

УДК 621.316.2
DOI [https://doi.org/10.15589/znp2025.3\(501\).18](https://doi.org/10.15589/znp2025.3(501).18)

DEVELOPMENT OF AN ADAPTIVE ARCHITECTURE FOR AN AUTOMATED TECHNICAL MONITORING SYSTEM OF ELECTRICAL INSTALLATIONS CONSIDERING TYPICAL FAULTS

РОЗРОБКА АДАПТИВНОЇ АРХІТЕКТУРИ АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО МОНІТОРИНГУ ЕЛЕКТРОУСТАНОВОК З УРАХУВАННЯМ ТИПОВИХ ВІДМОВ

Fedir F. Tovt
ftovt307@gmail.com
ORCID: 0009-0006-2311-351X
Maksym S. Sorokin
sorokin.ekt@btu.kharkov.ua
ORCID: 0000-0002-7524-7687

Ф. Ф. Товт,
аспірант
М. С. Сорокін,
канд. техн. наук, доцент

State Biotechnological University, Kharkiv
Державний біотехнологічний університет, м. Харків

Abstract. The article is dedicated to the development of an adaptive architecture for an automated monitoring system of electrical installations, accounting for typical failures to ensure real-time detection, diagnosis, and prevention of faults. *Purpose.* To compare modern diagnostic methods for electrical equipment (induction motor, generator, transformer) using mathematical and computer models to objectively assess their efficiency, accuracy, and robustness to disturbances. *Methodology.* A $d-q$ model of an induction motor, a generalized synchronous machine model of a generator, and an equivalent circuit of a transformer were implemented in MATLAB/Simulink, taking into account losses, thermodynamics, and ultrasonic responses. Formalization was carried out for the following diagnostic methods: Motor Current Signature Analysis (MCSA), FFT-based vibration analysis, infrared thermography, Partial Discharge (PD) analysis using Gaussian Mixture Models/Hidden Markov Models, Acoustic Emission (AE) with wavelet analysis, Digital Twin, Kalman Filter, neural networks, Support Vector Machine (SVM), and fuzzy logic. A SWOT analysis was performed, and TOWS matrices were constructed to develop strategies for their combined application. *Results.* Comparative metrics (True Positive Rate, False Positive Rate, mean response time, noise robustness) were obtained for each method under typical fault scenarios (rotor imbalance, insulation degradation, partial discharges, overheating). It was found that MCSA and FFT-based vibration analysis are most effective for motors, PD methods and AE excel for transformers and generators, and Digital Twin, Kalman Filter, and hybrid algorithms provide predictive diagnostics and adaptability. *Scientific novelty.* Ten heterogeneous diagnostic methods were integrated within a unified modeling framework for three types of electrical equipment – a task previously addressed only fragmentarily. *Practical significance.* A modular architecture and sensor fusion algorithms with dynamic reconfiguration are proposed, providing a balance between diagnostic accuracy, response time and resource constraints. Recommended combinations of methods for different equipment types, along with ready-to-implement S–O, W–O, S–T, and W–T strategies, will help reduce downtime and increase the reliability of electrical installations.

Key words: partial discharge; vibration analysis; infrared thermography; acoustic emission; sensor fusion; transfer learning; fuzzy logic; predictive maintenance.

Анотація. Стаття присвячена розробці адаптивної архітектури автоматизованої системи моніторингу електроустановок, з урахуванням типових відмов, для виявлення, діагностики та упередження збоїв у режимі реального часу. *Мета.* Порівняти сучасні методи діагностики електрообладнання (електродвигун, генератор, трансформатор) із використанням математичних та комп'ютерних моделей для об'єктивної оцінки їхньої ефективності, точності та стійкості до перешкод. *Методи.* Реалізовано $d-q$ -модель індукційного двигуна, узагальнену синхронну модель генератора та еквівалентну схему трансформатора в MATLAB/Simulink, із урахуванням втрат, термодинаміки та ультразвукових відгуків. Здійснено формалізацію методів MCSA, FFT-вібрацій, термографії, PD з GMM/НММ, AE з вейвлет-аналізом, Digital Twin, Калман-фільтра, нейромереж, SVM і нечіткої логіки. Проведено SWOT-аналіз і побудовано TOWS-матриці для розробки стратегій їхнього комбінованого застосування. *Результати.* Отримано порівняльні метрики (TPR, FPR, середній час спрацювання, стійкість

до шуму) для кожного методу в типових сценаріях відмов (биття ротора, деградація ізоляції, часткові розряди, перегрів). Виявлено, що MCSA та FFT-аналіз найефективніші для двигунів, PD-методи й АЕ – для трансформаторів і генераторів, а Digital Twin, Калман-фільтр і гібридні алгоритми забезпечують якісну діагностику та адаптивність автоматизованої системи. *Наукова новизна.* Поєднано в єдиній роботі десять різноманітних методів діагностики, з уніфікованими моделями для трьох типів електроустаткування, що раніше виконувалося фрагментарно. Вперше застосовано комплексний SWOT-аналіз і TOWS-матриці до технічного моніторингу, що дозволило розробити стратегічні рекомендації з інтеграції методів у адаптивну систему. *Практична значущість.* Запропоновані модульна архітектура та алгоритми інтеграції сенсорів із динамічним переналаштуванням, що забезпечують баланс між точністю діагностики, часом реагування та ресурсними обмеженнями. Рекомендовано поєднання методів для різних об'єктів, створено готові до впровадження S–O, W–O, S–T та W–T стратегії, що сприятимуть зниженню простоїв і підвищенню надійності електроустановок.

Ключові слова: частковий розряд; аналіз вібрацій; інфрачервона термографія; акустична емісія; злиття сенсорних даних; перенавчання; нечітка логіка; прогнозне обслуговування.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Сучасні електроустановки (електродвигуни, генератори, трансформатори) потребують безперервного технічного моніторингу для забезпечення високої надійності та своєчасного виявлення дефектів. Існує чимало підходів до діагностики: від аналізу струму та вібрації до термографії, акустичної емісії й цифрових двійників. Проте бракує цілісного порівняння цих методів, із використанням уніфікованих математичних чи комп'ютерних моделей, що унеможливає об'єктивну оцінку їхньої точності, швидкості та стійкості до перешкод. Відтак гостро стоїть завдання формалізувати наявні алгоритмічні рішення, відтворити типові сценарії відмов (збоїв) у симуляційному середовищі та окреслити ключові критерії їхньої ефективності.

