

The authors propose expanding the network of meteorological buoys in the global ocean and supplementing it with mobile weather stations installed on ships. These stations would transmit data to coastal centers via satellite systems, ensuring integration with global predictive models such as GODAE/Mercator-Ocean. This approach would significantly improve forecast accuracy and enhance the safety of maritime transportation. The article emphasizes the importance of automating data collection and processing to reduce risks associated with human error. The authors call for international cooperation to implement these initiatives, highlighting the need for funding and long-term project support. The use of such systems will promote the development of shipping and minimize risks associated with adverse weather conditions.

Keywords: vessel, navigator, navigation, water transport means, sailing safety, ocean routes, weather buoy, weather conditions, navigation safety, management, and navigation.

УДК 629.5.064.5:004.032.26:681.518.5

doi.org/10.33298/2226-8553.2024.3.41.08

Штрибець В.В., Трофименко А.О., Тришин В.В., Лісовський С.В.

МЕТОД ДІАГНОСТИКИ НЕСПРАВНОСТЕЙ У СУДНОВИХ ЕЛЕКТРОЕНЕРГЕТИЧНИХ СИСТЕМАХ НА ОСНОВІ ВДОСКОНАЛЕНОЇ ЗГОРТКОВОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Запропоновано вдосконалений метод діагностики несправностей у суднових електроенергетичних системах, в якому використовується нейронна мережа. Метод відрізняється безпосереднім використанням оригінальних зображень, коли не проводяться їх розкладання та вилучення функцій. Вдосконалений метод характеризується низкою переваг, у тому числі простоту застосування, високу швидкість, автоматичне оновлення параметрів та стабільні, точні результати, за допомогою яких метод долає існуючі недоліки у традиційній діагностиці несправностей суднових електроенергетичних систем. Метою статті є розробка методу діагностики несправностей у суднових електроенергетичних системах, який базується на вдосконаленій згортковій нейронній мережі для забезпечення безпеки та стабільності роботи електроенергетичної системи судна. Для цього, по-перше, з використанням програмного додатку MATLAB побудована імітаційна модель судової електроенергетичної системи для отримання нормального робочого стану та стану генератора та навантаження в енергосистемі. По-друге, промодельована крива реакції на несправності, і з цього отримано набір даних для навчання згорткової нейронної мережі. Третім кроком є розробка моделі діагностики несправностей на основі вдосконаленої згорткової нейронної мережі з використанням відкритого фреймворку глибокого навчання TensorFlow. На заключному етапі було проведено навчання згорткової нейронної мережі та отримано оптимальні результати діагностики електроенергетичної системи судна з метою оптимізації структурних параметрів та діагностики судової електроенергетичної системи. Результати показали, що запропонована імітаційна модель на основі вдосконаленої згорткової нейронної мережі дозволяє забезпечити підтримку діагностики несправностей електроенергетичної системи судна, підвищити стабільність роботи та безпеку електроенергетичної системи судна, і, таким чином, забезпечити безпеку екіпажу. Подальшим напрямком дослідження є вдосконалення в плані часу навчання моделі. У майбутньому імітаційна модель може бути вдосконалена таким чином, щоб вона більше відповідала реальним судовим електроенергетичним системам. На основі оптимізованої моделі згорткової нейронної мережі точність діагностики може бути також відповідно покращена.

Ключові слова: метод, діагностика несправностей, вдосконалена згорткова нейронна мережа, суднова електроенергетична система, набір даних, навчання, моделювання

Постановка проблеми. З постійним розвитком технологій електроенергетичні системи суден будуть мати можливість координації енергоживлення обладнання всіх відповідних елементів та складових судна, що є важливою тенденцією розвитку суден у майбутньому [1, 2]. Системи електроживлення на судах значно відрізняються від наземних енергосистем [3]. Вони є незалежними та мають меншу потужність, що може призводити до коливань напруги в разі застосування великих навантажень та викликати дуже серйозні проблеми. Несправність будь-якого обладнання в системі може вплинути на всю електромережу та загрожувати безпеці всього судна. Електрична система судна є ядром всього судна, що висуває високі вимоги до безпеки експлуатації та діагностики несправностей. Для систем діагностики несправностей на судових електроенергетичних системах необхідні більш швидкі та точні методи діагностики, ніж для наземних енергосистем у випадку наявності системних проблем [4, 5].

