_terms)
return Phi, phi_names

# 3) Define physical bounds for Enercon E-115 EP3 feature vector
# X = [V, n, P, vRMS, T]
FEATURES = ["V", "n", "P", "vRMS", "T"]
# Physical ranges (choose reasonable bounds for scaling)
# V: cut-in..cut-out as in table
V_MIN, V_MAX = 2.5, 34.0
# n: rotor speed nominal range (approx). (If you include standstill, expand min to 0)
N_MIN, N_MAX = 4.0, 12.7
# P: from 0..Pr (kW)
P_MIN, P_MAX = 0.0, 3000.0
# vRMS: vibration RMS speed (mm/s). If your standard uses other limits, adjust.
VRMS_MIN, VRMS_MAX = 0.0, 10.0 # chosen to cover 7.1+ comfortably, with
headroom
# T: temperature (°C)
T_MIN, T_MAX = -20.0, 60.0 # covers extreme + some headroom
X_MIN = np.array([V_MIN, N_MIN, P_MIN, VRMS_MIN, T_MIN], dtype=float)
X_MAX = np.array([V_MAX, N_MAX, P_MAX, VRMS_MAX, T_MAX],
dtype=float)
# 4) Build fuzzy terms (defined in normalized space [0,1])

```

```

def build_terms() -> Dict[str, List[Term]]:
    # Helpers: convert physical critical points -> normalized
    v = lambda x: to_norm(x, V_MIN, V_MAX)
    r = lambda x: to_norm(x, N_MIN, N_MAX)
    p = lambda x: to_norm(x, P_MIN, P_MAX)
    s = lambda x: to_norm(x, VRMS_MIN, VRMS_MAX)
    t = lambda x: to_norm(x, T_MIN, T_MAX)

    # Given turbine specs / heuristics
    V_RATED = 12.0
    V_CUTIN = 2.5
    V_CUTOUT = 34.0

    # For temperature: normal up to ~40, warning around 40..50, critical >50
    # For vRMS: ISO-ish anchors 2.3/4.5/7.1 mm/s

    terms = {
        "V": [
            # low wind region: [cut-in .. ~6] high membership
            Term("low", "trap", (v(V_CUTIN), v(V_CUTIN), v(6.0), v(8.0))),
            # working/nominal around 8..16 (peak around rated)
            Term("work", "tri", (v(6.0), v(V_RATED), v(16.0))),
            # high near cut-out
            Term("high", "trap", (v(14.0), v(20.0), v(V_CUTOUT), v(V_CUTOUT))),
        ],
        "n": [
            Term("low", "trap", (r(4.0), r(4.0), r(6.0), r(7.0))),
            Term("nominal", "tri", (r(6.0), r(9.0), r(11.5))),
            Term("high", "trap", (r(10.5), r(11.5), r(12.7), r(12.7))),
        ],
        "P": [
            Term("low", "trap", (p(0.0), p(0.0), p(400.0), p(800.0))),
            Term("mid", "tri", (p(500.0), p(1500.0), p(2500.0))),
        ]
    }

```

```

    Term("high", "trap", (p(2200.0), p(2700.0), p(3000.0), p(3000.0))),
],
"vRMS": [
    # "norm": 1 up to 2.3, down to 0 near 4.5
    Term("norm", "trap", (s(0.0), s(0.0), s(2.3), s(4.5))),
    # "warn": peak around 4.5, vanishes near 2.3 and 7.1
    Term("warn", "tri", (s(2.3), s(4.5), s(7.1))),
    # "crit": starts after 4.5, becomes 1 at 7.1+
    Term("crit", "trap", (s(4.5), s(7.1), s(10.0), s(10.0))),
],
"T": [
    Term("normal", "trap", (t(-20.0), t(-20.0), t(35.0), t(42.0))),
    Term("high", "tri", (t(35.0), t(45.0), t(55.0))),
    Term("crit", "trap", (t(50.0), t(55.0), t(60.0), t(60.0))),
],
}
return terms
TERMS = build_terms()
# 5) Synthetic data generator (physically plausible, for demonstration)
def power_curve(V: np.ndarray, V_cutin=2.5, V_rated=12.0, V_cutout=34.0,
P_rated=3000.0) -> np.ndarray:
    """
    Simple stylized power curve:
    - below cut-in: 0 (we won't generate these by default)
    - between cut-in and rated: cubic ramp
    - above rated to cut-out: rated power
    """
    P = np.zeros_like(V, dtype=float)
    # cubic ramp
    m = (V >= V_cutin) & (V < V_rated)

```