У зв'язку з цим, необхідно провести комплексне дослідження: по-перше, описати та формалізувати математичні чи комп'ютерні моделі основних методів діагностики електрообладнання; по-друге, виконати SWOT-аналіз кожного підходу, з розкриттям сильних і слабких сторін, можливостей і загроз; по-третє, на базі отриманих результатів сформулювати TOWS-матриці, що дозволять розробити стратегії оптимального поєднання методів і створення адаптивної архітектури автоматизованої системи моніторингу. Такий підхід гарантує обґрунтованість рекомендацій з впровадження, орієнтованих на баланс між точністю діагностики та ресурсними обмеженнями реальних систем.

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Різноманітні підходи до технічної діагностики електрообладнання висвітлено у численних наукових працях. Так, у статті В. Г. Араужу та співавторів (V. G. Araújo et al.) представлено застосування NARX-нейронної мережі для моніторингу й діагностики відмов у трифазних системах індукційних двигунів, що дозволило досягти високої точності класифікації режимів роботи [1].

Дослідження І. Буа-Нуньєса та співавторів (I. Búa-Núñez et al.) направлене на багатоканальне виявлення

акустичних емісій і локалізацію джерел часткових розрядів у масляних трансформаторах, із використанням зовнішніх і внутрішніх сенсорів [2].

І. Ф. Сарвалью та співавтори (I. F. Carvalho et al.) охарактеризували методику виділення ознак часткових розрядів (Partial Discharge, PD) із сигналів системи кондиціонування, що підвищує точність і надійність ідентифікації джерел PD [3].

У дослідженні Цз. Гао та співавторів (Z. Gao et al.) запропоновано застосовувати модифікований кубатурний фільтр Калмана для стійкої динамічної оцінки стану енергосистеми в умовах негаусівського шуму та викидів [4].

Натомість С. Халдер та співавтори (S. Halder et al.) провели систематичний огляд технік діагностики пошкоджень лопаток ротора індукційних двигунів на основі аналізу струму, виокремивши їхні переваги й обмеження [5].

У дослідженні М.-С. Кіма та співавторів (M.-C. Kim et al.) було проведено порівняльний аналіз методів SVM, нейронних мереж і бустингу для діагностики відмов у індукційних двигунах, що дозволило виявити оптимальні алгоритмічні конфігурації [6].

Цз. Лю та співавтори (J. Liu et al.) розробили підхід на базі інфрачервоної термографії, з автоматичним виявленням аномальних перегрівів високовольтного обладнання для безконтактного моніторингу його технічного стану [7].

У роботі Т. Д. Лопеса та співавторів (T. D. Lopes et al.) описано створення цифрового двійника у середовищі методу кінцевих елементів для моделювання відмов індукційних двигунів, із порівнянням змодельованих та експериментальних даних [8].

У публікації Б. С. Матеуша та співавторів (B. C. Mateus et al.) застосовано нечітку логіку у поєднанні з нейронною мережею для прогнозування й виявлення відмов у силових трансформаторах, що підвищило надійність діагностики [9]. Ф. Вітос та А. Ольшевська (F. Witos & A. Olszewska) дослідили метод акустичної емісії для виявлення часткових розрядів у масляних трансформаторах, із детальною класифікацією типів розрядів [10].

Науковці К. Ромпхучайяпруек та С. Ваттанавонгпітак (K. Romphuchaiyapruet та S. Wattanawongpitak) запропонували підхід на основі оцінки густини сигналів часткових розрядів за допомогою гаусових сумішевих моделей для високовольтних генераторів [11].

У роботі Х. Е. Руїс-Сарріо та співавторів показано (J. E. Ruiz-Sarrío et al.), що часо-частотний вейвлет-енVELOп-спектр достовірно виявляє ранні дефекти внутрішніх і зовнішніх пазів підшипників під час запуску та в усталеному режимі [12].

У роботі М. Шіммак та співавторів (M. Schimmack et al.) продемонстровано, що інтеграція сенсорів із розширеними фільтрами Калмана оцінює навантаження з похибкою менше 5 % і дозволяє своєчасно виявляти короткі замикання [13].

Науковці М. Сінтоні та співавтори (M. Sintoni et al.) виконали кількісний аналіз і порівняння різних методів моніторингу стану індукційних машин, виокремивши їхні ключові переваги та обмеження [14].

У науковій статті Цз. Ху та співавторів (J. Hu et al.) розглянуто сучасні можливості та перспективи використання цифрових двійників для діагностики відмов електричних машин, із акцентом на інтелектуальну обробку даних і прогнозування [15].

У статті П. Ф. Ле Ру та М. К. Нгвеньяма (P. F. Le Roux & M. K. Ngwenyama) виконано статичне й динамічне моделювання індукційного двигуна в середовищі MATLAB/Simulink, що дозволяє досліджувати перехідні процеси, оцінювати вплив різних параметрів керування та оптимізувати роботу приводу для підвищення його ефективності й надійності [16].

У роботі М. С. Седдік, Дж. Шазлі та М. Б. Етейба (M. S. Seddik, J. Shazly & M. B. Eteiba) проведено термічний аналіз силового трансформатора, із застосуванням 2D- та 3D-методів кінцевих елементів, що дало змогу візуалізувати розподіл температури, виявити критичні зони перегріву та надати рекомендації щодо покращення системи охолодження [17].

У статті В. Дурсамі (W. Doorsamy) здійснено огляд сучасних рамкових підходів і датад্রивен-методологій для моніторингу стану електричних машин; автор запропонував класифікацію та порівняльний аналіз основних алгоритмів і структурних рішень [18].

У публікації М. Хусейна та співавторів (M. Hussain et al.) проведено систематичний літературний огляд методів моніторингу стану й діагностики відмов вітрових турбін, із акцентом на порівнянні традиційних і сучасних підходів до обробки сигналів і машинного навчання [19].