Ефективним підходом до діагностики несправностей судової електроенергетичної системи є моделювання відповідної системи. Традиційними є фізичні моделі, які розробляються за принципом подібності. Ці моделі дозволяють абстрагувати внутрішні характеристики системи в математичні вирази, вивести внутрішні характеристики фактичної системи, а також діагностувати несправності через визначення змін взаємозв'язку між незалежними і залежними змінними моделі.

При цьому модель системи електроживлення судна містить у собі модулі кожного базового блоку, для яких будується математична модель відповідно до основних принципів електроенергетичної системи судна. Після цього формується повна імітаційна модель електроенергетичної системи судна. Дослідження включають в себе як методи моделювання, так і методи автоматичного управління та інші теоретичні методи.

Для забезпечення стабільності напруги енергосистеми судна важливо враховувати взаємозв'язок між генератором та його збудженням. Система збудження генератора являє собою комплекс приладів, до складу якого входять патоген, автоматичний регулятор збудження (АРЗ), пристрій для швидкісного форсування збудження, засоби польового загартування, збудження, допоміжна комутаційна і контрольно-вимірювальна апаратура. Метод управління збудженням пройшов кілька етапів розвитку, починаючи з класичного (інтегрального або диференціального) методу управління та закінчуючи багатоваріантним методом управління, заснованим на сучасній теорії, який застосовується як інтелектуальний метод управління [6, 7].

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Для моделювання електроенергетичних систем суден на теперішній час проводяться ряд досліджень з метою забезпечення стабільності системи.

У роботі [8] було запропоновано нечіткий метод комутаційного збудження для приливної генераторної установки, який дозволяє вирішити проблеми з динамічними і статичними дефектами продуктивності в управлінні збудженням та покращити її характеристики.

У роботі [9] було застосовано управління зворотнім зв'язком для польових струмів двофазного збуджувача щіток, а для частоти збудження і послідовності фаз був прийнятий контроль відліку швидкості, що дозволяє досягнути постійного струму поля для основного генератора.

У роботі [10] було запропоновано нелінійне координоване збудження і статичний компенсатор для регулювання вихідної напруги та підвищення перехідної стійкості енергосистеми синхронного генератора нескінченної шини.

У роботі [11] була розроблена математична модель генератора вищого порядку для більш детального опису стану генератора в рамках розвитку методів діагностики несправностей судових електроенергетичних систем.

У роботі [12] були запропоновані три різні математичні моделі для математичного моделювання синхронного генератора, які використовуються при різних умовах роботи, а також проведений детальний порівняльний аналіз моделей для підвищення точності моделювання.

В роботах [13, 14] визначено, що на теперішній час методи діагностики несправностей можна класифікувати на три основні типи. Перший тип – це аналітичне моделювання, яке містить оцінку стану та параметрів, а також перевірку узгодженості. Хоча воно має характеристики реального часу та глибинність системи людини, проте воно також має деякі недоліки, такі як

велика помилка моделювання та значні перешкоди шуму. Другий тип – це обробка сигналів, до складу якої входить спектральний аналіз та вейвлет-перетворення. Вона має переваги, такі як простота застосування та хороша продуктивність у реальному часі, проте вона не може боротися з потенційними несправностями. Третій тип – це штучний інтелект, який базується на нейронних мережах, теорії нечітких мереж, генетичних алгоритмах, штучних імунних системах та нечіткому кластерному аналізі, дереві відмов та опорних векторних машинах, які мають високі здібності до навчання та міркування. Використання цього типу методів діагностики може допомогти подолати ключові несправності, такі як зламаний стрижень ротора або несправність електричної фази.

В роботі [15] запропоновано метод діагностики несправностей електроприводу електричного судна, проте кількість об'єктів діагностики несправностей є недостатньою.

У статті [4] представлений метод моніторингу навантаження та виявлення несправностей, який базується на кластеризації даних для отримання унікальних векторів ознак з короткочасного перетворення Фур'є для імпульсних навантажень, але цей метод не є придатним для використання в загальній кривій навантаження.

У статті [16] було проведено моделювання та виявлення місцезнаходження і ступеня несправності обмотки статора синхронного двигуна з постійним магнітом, а також розроблена математична модель, яка може описувати як стан стабільної роботи, так і стан несправності, але не підходить для іншого обладнання суднової електроенергетичної системи.