```

x = (V[m] - V_cutin) / (V_rated - V_cutin + 1e-12)
P[m] = P_rated * (x ** 3)
# rated plateau
m2 = (V >= V_rated) & (V <= V_cutout)
P[m2] = P_rated
return P
def rotor_speed(V: np.ndarray, n_min=4.0, n_max=12.7, V_cutin=2.5, V_rated=12.0) ->
np.ndarray:
    """
    Rough rotor speed relationship: increases with wind up to rated, then ~caps.
    """
    n = np.zeros_like(V, dtype=float)
    m = (V >= V_cutin) & (V < V_rated)
    x = (V[m] - V_cutin) / (V_rated - V_cutin + 1e-12)
    n[m] = n_min + x * (n_max - n_min) * 0.9
    m2 = (V >= V_rated)
    n[m2] = n_max - 0.2 # near cap
    return n
def generate_synthetic_scada(
    N: int = 8000,
    seed: int = 42,
    defect_prob: float = 0.35,
) -> Tuple[np.ndarray, np.ndarray]:
    """
    Returns X (N,5) in physical units and y (N,) with classes 0..4
    """
    rng = np.random.default_rng(seed)
    # Generate only operating conditions (V >= cut-in)
    V = rng.uniform(V_MIN, V_MAX, size=N)
    # Base "healthy" signals

```

```

P0 = power_curve(V)
n0 = rotor_speed(V)
# Add noise / variability
P = P0 + rng.normal(0, 80, size=N)      # kW noise
n = n0 + rng.normal(0, 0.3, size=N)    # rpm noise
vRMS = rng.lognormal(mean=np.log(1.2), sigma=0.25, size=N) # typically low
T = rng.normal(30, 5, size=N)         # °C typical
# Clip to plausible bounds
P = np.clip(P, 0, 3200)
n = np.clip(n, N_MIN, N_MAX)
vRMS = np.clip(vRMS, 0, 10)
T = np.clip(T, -20, 60)
# Default class 0 (normal)
y = np.zeros(N, dtype=int)
# Decide which rows are defects
is_def = rng.random(N) < defect_prob
# For defected rows, sample class among 1..4 (with mild preference to 1..3)
defect_classes = rng.choice([1, 2, 3, 4], size=is_def.sum(), p=[0.35, 0.25, 0.25, 0.15])
y[is_def] = defect_classes
# Apply class-specific patterns
idx = np.where(is_def)[0]
for k, i in enumerate(idx):
    c = y[i]
    if c == 1:
        # Bearing defect: vRMS up, T up, P slightly down
        vRMS[i] = np.clip(vRMS[i] + rng.uniform(2.0, 5.5), 0, 10)
        T[i] = np.clip(T[i] + rng.uniform(8, 18), -20, 60)
        P[i] = np.clip(P[i] * rng.uniform(0.85, 0.98), 0, 3200)
    elif c == 2:
        # Rotor/blade imbalance: vRMS moderate, P down at same wind, T mild

```