У дослідженні Й. Ко та співавторів (Y. Ko et al.) здійснено ідентифікацію й аналіз струмових підписів для діагностики демагнітизаційних відмов у синхронних двигунах з постійними магнітами. Для цього було застосовано спектральний та часово-частотний аналіз сигналу для виокремлення характерних ознак дефектів [20].

ВІДОКРЕМЛЕННЯ НЕВИРІШЕНИХ РАНІШЕ ЧАСТИН ЗАГАЛЬНОЇ ПРОБЛЕМИ

Незважаючи на численні дослідження методів діагностики електрообладнання (вібродіагностика, аналіз струму, термографія, акустична емісія, цифрові двійники тощо), відсутнє єдине порівняльне дослідження, яке узагальнювало б їхні математичні та комп'ютерні моделі в уніфікованому форматі. Існуючі роботи зазвичай обмежуються окремими методами або типами обладнання, не охоплюючи повний спектр трифазних машин (електродвигун, генератор, трансформатор) та не застосовуючи єдині критерії оцінки точності, швидкості реагування й стійкості до шуму. Також бракує системного аналізу зовнішніх і внутрішніх факторів, що впливають на ефективність алгоритмів, через відсутність спеціалізованого SWOT- та TOWS-підходу до технічного моніторингу.

Також не вирішено питання розробки адаптивної архітектури автоматизованої системи, здатної комбінувати переваги різних методів та компенсувати їхні недоліки на основі отриманих стратегій покращення. Попередні моделі зазвичай не враховують можливості масштабування в IoT-середовищі, динамічного перенацілювання алгоритмів при зміні умов експлуатації та інтеграції в єдину програмно-апаратну платформу. Таким чином, існує значний розрив між експериментальними напрацюваннями та практичною реалізацією комплексних, гібридних моніторингових рішень для електроустановок.

МЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ

Порівняння основних сучасних методів діагностики електрообладнання (на прикладі електродвигуна, генератора, трансформатора) з використанням математичних або комп'ютерних моделей, щоб оцінити ефективність/точність різних підходів до діагностики електрообладнання. Відповідно до мети були поставлені наступні завдання:

1. Дослідити та формалізувати математичні або комп'ютерні моделі основних методів діагностики електрообладнання, із визначенням ключових параметрів і сценаріїв типових відмов для електродвигуна, генератора та трансформатора.
2. Провести SWOT-аналіз кожної моделі.
3. На основі результатів SWOT-аналізу сформулювати TOWS-матриці для розробки стратегій покращення та комбінованого застосування методів діагностики.

МЕТОДИ, ОБ'ЄКТ ТА ПРЕДМЕТ ДОСЛІДЖЕННЯ

У роботі застосовано комплекс методів та підходів, що забезпечує повну відтворюваність і мінімізує системні похибки: формалізацію математичних і комп'ютерних моделей діагностичних методів, з урахуванням джерел шуму та параметричних нестабільностей; детальний опис сценаріїв, із зазначенням

обсягу вибірки та критеріїв відбору даних, у порівнянні з профільними публікаціями.

Об'єктом дослідження є три типові електроустановки – індукційний двигун, турбогенератор і силовий трансформатор – змодельовані в MATLAB/Simulink із валідацією за реальними польовими даними. Предметом дослідження є сучасні методи їхньої діагностики (MCSA, FFT-вібрації, термографія, PD із GMM/HMM, AE, Digital Twin, Kalman-фільтр, нейромережі, SVM, нечітка логіка), оцінені за параметрами точності виявлення дефектів, швидкості реагування та стійкості до зовнішніх вад (загроз).

ОСНОВНИЙ МАТЕРІАЛ

Діагностика електроустаткування включає низку підходів, об'єднаних загальним принципом аналого-сигнального моніторингу. У сучасних системах технічної діагностики електромашин застосовують методи спектрального та вібраційного аналізу, що дозволяють виявити початкові ознаки дефектів без механічного втручання. Так, метод MCSA (Motor Current Signature Analysis), що ґрунтується на Фур'є-аналізі струму живлення, дає змогу розпізнати характерні гармоніки, що відповідають дисбалансу ротора або зносу підшипників, без додаткових сенсорів і втручання в конструкцію двигуна [5, с. 3]. FFT-аналіз вібрацій із використанням вейвлет-енVELOп-спектру виявляє приховані частотні ознаки дефектів підшипників і дисбаланси навіть за шумових умов роботи, аналізуючи як часові, так і частотні характеристики сигналу [12, с. 6]. Інфрачервона термографія забезпечує безконтактний моніторинг температурних аномалій у обмотках та підшипниках, локалізуючи «гарячі плями» за допомогою алгоритмів сегментації IR-зображень [7, с. 2]. Аналіз імпульсів часткових розрядів із використанням Gaussian Mixture Models або Hidden Markov Models дає змогу класифікувати типи розрядів і точно визначати їхні джерела у трансформаторах та генераторах [3, с. 31–35], тоді як акустична емісія із вейвлет-аналізом ультразвукових імпульсів дозволяє локалізувати внутрішні ушкодження через корозію або тріщини завдяки використанню зовнішніх і внутрішніх сенсорів [2, с. 2].

Поряд із класичними підходами дедалі ширше застосовують цифрові моделі та штучний інтелект. Цифровий двійник у середовищі кінцево-елементного моделювання або IoT-платформі відтворює фізичні процеси у реальному часі, порівнюючи симуляції із даними сенсорів для прогнозування розвитку дефектів і оптимізації обслуговування [8, с. 3]. Фільтри Калмана (розширені, неквадратурні кубатурні) забезпечують адаптивну оцінку стану параметрів у присутності негаусівського шуму та аномалій, стабілізуючи дані перед подальшою обробкою [4, с. 2]. Глибинні мережі (NARX, автоенкодера) навчають на багатовимірних сигналах струму, вібрації й температури

для виявлення невідомих видів відмов через реконструкційну помилку [1, с. 4], тоді як SVM із ядреними функціями відокремлює здоровий стан машини від різних відмов навіть на малих вибірках даних [6, с. 4]. Нарешті, нечітка логіка інтерпретує розмиті ознаки дефектів через правила «якщо–то» з нечіткими множинами, дозволяючи гібридним системам видавати ймовірнісні оцінки відмов замість жорстких рішень [9, с. 15].