У статті [17] була запропонована дистанційна система для онлайн-моніторингу стану та діагностики несправностей газової турбіни на морській платформі буріння нафтових свердловин на основі кернелізованої моделі інформаційної ентропії.

У статті [18] запропоновано багатокласовий багатоядерний кореляційний метод діагностики несправностей машинного вектора, який базується на навчанні колекторів і оптимізації інтелектуального Swarm для поліпшення прогностичної діяльності з технічного обслуговування дизельних двигунів.

Метою статті є розробка методу діагностики несправностей у суднових електроенергетичних системах, який базується на вдосконаленій ЗНМ для забезпечення безпеки та стабільності роботи електроенергетичної системи судна.

Викладення основного матеріалу. У даній роботі пропонується вдосконалений метод діагностики несправностей у суднових електроенергетичних системах, який базується на вдосконаленій ЗНМ. Цей метод дозволяє безпосередньо використовувати оригінальні зображення, не проводячи їх розкладання та вилучення функцій. Метод має низку значних переваг, включаючи простоту в застосуванні, високу швидкість роботи, автоматичне оновлення параметрів та стабільні, точні результати. Саме ці переваги дозволяють методу подолати існуючі недоліки в діагностиці несправностей суднових електроенергетичних систем. Для досягнення цієї мети використовується програмна середовище моделювання MATLAB, на основі якої створено імітаційну модель суднової електроенергетичної системи, що може знаходитися як у нормальному робочому стані, так і в стані несправності генератора і навантаження. Далі формується крива реакції на несправності, і на основі цього отримується набір даних зображень для мережевої моделі діагностики несправностей. Модель діагностики несправностей ЗНМ розроблена з використанням фреймворку TensorFlow, який представляє собою ефективний відкритий інструмент глибокого навчання. Після цього проводиться навчання ЗНМ, яке дозволяє отримати оптимальні результати діагностики, що можуть бути використані для оптимізації структурних параметрів.

Зазвичай на більшості суден використовуються електричні рушії змінного струму. Оскільки електрообладнання судна складається з індуктивних навантажень, то струм, що проходить через ці навантаження, може призвести до розмагнічування синхронного генератора, що може призвести до зміни напруги в електромережі судна. Щоб забезпечити стабільну роботу енергосистеми, система збудження буде регулювати струм збудження, що подається на генератор, в залежності від навантаження, щоб забезпечити стійкість напруги клем генератора на заданому рівні.

Найбільш поширеним режимом збудження генераторів у суднових електроенергетичних системах на даний момент є фазове з'єднання безщіткових систем збудження. Комбінація безщіткового збудження та автоматичного регулювання напруги (ABP) дозволяє ефективно

підвищити здатність до форсованого збудження та швидкість реакції системи збудження. Принцип роботи системи збудження полягає в тому, що збуджувач обертається з такою ж швидкістю, що й магнітне поле основного генератора, а допоміжний збуджувач обертається разом з обертовим збуджувачем.

У системах збудження фазових сполук, АВР грає важливу роль. Блок живлення в АВР перетворює вихідну напругу генератора в необхідну системі напругу за допомогою перетворення напруги, випрямлення та інших етапів. Синхронний блок управління контролює і регулює фазову зміну вихідного струму збудження, підтримуючи зміну фази прикладеної напруги збудження тиристора. При цьому, блок виявлення різниці напруг відстежує сигнал про помилку між посиленою е напругою і фактичною напругою в системі.

Метод діагностики несправностей у суднових електроенергетичних системах, який базується на вдосконаленій ЗНМ, включає сукупність послідовних взаємопов'язаних моделей.

По-перше, математичної моделі пристрою збудження фазового з'єднання, представленої компонентами d і q наступним чином

$$U_r = \sqrt{(U_d - KI_d x)^2 + (U_q - KI_q x)^2}, \quad (1)$$

де U_r – вихідна напруга пристрою збудження фазового з'єднання;

U_d – кінцева напруга якоря осі генератора d ;

U_q – кінцева напруга якоря осі генератора q ;

K – узагальнений коефіцієнт, який дорівнює $9\sqrt{2/\pi}$;

x – опір руху.