```

vRMS[i] = np.clip(vRMS[i] + rng.uniform(1.3, 3.5), 0, 10)
P[i] = np.clip(P[i] * rng.uniform(0.75, 0.92), 0, 3200)
T[i] = np.clip(T[i] + rng.uniform(0, 8), -20, 60)
elif c == 3:
    # Electrical instability/overheat: T up, P "unstable" (extra noise), vRMS not
necessarily high
    T[i] = np.clip(T[i] + rng.uniform(10, 25), -20, 60)
    P[i] = np.clip(P[i] + rng.normal(0, 250), 0, 3200)
    vRMS[i] = np.clip(vRMS[i] + rng.uniform(0.0, 1.5), 0, 10)
elif c == 4:
    # Critical: near cut-out or extreme vibration/temp
    # Push to high wind sometimes
    if rng.random() < 0.6:
        V[i] = rng.uniform(28, 34)
        P[i] = power_curve(np.array([V[i]]))[0] + rng.normal(0, 120)
        n[i] = rotor_speed(np.array([V[i]]))[0] + rng.normal(0, 0.4)
    vRMS[i] = np.clip(vRMS[i] + rng.uniform(4.5, 8.0), 0, 10)
    T[i] = np.clip(T[i] + rng.uniform(18, 35), -20, 60)
    # Often triggers protection → power drops
    if rng.random() < 0.7:
        P[i] = np.clip(P[i] * rng.uniform(0.0, 0.3), 0, 3200)
X = np.column_stack([V, n, P, vRMS, T]).astype(float)
return X, y
# 6) Train + evaluate
def run_experiment(
    N: int = 8000,
    seed: int = 42,
    test_size: float = 0.25
):
    X, y = generate_synthetic_scada(N=N, seed=seed)

```

```

# Normalize (min-max in physical units)
Xn = minmax_scale(X, X_MIN, X_MAX)
# Fuzzify -> fuzzy feature matrix
Phi, phi_names = fuzzify_matrix(Xn, FEATURES, TERMS)
# Split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    Phi, y, test_size=test_size, random_state=seed, stratify=y
)
# Models
mlp = MLPClassifier(
    hidden_layer_sizes=(32, 16),
    activation="relu",
    solver="adam",
    alpha=1e-4,
    learning_rate_init=1e-3,
    max_iter=300,
    random_state=seed
)
svm = SVC(kernel="rbf", C=5.0, gamma="scale", probability=False,
random_state=seed)
dt = DecisionTreeClassifier(max_depth=6, random_state=seed)
models = {
    "Neuro-fuzzy + MLP": mlp,
    "SVM (RBF)": svm,
    "Decision Tree": dt
}
results = {}
for name, model in models.items():
    model.fit(X_train, y_train)
    y_pred = model.predict(X_test)

```

```

results[name] = y_pred
print("\n" + "="*90)
print(name)
print(classification_report(y_test, y_pred, digits=4))
cm = confusion_matrix(y_test, y_pred, labels=[0,1,2,3,4])
disp = ConfusionMatrixDisplay(cm, display_labels=[0,1,2,3,4])
disp.plot(values_format="d")
plt.title(f"Confusion Matrix: {name}")
plt.show()

return results, (X, y), (Phi, phi_names)

# 7) Quick visualization: membership functions for vRMS (optional)
def plot_membership_functions_for_feature(feature: str, n_points: int = 400):
    xmin, xmax = 0.0, 1.0
    x = np.linspace(xmin, xmax, n_points)
    plt.figure()
    for term in TERMS[feature]:
        plt.plot(x, mu(x, term), label=term.name)
    plt.title(f"Membership functions for {feature} (normalized)")
    plt.xlabel(f"{feature} (norm)")
    plt.ylabel("mu")
    plt.ylim(-0.05, 1.05)
    plt.legend()
    plt.show()

# 8) Run
if __name__ == "__main__":
    # optional plots to verify membership shapes
    plot_membership_functions_for_feature("vRMS")
    plot_membership_functions_for_feature("T")
    # experiment
    results, raw_data, fuzzified = run_experiment(N=8000, seed=42)

```