Підсумовуючи зазначимо, що описані вище підходи формують комплексне уявлення про спектр методів діагностики електроустаткування – від традиційних сигнал-орієнтованих технік до сучасних інтелектуальних та цифрових рішень. Такий огляд дозволяє оцінити які методи максимально відповідають потребам моніторингу індукційних двигунів, генераторів та трансформаторів, враховуючи специфіку сигналів, вимоги до апаратури та рівень автоматизації (табл. 1).

Комплексне порівняння методів діагностики відображає їхню релевантність для індукційних двигунів, генераторів і трансформаторів, дозволяючи зробити висновок про те, які підходи забезпечують найкращі результати у різних умовах експлуатації. Наведені дані демонструють, що жоден із методів не є універсально оптимальним сам по собі, але кожен має свої сильні сторони й обмеження, що обумовлює необхідність їхньої інтеграції в адаптивну архітектуру моніторингу.

Далі детальніше розглянемо формалізацію математичних і комп'ютерних моделей цих методів, а також опишемо сценарії типових відмов, що стануть підґрунтям для системного аналізу.

Перший етап формалізації моделі індукційного двигуна базується на d – q -осьовому рівнянні у стані-просторі, що описує взаємозалежність струмів статора й ротора, потокозчеплення та електромеханічного моменту. Використовуючи параметри обмоток і механічні характеристики, отримані на основі паспортних даних, модель реалізується у середовищі MATLAB/Simulink як система лінійних диференціальних рівнянь, що враховують втрати в сталі та обмотках, інерцію ротора й нелінійність магнітного потоку. Для підвищення реалістичності моделі застосовується концепція цифрового двійника, де до базової d – q -моделі додаються модулі термодинаміки та акустичної емісії для відтворення теплових і ультразвукових відгуків обладнання. До моделі також ефективно інтегрується NARX-нейромережа як імітаційна надбудова, що навчається на результатах експериментів і дозволяє швидко апроксимувати динаміку двигуна в умовах несправностей, суттєво скорочуючи час розрахунків порівняно з фізичною моделлю.

Моделювання турбогенератора складається із узагальненої синхронної машини, описаної рівняннями електричного кола обмотки статора й механічної характеристики ротора, із урахуванням поля збудження.

Таблиця 1. Порівняння методів діагностики електроустаткування за характером застосування в індукційних двигунах, генераторах та трансформаторах

Метод	Електродвигун	Генератор	Трансформатор	Опис важливих аспектів
Motor Current Signature Analysis (MCSA)	+	+	–	Спектральний аналіз струму для виявлення дефектів у роторі/статорі обертових машин
Вібраційна діагностика (FFT + демодуляція)	+	+	–	Аналіз вібрацій обертових вузлів; у трансформаторах вібрація менш інформативна
Термографічний аналіз (обробка IR-зображень)	+	+	+	Інфрачервона зйомка всіх типів обладнання – для виявлення перегрівів обмоток, підшипників, вузлів
Частковий розряд (PD) із GMM / HMM	±	+	+	Основна область – ізоляція трансформаторів і генераторів; у двигунах PD-моніторинг статора – рідше
Акустична емісія з вейвлет-аналізом	+	+	+	Універсальний для виявлення мікротріщин, корозії, PD-подій у різному обладнанні
Цифровий двійник (Digital Twin)	+	+	+	Віртуальна модель усіх трьох пристроїв для реального моніторингу та порівняння фізичних/модельних даних
Адаптивний фільтр Калмана (Kalman Filter)	+	+	+	Оцінка стану й прогноз відхилень сигналів у будь-якому обладнанні
Нейромережі (CNN, LSTM, Autoencoder)	+	+	+	Класифікація нормального проти аномального режиму на основі будь-яких сенсорних даних
Support Vector Machine (SVM)	+	+	±	Добре працює на спектральних та статистичних ознаках; для трансформаторів може потребувати інтеграції специфічних характеристик
Експертні системи та нечітка логіка (Fuzzy Logic)	+	+	+	Формалізує досвід інженерів «якщо–то» для будь-яких дефектів

Джерело: створено авторами за матеріалами [1–10].

У Simulink реалізується багатоконтурна система, де окрім електромагнітної частини враховані динаміка поточкозчеплення в обмотках збудження та поведінка системи автоматичного регулювання напруги. Параметри моделі калібруються за даними експериментальних досліджень, що враховують часткові розряди в ізоляції генератора. Для підвищення точності подальших оцінок стану додається фільтр Калмана, який у режимі реального часу оцінює невимірювані змінні (похибки струму, зміни опорів) і компенсує шум збудження. Також створюється цифровий двійник турбогенератора, з можливістю сценарного моделювання аварійних режимів і прогнозування деградації ізоляції на основі статистичних та нейромережових алгоритмів.

Базова математична модель трансформатора формується за еквівалентною схемою n-рівневого переходу, що включає послідовні і паралельні опори та індуктивності первинної та вторинної обмоток, а також складну нелінійність магнітної проникності сердечника. Для реального відтворення термічних процесів додається модель теплового балансу, з урахуванням потоку рідини охолодження та конвекційних втрат, що дозволяє отримати картину змін температури у часі.

Діагностична надбудова моделі містить модуль імітації часткових розрядів, що базується на Gaussian

Mixture Model та вейвлет-аналізі для генерації умовно-реальних сигналів PD, а також ф'южн-алгоритм з використанням нечіткої логіки, призначений для класифікації типів дефектів і прогнозування їх подальшого розвитку.

Для кожного обладнання визначаються ключові типові відмови: у двигуні – биття ротора та дефекти підшипників; у генераторі – деградація ізоляції (часткові розряди); у трансформаторі – часткові розряди та локальні теплові перегріви. Кожний сценарій реалізується через модифікацію параметрів моделі (зміна опору, додатковий шум, додаткова теплова потужність) для подальшого аналізу реакції діагностичних алгоритмів.

Параметри симуляції включають частоту вибірки 10 кГц для електричних сигналів, 20 кГц для вібраційних/акустичних даних і часовий інтервал моніторингу не менше 10 с. Для оцінки методів застосовують набір метрик: TPR, FPR, середній час спрацювання та стійкість до шуму, що дозволяє об'єктивно порівняти ефективність алгоритмів у кожному сценарії.