По друге, математичної моделі різниці напруг, яка є суматорною моделлю, що порівнює ефективні вхідні сигнали напруги з інших елементів і використовує отриману різницю напруг як керуючий сигнал. Відповідні рівняння задовольняють різницю між вихідною кінцевою напругою та встановленою напругою

$$U_{tf} = \sqrt{U_d^2 + U_q^2} \frac{1}{1+T_r s}, \quad (2)$$

$$\Delta U = U_{ref} + \frac{U_{f0}}{K_e} - U_{tf} + U_{stab} - U_{ff}, \quad (3)$$

де U_{tf} – сигнал напруги збудження фазового складу;

T_r – постійна часу фільтра;

U_{ref} – опорна напруга пристрою автоматичного регулювання напруги;

ΔU – різниця напруг між вихідною кінцевою напругою і заданою напругою;

U_{f0} – початкова напруга збудження;

K_e – ефективне посилення збуджувача;

U_{tf} – вихідна напруга зворотного зв'язку.

По третє, це математична модель підсилювача. Математична модель підсилювача містить рівняння, яке описує його роботу. Це рівняння може бути вигляду

$$U_a = U_c \frac{K_a}{1+T_a s}, \quad (4)$$

де U_a – вихідна напруга підсилювача;

U_c – напруга, що виводиться компенсатором;

K_a – коефіцієнт посилення підсилювача;

T_a – постійна часу підсилювача.

В четверте, математична модель компенсатора зі свинцево-лаговою характеристикою полягає у відповідному математичному рівнянні, яке враховує характеристики компенсатора та забезпечує його правильну роботу. Дане рівняння може мати наступний вигляд

$$U_c = \Delta U \frac{T_c s + 1}{1 + T_b s}, \quad (5)$$

де T_c і T_b – константа часу компенсації свинцю і постійна часу компенсації відставання компенсатора відповідно.

По п'яте, математична модель пропорційного елемента насичення. Математична модель пропорційного елемента насичення може бути виражена рівнянням, яке відображає його характеристики й обмеження при досягненні максимального сигналу вихідного сигналу

$$\begin{aligned} 0 &\leq E_f \leq E_{fmax}, \\ E_f &= E_d, \\ E_{fmax} &= \begin{cases} const, K_p = 0 \\ K_p K U_{tf}, K_p \geq 0 \end{cases} \\ E_{fd} &= U_a + U_r, \end{aligned} \quad (6)$$

де E_{fd} – напруга, що виводиться пристроєм регулювання напруги;

E_f, E_{fmax} – пропорційне значення вихідної напруги елемента насичення і значення максимальної напруги відповідно.

Зазвичай спрощена математична модель збуджувача містить елемент інерції одного порядку, який може бути виражений у вигляді рівняння

$$U_f = E_{fd} \frac{1}{K_e + T_e s}, \quad (7)$$

де U_f – вихідна напруга збуджувача;

T_e – постійна часу збуджувача.

Математична модель елемента стабілізації зворотного зв'язку задовольняє рівнянню

$$U_{ff} = U_f \frac{K_f s}{1 + T_f s}, \quad (8)$$

де K_f і T_f – константа виграшу і часу елемента зворотного зв'язку.

Згідно з комплексом математичних моделей (1) – (8), система управління збудженням може бути імітована за допомогою програмного забезпечення з використанням головного регулятора та компенсатора як контролерів. При цьому, вихідна напруга збудження V_f є вихідною клемою системи управління збудженням. Вхідні параметри включають задане значення клемної напруги синхронного генератора $vref$, значення напруги на осі d і q генератора (vd і vq відповідно) та синхронний генератор землі нульової напруги - $vstab$. На рис. 1 наведені додаткові параметри кожної ланки імітаційної моделі синхронного генератора, побудованої з використанням середовища MATLAB.

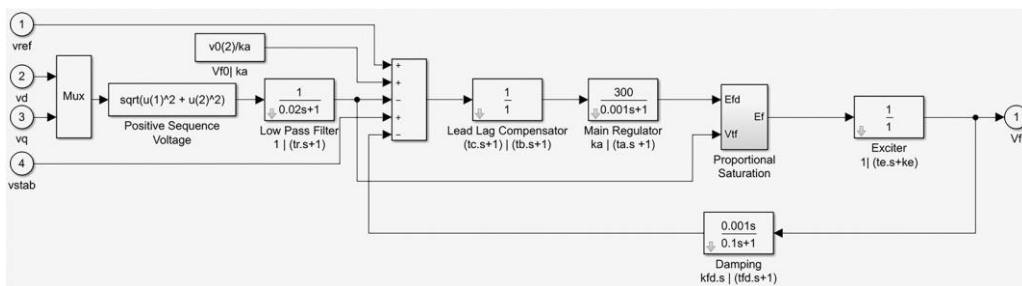


Рисунок 1 – Імітаційна модель синхронного генератора, побудована з використанням середовища MATLAB

Для створення імітаційної моделі системи енергопостачання судна використовується комбінований підхід, що складається з дизельного та газового турбінних генераторів. Основною складовою є синхронний генератор, що забезпечується дизельним двигуном, а допоміжною – асинхронний генератор, що забезпечується газовою турбіною. Для створення імітаційної моделі синхронного генератора використовується бібліотека модулів MATLAB/Simulink/SimPowerSystems.

