УДК 004.8:629.5

О.О. САМОЙЛОВ, Г.Г. ДОЩЕНКО
Херсонська державна морська академія

ПОТРЕБА У ВЕЛИКИХ І ЯКІСНИХ ОБСЯГАХ ДАНИХ ДЛЯ НАВЧАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ: ОГЛЯД SCADA ЯК ГОЛОВНЕ ДЖЕРЕЛО ДАНИХ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ТЕХНІЧНОГО ОГЛЯДУ СУДНА

У статті досліджено роль і важливість великих і якісних обсягів даних для ефективного застосування штучного інтелекту в морській галузі, особливо для прогнозування технічного стану суднового електроустаткування. Акцент зроблено на аналізі систем керування та збору даних (SCADA), які є основним джерелом інформації для навчання алгоритмів штучного інтелекту. Відзначається, що використання штучного інтелекту стає дедалі важливішим для покращення операційної ефективності, екологічної стійкості та безпеки в судноплавстві. Розглядаються ключові виклики, пов'язані з необхідністю збору й обробки великих обсягів даних у реальному часі, включаючи проблему імбалансу даних, коли приклади відмов обладнання трапляються значно рідше, ніж приклади його нормальної роботи. Особлива увага приділяється питанням інтеграції алгоритмів машинного навчання з наявними SCADA-системами, проблемам стандартизації даних та їхньої якості. Наводяться приклади успішного практичного застосування прогнозного технічного обслуговування із застосуванням алгоритмів штучного інтелекту, що демонструють можливості зниження операційних витрат і ризиків виникнення непередбачених поломок на суднах. Висвітлюються фінансові аспекти, які підкреслюють значні економічні вигоди від упровадження сучасних систем прогнозного технічного обслуговування. Аналізуються також конкретні випадки застосування алгоритмів штучного інтелекту для прогнозування поломок і виявлення аномалій на судновому обладнанні, що дозволяє суттєво підвищити надійність і безпеку суден. Окремо розглядаються аспекти кібербезпеки, необхідні для захисту даних, що використовуються у процесі навчання і експлуатації алгоритмів. Також окреслюються перспективні напрями подальших досліджень, зокрема й розроблення нових алгоритмів, адаптація наявних методів аналізу даних до специфіки морських умов і систематичний підхід до гарантування кібербезпеки суднових інформаційних систем. Висновки підкреслюють необхідність вирішення цих ключових завдань для ефективного та сталого розвитку сучасного морського судноплавства.

Ключові слова: *штучний інтелект, машинне навчання, суднові SCADA-системи, прогнозне технічне обслуговування, аналіз даних, морська галузь, електроустаткування суден.*

O.O. SAMOILOV, H.G. DOSHCHENKO
Kherson State Maritime Academy

THE NEED FOR LARGE AND HIGH-QUALITY DATA VOLUMES FOR AI TRAINING: A REVIEW OF MARINE SCADA SYSTEMS AS PRIMARY DATA SOURCES FOR PREDICTIVE MAINTENANCE

This article explores the significance and necessity of large, high-quality datasets for the effective application of artificial intelligence (AI) in the maritime sector, particularly for predicting the technical condition of shipboard electrical equipment. The emphasis is placed on analyzing Supervisory Control and Data Acquisition (SCADA) systems to review it as the main data sources for training AI algorithms. The use of AI is increasing its criticality for enhancing operational efficiency, environmental sustainability, and safety in maritime shipping. The paper addresses the primary challenges associated with collection and processing of large data volumes, including the problem of data imbalance, where instances of equipment failure occur much less frequently than normal operational data. Special attention is given to the integration of machine learning algorithms with existing SCADA systems, the challenges of data standardization and quality. Examples of successful implementations of predictive maintenance leveraging AI algorithms are demonstrating the potential to significantly reduce operational costs and the risks of unexpected equipment failures. There are financial aspects highlighting substantial economic benefits from implementing advanced predictive maintenance systems. Additionally, specific cases of AI algorithm applications for predicting failures and detecting anomalies in shipboard equipment are analyzed, significantly enhancing the reliability and safety of vessels. Particular attention is given to cybersecurity issues essential for protecting data used in the training and operational phases of AI algorithms. Furthermore, promising directions for future research are outlined, including the development of new algorithms, adaptation of existing data analysis methods to maritime-specific conditions, and a systematic approach to ensuring cybersecurity in shipboard information systems. The conclusions emphasize the necessity of addressing these key tasks for effective and sustainable advancement in contemporary maritime shipping.