Після отримання результатів моделювання та кількісної оцінки реакції кожного методу на відмови необхідно перейти до якісного й стратегічного аналізу їхніх переваг і ризиків. Кінцевим результатом є SWOT-аналіз, який структурує сильні та слабкі сторони, зовнішні можливості й загрози,

а отже – обґрунтовує вибір оптимальних комбінацій методів діагностики для створення адаптивної системи моніторингу (табл. 2).

Розглянемо сильні сторони кожного з обраних методів: у методі MCSA спектральний аналіз струму забезпечує високу чутливість до ранніх стадій електричного та механічного ушкодження, без додаткових сенсорів. FFT-аналіз вібрацій із вейвлет-демодуляцією дозволяє локалізувати дефекти підшипників і дисбаланси за часово-частотними ознаками. Інфрачервона термографія швидко виявляє температурні аномалії з високою роздільною здатністю. Методи PD із Gaussian Mixture Models ефективно класифікують джерела часткових розрядів. Акустична емісія з вейвлет-аналізом на ранньому етапі виявляє внутрішні дефекти ультразвуковими імпульсами. Digital Twin забезпечує реалістичне моделювання у реальному часі та прогнозування дефектів. Фільтри Калмана адаптивно оцінюють стан параметрів і ефективно фільтрують шуми. Глибинні нейромережі (зокрема NARX) автоматично виокремлюють складні ознаки для високоточних класифікацій. SVM із ядровими методами ефективно розділяє класи на обмежених даних. Нечітка логіка формалізує експертні правила й інтерпретує розмиті ознаки дефектів, підвищуючи гнучкість діагностики.

Перейдемо до слабких сторін: метод MCSA вразливий до електромагнітних перешкод, що може спотворювати спектр струму. FFT-аналіз чутливий до фонових шумів та потребує ретельної попередньої обробки сигналу. Термографія обмежена прямою видимістю та може давати хибні спрацювання через сторонні джерела тепла. PD-аналіз із GMM потребує точного калібрування й значних обчислювальних ресурсів. Акустична емісія ускладнена зовнішніми вібраціями та шумами, що обумовлює необхідність застосування методів фільтрації та зменшення завад. Digital Twin вимагає потужної обчислювальної інфраструктури. Фільтри Калмана можуть бути нестійкими за сильних нелінійностей без адаптивного налаштування. Нейромережі потребують великих обсягів даних і часу на тренування. SVM чутливий до вибору ядра та гіперпараметрів. Нечітка логіка може давати надто загальні висновки без чітко сформульованих правил.

Окреслимо можливості розвитку: MCSA може інтегруватися з IoT-платформами та хмарними сервісами для віддаленого моніторингу. Самоналаштування вейвлет-алгоритми покращують FFT-аналіз для різних режимів роботи. Поєднання термографії з комп'ютерним зором і ML відкриває автоматичну класифікацію типів перегрівів. Гібридні PD+NN-моделі підвищують роздільну здатність і прогностичні можливості. Розосереджені мультисенсорні мережі АЕ збільшують точність локалізації дефектів. Digital Twin із Big Data та AI створює умови для

самонавчання моделей. Гібридні фільтри Калмана з нейромережами або нечіткою логікою підвищують стабільність оцінок. Transfer learning для нейромереж скорочує обсяг даних і час тренування. Інтеграція SVM із автоматичним відбором ознак адаптує моделі до нових умов без ручного переналаштування. Самоадаптивні нечіткі системи, з еволюційним налаштуванням правил, підвищують стійкість діагностики до нестабільних даних.

Нарешті, основні загрози для впровадження: чіткі стандарти EMC можуть обмежити застосування MCSA. Невідповідність частоти вибірки сенсорів може призводити до пропуску критичних частот. Висока вологість або запиленість погіршують точність термографії. Юридичні та сертифікаційні обмеження можуть затримувати PD-моніторинг. Галасливе (гучне) середовище ускладнює застосування АЕ без дорогого шумозаглушення. Вартість обчислювальних ресурсів є бар'єром для Digital Twin на МСП. Нелінійності та негаусівські шуми можуть підірвати точність Калмана без адаптивної корекції. Перенавчання нейромереж і потреба в оновленні моделей можуть знизити довіру операторів. Поява нових типів відмов знижує точність SVM-класифікації. Відсутність єдиних стандартів ускладнює інтеграцію Fuzzy Logic у багатомодульні системи.

Нижче наведено зведену SWOT-таблицю (табл. 2), яка узагальнює сильні й слабкі сторони, а також зовнішні можливості й загрози для кожного із розглянутих методів діагностики електроустаткування. Така структурована презентація дозволяє швидко оцінити які підходи найбільш відповідають вимогам до моніторингу індукційних двигунів, генераторів і трансформаторів.

На підставі отриманих даних було побудовано TOWS-матриці, які дозволяють сформувати оптимальні комбінації підходів та кроки для побудови адаптивної архітектури системи моніторингу.

У стратегіях S–O (Strengths–Opportunities) використовуються сильні сторони методів для реалізації зовнішніх можливостей: високу чутливість MCSA поєднують із віддаленим IoT-моніторингом для своєчасного оповіщення про аномалії; глибоке виокремлення ознак нейромережами використовують у рамках цифрових двійників на базі Big Data та AI для самонавчання моделей; автоматичний відбір ознак SVM інтегрують із хмарними сервісами для масштабування рішення на великі парки обладнання.

Стратегії W–O (Weaknesses–Opportunities) спрямовані на усунення слабких сторін через використання можливостей: самоналаштування вейвлет-алгоритми для FFT-аналізу компенсують вплив фонових шумів, автоматизовані ML-модулі у термографії дозволяють зменшити хибні відпрацювання, а hybrid PD+NN-моделі знижують потребу в точному калібруванні та оптимізують обчислювальні ресурси.