На основі імітаційної моделі електроенергетичної системи судна додано модуль несправностей «трифазна несправність» на синхронному генераторі, асинхронному генераторі, кінцевому основному навантаженні, а вторинне навантаження закінчується для встановлення часу виникнення несправностей моделювання типових однофазних несправностей короткого замикання, двофазних несправностей короткого замикання, а також трьохфазних несправностей короткого замикання.

ЗНМ є предметом дослідження в багатьох наукових галузях, зокрема у класифікації шаблонів. ЗНМ складається з послідовності шарів та потоків даних між ними. Загальна структура мережі містить вхідний шар, шар згортки, функцію активації, шар пулінгу та повністю зв'язаний шар. Шар згорткової мережі є ключовим компонентом екстракції ознак. Кожен нейрон у цьому шарі залежить від локального рецептивного поля попереднього шару та виділяє локальні ознаки. Головною функцією шару згортки є згортання зображення за ядром та зменшення шуму. Крім того, він виконує принцип «розподілу ваги». Формула для розрахунку шару згортки виглядає таким чином

$$x_j^l = \sum_{i \in M_j} x_j^{l-1} k_{ij}^l + b_j^l, \quad (9)$$

де l – кількість шарів;

M_j – множина графів ознак попереднього шару, пов'язану з j графом ознак поточного шару;

x_j^l – діаграма характеристик, виведена l -им шаром;

k_{ij}^l – ядро згортки;

b_j^l – зміщення.

Традиційна модель ЗНМ має складну структуру, значну кількість параметрів та низьку швидкість навчання. Крім того, швидкість збіжності результатів класифікації залежить від методу ініціалізації параметрів та оновлення ваг мережі, що може спричинити проблеми з коливанням точності та швидкості збіжності. У роботі пропонується покращена модель ЗНМ, яка має кращу продуктивність та може уникнути зазначених проблем.

Початкові значення програми змінюються шляхом видалення всіх шарів нормалізації локальної відповіді. При цьому після простої ініціалізації параметрів використовується операція відсутності пакетної нормалізації (БН). Застосування БН допомагає зблизити зразки і забезпечує стабільність мережі. Кількість вузлів у повністю підключеному шарі коригується, що покращує швидкість навчання та зменшує час розрахунку, завдяки зменшенню та оновленню параметрів та ваг.

Алгоритм функціонування моделі діагностики несправностей у ЗНМ, який складається з чотирьох етапів. Першим етапом є попередня обробка зразка зображення, де будується набір даних, а розмір та колір зображення обробляються для полегшення навчання в мережі. Другий етап – розробка моделі діагностики несправностей мережі, що виконується в середовищі Python з використанням фрейворку TensorFlow. Третій етап – тренувальна оптимізація мережевої моделі, де вага та поріг коригуються за допомогою алгоритму зворотного поширення з метою мінімізації сигналу про помилку. Після оптимізації модель проходить тестування на наборі даних зображень, щоб вивести результати діагностики.

Для збору даних у імітаційній моделі встановлюються різні несправності для різних генераторів і навантажень, щоб вивести криву реакції на несправність. Файли зображень у форматі JPG, що розпізнаються ЗНМ, використовуються як тип файлів даних.

Після попередньої обробки даних застосовується набір зображень з відповідними характеристиками в якості входу для моделі ЗНМ. Застосовуючи згортку, об'єднання та інші операції до цього набору зображень, ЗНМ генерує вихідні значення для мережевої моделі.

Швидкість навчання є важливим параметром, що визначає, як швидко мережа регулює свої ваги під час навчання. Зазвичай, високий рівень навчання сприяє швидшому навчанню мережі. Але якщо цей параметр стає занадто високим, можлива втрата точності. Це проявляється в тому, що втрати перестають падати і починають змінюватися в певному положенні. Навпаки, низький рівень навчання призводить до повільного зниження втрат та збіжності мережі. Таким чином, важливо знайти оптимальний рівень навчання. З метою забезпечення найвищої точності навчання,

було проведено кілька експериментів. У результаті було встановлено, що оптимальний рівень швидкості навчання для даної мережі становить 0,0001.

Після проведення декількох експериментів, була розроблена оптимальна модель для діагностики несправностей мережі. У порівнянні з оригінальною запропонованою моделлю ЗНМ, середня точність та класифікація суднової електроенергетичної системи становить до 99%. Цей метод діагностики несправностей суднової електроенергетичної системи є більш зручним та надійним. Діаграми точності та втрат варіації були створені за допомогою фреймворку TensorFlow, як показано на рис. 2(a) та 2(b) відповідно. Діаграми варіації точності та втрат оригінальної моделі ЗНМ наведені на рис. 2(c) та 2(d) відповідно.

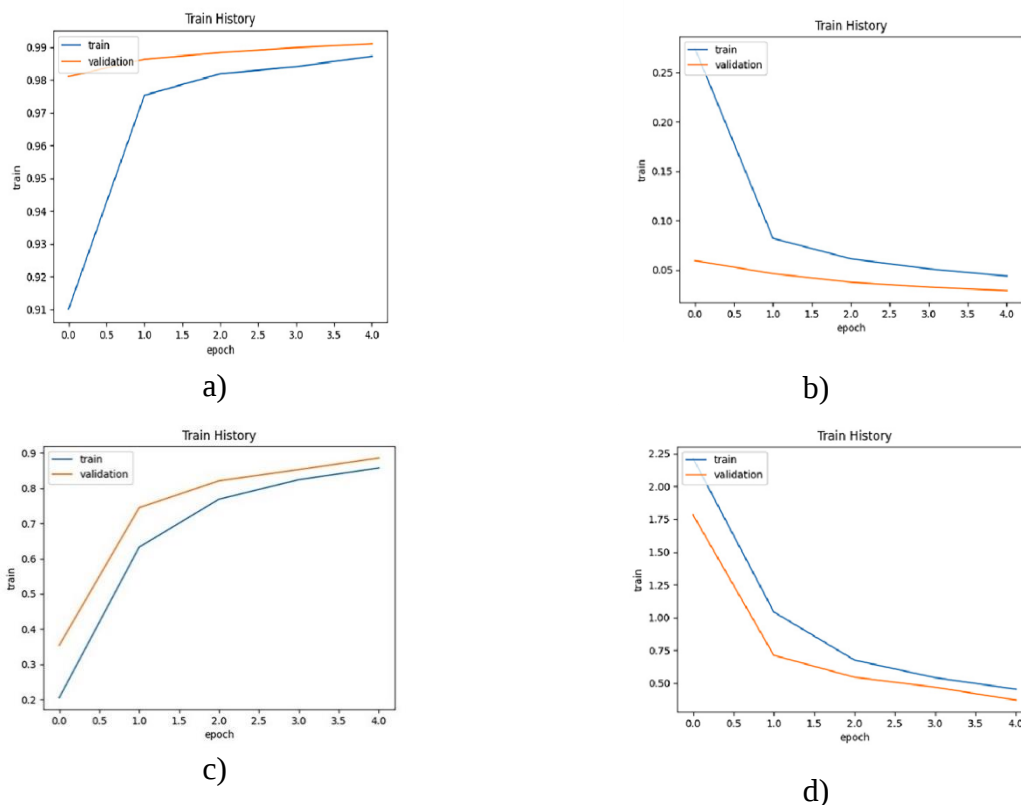


Рисунок 2 – Експериментальні результати навчання модифікованої ЗНМ

З рис. 2(a) та 2(б) видно, що загальна точність вдосконаленої моделі ідентифікації несправностей суднових електроенергетичних систем збільшується, а швидкість втрат зменшується зі збільшенням кількості навчальних епох. Після одного циклу навчання, середня точність діагностики несправностей досягає 97%, а значення втрат становлять менше 0,1. Після чотирьох циклів навчання, середня точність діагностики несправностей становить 99%, а значення втрат – менше 0,05. Порівняння графіків на рис. 2(a) – 2(d) показує, що точність розпізнавання вдосконаленої ЗНМ вища після першої епохи навчання, ніж вихідної мережі після чотирьох навчальних епох. При цьому швидкість збіжності кривої значень втрат покращеної моделі є вищою, ніж у вихідної моделі; діапазон коливань менший та більш стабільний після збіжності. З таблиці 6 видно, що точність вдосконаленої ЗНМ для різних несправностей в різних місцях є вищою, ніж вихідної мережі, що свідчить про те, що вдосконалена ЗНМ забезпечує хороші результати класифікації для виявлення несправностей суднових електроенергетичних систем, тому має значний потенціал для діагностики несправностей суднових електроенергетичних систем.