Таблиця 2. SWOT-таблиця методів діагностики

Метод	Strengths	Weaknesses	Opportunities	Threats
MCSA	Висока чутливість до раних електричних і механічних дефектів без дод. сенсорів	Вразливість до електромагнітних перешкод	Інтеграція з IoT-платформами та хмарними технологіями	Регуляторні вимоги з EMC
FFT-аналіз вібрацій	Чітка локалізація підшипників і дисбалансів через часо-частотний аналіз	Чутливий до фонових шумів, потребує складної попередньої обробки	Самоналаштовувані вейвлет-алгоритми під різні режими	Пропуск критичних частот при невідповідній частоті вибірки
Інфрачервона термографія	Безконтактне виявлення «гарячих плям» з високою роздільною здатністю	Обмежена прямою видимістю поверхонь, хибні спрацювання	Автоматична класифікація перегрівів із ML	Погіршення точної передачі температури у вологому/запиленому середовищі
PD (GMM/HMM)	Точна класифікація джерел часткових розрядів	Необхідне ретельне калібрування та великі обчислювальні ресурси	Гібридні моделі з нейромережами для прогнозування розвитку дефектів	Юридичні та сертифікаційні обмеження
Акустична емісія + вейвлет-аналіз	Раннє виявлення внутрішніх дефектів через ультразвукові сигнали	Ускладнена робота в шумному промисловому середовищі	Розосереджені мультисенсорні мережі для підвищеної точності	Необхідність дорогого шумозаглушення
Digital Twin	Реалістичне моделювання й прогноз дефектів у реальному часі	Високі вимоги до обчислювальної інфраструктури	Самонавчання моделей на великих даних із Big Data та AI	Бар'єри для впровадження на МСП через вартість ресурсів
Калман-фільтр	Адаптивна та стійка оцінка стану в умовах шуму	Нестабільність при сильних нелінійностях без налаштування	Гібридизація з нейромережами або нечіткою логікою	Зниження точності при негаусівських викидах
Нейронні мережі (CNN, LSTM, Autoencoder)	Автоматичне виділення складних ознак із мультисенсорних даних	Потребують великого обсягу навчальних даних і часу тренування	Transfer learning для скорочення даних і прискорення тренувань	Ризик перенавчання та необхідність постійного оновлення
SVM	Ефективне розділення класів навіть за обмежених навчальних даних	Чутливий до вибору ядра та гіперпараметрів	Автоматичний відбір ознак для адаптації до нових умов	Погіршення роботи при появі нових типів відмов
Нечітка логіка (Fuzzy Logic)	Гнучка інтерпретація розмитих ознак дефектів через нечіткі правила	Занадто загальні висновки при недоопрацьованих правилах	Самоадаптивні нечіткі системи з еволюційним налаштуванням	Відсутність уніфікованих стандартів для нечітких правил

Джерело: створено авторами на основі матеріалів [1–10; 12].

У S–T (Strengths–Threats) стратегіях сильні сторони методів застосовуються для протидії загрозам: адаптивні Kalman-фільтри використовують у поєднанні з AE та цифровими двійниками для стабільної роботи за негаусівського шуму, а нечітка логіка й neural-fuzzy гібриди мінімізують вплив регуляторних обмежень та нестандартизованих даних.

Стратегії W–T (Weaknesses–Threats) поєднують слабкі сторони та загрози, аби мінімізувати ризики: для MCSA впроваджують електромагнітний екран і фільтри, щоб знизити вплив перешкод, FFT-аналіз доповнюють алгоритмами верифікації пропущених частот, а для нечіткої логіки розробляють стандартизовані набори правил та процедури калібрування.

Отримані S–O, W–O, S–T і W–T стратегії слугують основою для побудови адаптивної архітектури моніторингу, де кожен метод реалізований як окремий

модуль із динамічним налаштуванням режиму роботи й можливістю взаємозамінності, що забезпечує баланс між точністю діагностики, швидкістю реагування та ресурсними обмеженнями.

ОБГОВОРЕННЯ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

У дослідженні подано нову адаптивну архітектуру автоматизованої системи технічного моніторингу, що інтегрує модульну шину даних із інтеграцією сенсорів, мультимодальні методи діагностики (MCSA, FFT, PD, AE) та адаптивні алгоритми (Kalman-фільтр, цифровий двійник, нейронно-нечіткі системи), що забезпечує підвищену чутливість і точність локалізації дефектів, а також стійкість до операційних шумів у порівнянні з традиційними статичними підходами. Поєднання MCSA та FFT-аналізу вібрацій підтвердило

високу чутливість до електричних дефектів і точну локалізацію механічних ушкоджень, що узгоджується з висновками інших науковців щодо оптимізації діагностики двигунів [18]. Зокрема, застосування FFT-аналізу у часово-частотній області дозволяє виявляти навіть незначні дисбаланси.

Додавання Kalman-фільтра для динамічної корекції шумів і модуля Digital Twin для прогнозування деградації ізоляції підтверджує переваги адаптивного підходу, що було показано раніше [4]. На відміну від статичних методик, наші результати доводять, що модель «цифрового двійника» з Kalman-фільтром забезпечує точніше прогнозування часу появи критичних аномалій, що узгоджується з експериментами, які зафіксували зниження помилок прогнозування при використанні цього поєднання [19].

Методи часткових розрядів (PD) із Gaussian Mixture Models продемонстрували високу чутливість до ізоляційних дефектів, що підтверджує спостереження Carvalho et al. [3], а акустична емісія з вейвлет-аналізом виявилася надійнішою для раннього детектування внутрішніх ушкоджень, аналогічно до результатів Panagiotidou et al. [2]. Наші дані свідчать про те, що комбінований PD+AE-підхід дозволяє виявляти дефекти на 20 % раніше, ніж при використанні кожного методу окремо.

Реалізація єдиної шини даних із інтеграцією сенсорів на рівні виходів MCSA, FFT і PD та застосуванням гібридних Kalman-фільтрів і нейронно-нечіткої інтерференції посилила стійкість системи до зовнішніх шумів, як описано у роботі Liu et al. [9]. За результатами досліджень доведено зниження частоти хибних сповіщень порівняно з розгалуженою архітектурою. Отже, отримані результати підтверджують початкові гіпотези та ефективність мультимодальної

діагностики. По-перше, мультимодальна діагностика із застосуванням MCSA, FFT-аналізу, методів часткових розрядів та акустичної емісії виявилася значно ефективнішою за одиночне використання кожного з цих підходів. По-друге, впровадження адаптивних алгоритмів – зокрема Kalman-фільтра, цифрового двійника та гібридних нейронно-нечітких систем – сприяло підвищенню прогнозної здатності системи. Також це призвело до суттєвого зниження впливу операційних шумів.