Висновки. У даній роботі був запропонований вдосконалений метод діагностики несправностей суднових електроенергетичних систем на основі використання ЗНМ. Отримані результати дозволяють зробити такі висновки:

по-перше, використання вдосконаленої моделі діагностики несправностей ЗНМ дозволяє досягти багатокласової діагностики несправностей різних компонентів суднових електроенергетичних систем, зменшуючи суб'єктивність інших методів, які використовують ручне вилучення функцій та експертний досвід;

по-друге, використання вхідних даних про несправності в моделі, дозволяє автоматично витягувати ознаки несправностей шар за шаром нелінійним способом і автоматично виводити результати класифікації несправностей;

по-третє, запропонований алгоритм діагностики має високий рівень розпізнавання несправностей і точність оцінки становить 99%;

в четверте, використання додаткового передораціювання зображень дозволяє значно підвищити точність результатів навчання мережі.

Таким чином, цей метод діагностики несправностей може бути використаний для підтримки ефективної роботи суднових електроенергетичних систем в автоматизованому режимі. Цей метод діагностики несправностей суднових електроенергетичних систем може бути застосований для виявлення несправностей інших складних енергетичних систем. Експерименти показали, що вдосконалена модель перевищує початкову мережу, забезпечуючи високу точність та надійність при діагностиці несправностей суднових електросилових систем.

ЛІТЕРАТУРА

1. AC Ship Microgrids: Control and Power Management Optimization / M.D.A. Al-Falahi et al. *Energies*. 2018. Vol. 11. 1458.
2. The Marine Vessel's Electrical Power System: From its Birth to Present Day / E. Skjong et al. *Proc. IEEE*. 2015. Vol. 103(12), P. 2410–2424. URL: doi.org/10.1109/JPROC.2015.2496722. (дата звернення: 05.10.2024)
3. Health Status Evaluation of Radar Transmitter Based on Fuzzy Comprehensive Evaluation Method. YAC : In Proceedings of the 36th Youth Academic Annual Conference / C. Yu et al. Nanchang, China, 28–30 May 2021. P. 196–202.
4. STFT Cluster Analysis for DC Pulsed Load Monitoring and Fault Detection on Naval Shipboard Power Systems / A. Maqsood et al. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*. 2020. Vol. 6, No 2. P. 821–831.
5. A Comprehensive Survey of Prognostics and Health Management Based on Deep Learning for Autonomous Ships / A.L.Ellefsen et al. *IEEE Transactions on Reliability*. 2019. Vol. 68, No 2. P. 720–740. URL: doi.org/10.1109/TR.2019.2907402 (дата звернення: 05.10.2024).
6. Sulligoi G., Vicenzutti A., Menis R. All-Electric Ship Design: From Electrical Propulsion to Integrated Electrical and Electronic Power Systems. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*. 2016. Vol. 2, No 4. P. 507–511. URL: doi.org/10.1109/TTE.2016.2598078 (дата звернення: 05.10.2024).
7. Gunes M., Dogru N. Fuzzy Control of Brushless Excitation System for Steam Turbogenerators. *IEEE Transactions on Energy Conversion*. 2010. Vol. 25, No 3. P. 844–852. URL: doi.org/10.1109/TEC.2010.2040283 (дата звернення: 05.10.2024).
8. Jiang Y., Luo J. The Excitation Switching Control Method of Tidal Generator Based on T-S Fuzzy Weighting. *J. of Coastal Research*. 2020. Vol. 103. P. 1010–1013. URL: doi.org/10.2112/SI103-210.1 (дата звернення: 05.10.2024).
9. Detailed Excitation Control Methods for Two-Phase Brushless Exciter of the Wound-Rotor Synchronous Starter/Generator in the Starting Mode / N. Jiao et al. *IEEE transactions on industry applications*. 2017. Vol. 53(99). P. 115–123. URL: dx.doi.org/10.1109/TIA.2016.2607149 (дата звернення: 05.10.2024).
10. Psillakis H.E., Alexandridis A.T. Coordinated Excitation and Static Var Compensator Control with Delayed Feedback Measurements in SGIB Power Systems. *Energies*. 2020. Vol. 13(9). 2181. URL: doi.org/10.3390/en13092181 (дата звернення: 05.10.2024).