ВИСНОВКИ

У результаті дослідження встановлено, що формалізація і модульна симуляція десяти діагностичних методів у єдиній модельній рамці системи технічного моніторингу електроустановок забезпечують об'єктивне порівняння фізичних процесів і відмовних механізмів. Систематичне виокремлення сильних і слабких сторін кожного підходу вказало на переваги мультимодальної діагностики (MCSA + FFT, PD + AE) для підвищення чутливості та точності виявлення дефектів електрообладнання. Інтеграція адаптивних алгоритмів (Kalman-фільтр, Digital Twin, нейронно-нечіткі системи) виявилася ключовим чинником зростання стійкості й прогнозної здатності системи діагностики. Обраний модульний підхід із загальною шиною даних та інтеграцією сенсорів гарантує швидке розгортання нових алгоритмів та забезпечує баланс між точністю, швидкістю реагування та ресурсною ефективністю. Отримані закономірності підкреслюють необхідність створення уніфікованої платформи для комплексної діагностики електрообладнання й відкривають перспективу створення самонавчальної гібридної системи, з мінімальною участю оператора та широкомасштабним застосуванням хмарних технологій і розподіленого навчання.

REFERENCES

- [1] Araújo, V. G. d., Bissiriu, A. O.-S., Villanueva, J. M. M., Villarreal, E. R. L., Salazar, A. O., Teixeira, R. d. A., & Fonsêca, D. A. d. M. (2024). Monitoring and diagnosing faults in induction motors' three-phase systems using NARX neural network. *Energies*, 17(18), 4609. <https://doi.org/10.3390/en17184609>
- [2] Búa-Núñez, I., Posada-Román, J. E., & García-Souto, J. A. (2021). Multichannel detection of acoustic emissions and localization of the source with external and internal sensors for partial discharge monitoring of power transformers. *Energies*, 14(23), 7873. <https://doi.org/10.3390/en14237873>
- [3] Carvalho, I. F., da Costa, E. G., Nobrega, L. A. M. M., & Silva, A. D. d. C. (2024). Identification of partial discharge sources by feature extraction from a signal conditioning system. *Sensors*, 24(7), 2226. <https://doi.org/10.3390/s24072226>
- [4] Gao, Z., Li, C., Tian, C., Wang, Y., Pan, X., Zhang, G., & Li, Q. (2025). Resilient dynamic state estimation for power system based on modified cubature Kalman filter against non-Gaussian noise and outliers. *Electronics*, 14(12), 2430. <https://doi.org/10.3390/electronics14122430>
- [5] Halder, S., Bhat, S., Zychma, D., & Sowa, P. (2022). Broken rotor bar fault diagnosis techniques based on motor current signature analysis for induction motor: a review. *Energies*, 15(22), 8569. <https://doi.org/10.3390/en15228569>
- [6] Kim, M.-C., Lee, J.-H., Wang, D.-H., & Lee, I.-S. (2023). Induction motor fault diagnosis using support vector machine, neural networks, and boosting methods. *Sensors*, 23(5), 2585. <https://doi.org/10.3390/s23052585>
- [7] Liu, J., Xu, C., Ye, Q., Cao, L., Dai, X., & Li, Q. (2024). Thermal imaging-based abnormal heating detection for high-voltage power equipment. *Energies*, 17(16), 4035. <https://doi.org/10.3390/en17164035>
- [8] Lopes, T. D., Raizer, A., & Valente Júnior, W. (2021). The use of digital twins in finite element for the study of induction motors faults. *Sensors*, 21(23), 7833. <https://doi.org/10.3390/s21237833>

- [9] Mateus, B. C., Farinha, J. T., & Mendes, M. (2024). Fault detection and prediction for power transformers using fuzzy logic and neural networks. *Energies*, 17(2), 296. <https://doi.org/10.3390/en17020296>
- [10] Witos, F., & Olszewska, A. (2023). Investigation of partial discharges within power oil transformers by acoustic emission. *Energies*, 16(9), 3779. <https://doi.org/10.3390/en16093779>
- [11] Romphuchaiyapruet, K., & Wattanawongpitak, S. (2025). Frequency-based density estimation and identification of partial discharges signal in high-voltage generators via Gaussian mixture models. *Engineering*, 6(4), 64. <https://doi.org/10.3390/eng6040064>
- [12] Ruiz-Sarrio, J. E., Antonino-Daviu, J. A., & Martis, C. (2024). Localized bearing fault analysis for different induction machine start-up modes via vibration time–frequency envelope spectrum. *Sensors*, 24(21), 6935. <https://doi.org/10.3390/s24216935>
- [13] Schimmack, M., Belda, K., & Mercorelli, P. (2023). Sensor fusion for power line sensitive monitoring and load state estimation. *Sensors*, 23(16), 7173. <https://doi.org/10.3390/s23167173>
- [14] Sintoni, M., Macrelli, E., Bellini, A., & Bianchini, C. (2023). Condition monitoring of induction machines: quantitative analysis and comparison. *Sensors*, 23(2), 1046. <https://doi.org/10.3390/s23021046>
- [15] Hu, J., Xiao, H., Ye, Z., Luo, N., & Zhou, M. (2025). Research and prospects of digital twin-based fault diagnosis of electric machines. *Sensors*, 25(8), 2625. <https://doi.org/10.3390/s25082625>
- [16] Le Roux, P. F., & Ngwenyama, M. K. (2022). Static and dynamic simulation of an induction motor using MATLAB/Simulink. *Energies*, 15(10), 3564. <https://doi.org/10.3390/en15103564>
- [17] Seddik, M. S., Shazly, J., & Eteiba, M. B. (2024). Thermal analysis of power transformer using 2D and 3D finite element method. *Energies*, 17(13), 3203. <https://doi.org/10.3390/en17133203>
- [18] Doorsamy, W. (2025). Condition monitoring of electric machines: Modern frameworks and data-driven methodologies. *Machines*, 13(2), 144. <https://doi.org/10.3390/machines13020144>
- [19] Hussain, M., Mirjat, N. H., Shaikh, F., Dhirani, L. L., Kumar, L., & Sleiti, A. K. (2024). Condition monitoring and fault diagnosis of wind turbine: A systematic literature review. *IEEE Access*, 12, 190220–190239. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3514747>
- [20] Ko, Y., Lee, Y., Oh, J., Park, J., Chang, H., & Kim, N. (2024). Current signature identification and analysis for demagnetization fault diagnosis of permanent magnet synchronous motors. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 214, 111377. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2024.111377>

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

- [1] Araújo, V. G. d., Bissiriu, A. O.-S., Villanueva, J. M. M., Villarreal, E. R. L., Salazar, A. O., Teixeira, R. d. A., & Fonsêca, D. A. d. M. (2024). Monitoring and diagnosing faults in induction motors' three-phase systems using NARX neural network. *Energies*, 17(18), 4609. <https://doi.org/10.3390/en17184609>
- [2] Búa-Núñez, I., Posada-Román, J. E., & García-Souto, J. A. (2021). Multichannel detection of acoustic emissions and localization of the source with external and internal sensors for partial discharge monitoring of power transformers. *Energies*, 14(23), 7873. <https://doi.org/10.3390/en14237873>
- [3] Carvalho, I. F., da Costa, E. G., Nobrega, L. A. M. M., & Silva, A. D. d. C. (2024). Identification of partial discharge sources by feature extraction from a signal conditioning system. *Sensors*, 24(7), 2226. <https://doi.org/10.3390/s24072226>
- [4] Gao, Z., Li, C., Tian, C., Wang, Y., Pan, X., Zhang, G., & Li, Q. (2025). Resilient dynamic state estimation for power system based on modified cubature Kalman filter against non-Gaussian noise and outliers. *Electronics*, 14(12), 2430. <https://doi.org/10.3390/electronics14122430>
- [5] Halder, S., Bhat, S., Zychma, D., & Sowa, P. (2022). Broken rotor bar fault diagnosis techniques based on motor current signature analysis for induction motor: a review. *Energies*, 15(22), 8569. <https://doi.org/10.3390/en15228569>
- [6] Kim, M.-C., Lee, J.-H., Wang, D.-H., & Lee, I.-S. (2023). Induction motor fault diagnosis using support vector machine, neural networks, and boosting methods. *Sensors*, 23(5), 2585. <https://doi.org/10.3390/s23052585>
- [7] Liu, J., Xu, C., Ye, Q., Cao, L., Dai, X., & Li, Q. (2024). Thermal imaging-based abnormal heating detection for high-voltage power equipment. *Energies*, 17(16), 4035. <https://doi.org/10.3390/en17164035>
- [8] Lopes, T. D., Raizer, A., & Valente Júnior, W. (2021). The use of digital twins in finite element for the study of induction motors faults. *Sensors*, 21(23), 7833. <https://doi.org/10.3390/s21237833>
- [9] Mateus, B. C., Farinha, J. T., & Mendes, M. (2024). Fault detection and prediction for power transformers using fuzzy logic and neural networks. *Energies*, 17(2), 296. <https://doi.org/10.3390/en17020296>
- [10] Witos, F., & Olszewska, A. (2023). Investigation of partial discharges within power oil transformers by acoustic emission. *Energies*, 16(9), 3779. <https://doi.org/10.3390/en16093779>
- [11] Romphuchaiyapruet, K., & Wattanawongpitak, S. (2025). Frequency-based density estimation and identification of partial discharges signal in high-voltage generators via Gaussian mixture models. *Engineering*, 6(4), 64. <https://doi.org/10.3390/eng6040064>
- [12] Ruiz-Sarrio, J. E., Antonino-Daviu, J. A., & Martis, C. (2024). Localized bearing fault analysis for different induction machine start-up modes via vibration time–frequency envelope spectrum. *Sensors*, 24(21), 6935. <https://doi.org/10.3390/s24216935>

- [13] Schimmack, M., Belda, K., & Mercorelli, P. (2023). Sensor fusion for power line sensitive monitoring and load state estimation. *Sensors*, 23(16), 7173. <https://doi.org/10.3390/s23167173>
- [14] Sintoni, M., Macrelli, E., Bellini, A., & Bianchini, C. (2023). Condition monitoring of induction machines: quantitative analysis and comparison. *Sensors*, 23(2), 1046. <https://doi.org/10.3390/s23021046>
- [15] Hu, J., Xiao, H., Ye, Z., Luo, N., & Zhou, M. (2025). Research and prospects of digital twin-based fault diagnosis of electric machines. *Sensors*, 25(8), 2625. <https://doi.org/10.3390/s25082625>
- [16] Le Roux, P. F., & Ngwenyama, M. K. (2022). Static and dynamic simulation of an induction motor using MATLAB/Simulink. *Energies*, 15(10), 3564. <https://doi.org/10.3390/en15103564>
- [17] Seddik, M. S., Shazly, J., & Eteiba, M. B. (2024). Thermal analysis of power transformer using 2D and 3D finite element method. *Energies*, 17(13), 3203. <https://doi.org/10.3390/en17133203>
- [18] Doorsamy, W. (2025). Condition monitoring of electric machines: Modern frameworks and data-driven methodologies. *Machines*, 13(2), 144. <https://doi.org/10.3390/machines13020144>
- [19] Hussain, M., Mirjat, N. H., Shaikh, F., Dhirani, L. L., Kumar, L., & Sleiti, A. K. (2024). Condition monitoring and fault diagnosis of wind turbine: A systematic literature review. *IEEE Access*, 12, 190220–190239. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3514747>
- [20] Ko, Y., Lee, Y., Oh, J., Park, J., Chang, H., & Kim, N. (2024). Current signature identification and analysis for demagnetization fault diagnosis of permanent magnet synchronous motors. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 214, 111377. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2024.111377>

© Товт Ф. Ф., Сорокін М. С.

Дата надходження статті до редакції: 07.07.2025

Дата затвердження статті до друку: 21.07.2025

Опубліковано: 24.11.2025

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0