11. Baek S.M. Sensitivity Analysis Based Optimization for Linear and Nonlinear Parameters in AVR to Improve Transient Stability in Power System. *International Journal of Control and Automation*. 2015. Vol. 8(7). P. 167–174. URL: [dx.doi.org/10.14257/ijca.2015.8.7.18](https://doi.org/10.14257/ijca.2015.8.7.18) (дата звернення: 05.10.2024).
12. Zhao H., Guo C., Wu Z. Modeling and Simulation of marine electric propulsion system. *China Shipbuild*. 2006. Vol. 47. P. 51–56.
13. Jardine A., Lin D., Banjevic D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2006. Vol. 20(7). P. 1483–1510. URL: [dx.doi.org/10.1016/j.ymssp.2005.09.012](https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2005.09.012) (дата звернення: 05.10.2024).
14. Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review / R. Liu et al. *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2018. Vol. 108. P. 33–47. URL: doi.org/10.1016/j.ymssp.2018.02.016 (дата звернення: 05.10.2024).
15. Wavelet-based information filtering for fault diagnosis of electric drive systems in electric ships / A.A. Silva et al. *ISA Transactions*. 2017. Vol. 78. 105–115. URL: [dx.doi.org/10.1016/j.isatra.2017.08.013](https://doi.org/10.1016/j.isatra.2017.08.013) (дата звернення: 05.10.2024).
16. Modeling and detecting the stator winding fault of permanent magnet synchronous motors / W. Liu et al. *Simulation Modelling Practice and Theory*. 2012. Vol. 27. P. 1–16. URL: doi.org/10.1016/j.simpat.2012.04.007 (дата звернення: 05.10.2024).
17. Fault Detection and Diagnosis for Gas Turbines Based on a Kernelized Information Entropy Model / W. Wang et al. *The Scientific World Journal*. 2014. Vol. 2014, ID 617162. 13 p.
18. A new swarm intelligence optimized multiclass multi-kernel relevant vector machine: An experimental analysis in failure diagnostics of diesel engines / Z. Li et al. *Structural Health Monitoring*. 2018. Vol. 17(6). P. 1503–1519.

Shtrybets V.V., Trofymenko A.O., Tryshyn V.V., Lisovskyi S.V.

METHOD FOR DIAGNOSING FAULTS IN SHIPBOARD ELECTRICAL POWER SYSTEMS BASED ON AN IMPROVED CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

An improved method for diagnosing faults in shipboard electrical power systems using a neural network is proposed. The method is distinguished by the direct use of original images without their decomposition and feature extraction. The improved method is characterised by a few advantages, including ease of use, high performance, automatic parameter updating, and stable, accurate results, which overcome the existing shortcomings in the traditional fault diagnosis of shipboard electrical systems. The aim of the article is to develop a method for diagnosing faults in shipboard electrical power systems based on an advanced convolutional neural network to ensure the safety and stability of the ship's electrical power system. For this purpose, firstly, a simulation model of the ship's electrical power system was built using MATLAB software to obtain the normal operating state and the state of the generator and load in the power system. Secondly, the fault response curve is modelled, and a dataset is obtained to train a convolutional neural network. The third step is to develop a fault diagnosis model based on the improved convolutional neural network using the open-source deep learning framework TensorFlow. At the final stage, the convolutional neural network was trained, and the optimal results of the ship's electrical power system diagnostics were obtained in order to optimise the structural parameters and diagnose the ship's electrical power system. The results show that the proposed simulation model based on an advanced convolutional neural network can provide support for the diagnosis of ship power system faults, improve the stability and safety of the ship power system, and thus ensure the safety of the crew. A further area of research is to improve the model's training time. In the future, the simulation model can be improved to make it more in line with real ship power systems. Based on the optimised convolutional neural network model, the diagnostic accuracy can also be improved accordingly.

Keywords: method, fault diagnostics, advanced convolutional neural network, ship power system, data set, training, simulation