Key words: *artificial intelligence, machine learning, marine SCADA systems, predictive maintenance, data analysis, maritime sector, shipboard electrical equipment.*

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-19

Постановка проблеми

Морська галузь постійно прагне до оптимізації своїх процесів для підвищення операційної ефективності, розвитку інфраструктури, забезпечення екологічної стійкості та покращення взаємодії з усіма зацікавленими сторонами. Оптимізація роботи портів є життєво важливим аспектом для підвищення економічної ефективності й екологічної стійкості глобальних ланцюгів поставок. Приклади оптимізації включають упровадження передових технологій, як-от системи прогнозування часу прибуття суден, автоматизовані системи обробки вантажів на основі штучного інтелекту й інструменти цифрового відстеження та моніторингу [1]. Оптимізація заходу судна в порт, відома як оптимізація портозаходу, є важливим процесом, що передбачає мінімізацію затримок, зменшення витрат і підвищення загальної продуктивності під час перебування судна в порту. Оптимізація маршруту судна також набула значної ваги для забезпечення операційної ефективності та безпеки, особливо у зв'язку зі зростанням завантаженості судноплавних шляхів і постійним зростанням цін на паливо. Використання оптимізації в галузі контейнерних перевезень може бути ефективним інструментом для ухвалення швидких рішень у реальному часі, особливо в разі необхідності відновлення після непередбачених збоїв у розкладі або операціях [2]. Отже, потреба в оптимізації морських процесів є багатогранною, охоплює широкий спектр діяльності, від операційної діяльності до розвитку інфраструктури та забезпечення екологічної стійкості, зумовлена як економічними, так і екологічними вимогами, що зростають.

Конкуренція в морській галузі потребує постійного пошуку шляхів підвищення ефективності та зниження витрат, а екологічні норми стають дедалі жорсткішими, що спонукає до розроблення та впровадження екологічно чистих і сталих рішень. Оптимізація всіх аспектів морської діяльності є ключем до досягнення обох цих важливих цілей.

Морські компанії здійснюють значні фінансові інвестиції в різноманітні технології з метою покращення операційної діяльності та мінімізації негативного впливу на навколишнє середовище. У 2022 р. світова морська галузь витратила значну суму, 931 мільйон доларів США, на розробку та впровадження рішень на основі штучного інтелекту (далі – ШІ), і прогнозується, що ці витрати зростуть більш ніж удвічі, досягнувши 2,7 мільярда доларів США до 2027 р. CMA CGM Group оголосила про значний інвестиційний план у розмірі 20 мільярдів доларів США, спрямований на розвиток морських перевезень, логістики та можливостей ланцюга поставок у Північній та Південній Америці протягом наступних чотирьох років [3]. Ці дані свідчать про те, що морська галузь усвідомлює надзвичайну важливість технологічних інвестицій для досягнення значних покращень у своїй діяльності та виділяє значні бюджети на підтримку цих цілей, особливо в таких ключових сферах, як автоматизація, цифрова трансформація та забезпечення екологічної стійкості.

Штучний інтелект (ШІ) та машинне навчання (далі – МН) стають дедалі важливішими інструментами в морській галузі. Ключові програми ШІ в морській галузі включають розширений аналіз ризиків, ефективніше управління ресурсами екіпажу, безпечну обробку небезпечних матеріалів, точне прогнозне обслуговування обладнання та вдосконалені навігаційні системи. ШІ також може відігравати важливу роль в оптимізації споживання палива суднами, скороченні часу транзиту між портами та підвищенні ефективності роботи портів. Прогнозне технічне обслуговування, що базується на алгоритмах ШІ, стає все більш актуальним методом для моніторингу технічного стану критично важливого обладнання на борту суден і прогнозування потенційних відмов до того, як це станеться [4].

Здатність ШІ аналізувати великі обсяги даних у реальному часі та виявляти складні закономірності, які часто залишаються непоміченими за використання традиційних методів, робить його надзвичайно цінним інструментом для вирішення багатьох складних завдань, що постають перед сучасною морською галуззю.

Проте для реалізації таких підходів необхідні великі та якісні обсяги експлуатаційних даних. Алгоритми штучного інтелекту, особливо методи глибинного навчання, потребують

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-19

значних масивів різноманітних даних для ефективного навчання. Машинне навчання є «жадібним» до даних: воно потребує великих і якісних вибірок для тренування, щоб кінцева модель могла виявляти приховані закономірності та робити достовірні прогнози. У галузі морського транспорту отримання таких даних є нетривіальним завданням.

Суднове обладнання працює в суворих умовах, а відмови трапляються рідко (що добре з погляду безпеки, але створює брак даних про несправності для навчання моделей). Постає проблема «імбалансованих даних»: великий обсяг нормальної роботи й дуже мало прикладів відмов, через що алгоритмам важко навчитися розпізнавати передвідмовні стани [5].

Без належної якості даних моделі ШІ не зможуть точно виявляти складні закономірності, робити надійні прогнози або ухвалювати обґрунтовані рішення щодо технічного обслуговування суднового обладнання. Тому забезпечення надійності та повноти даних є першочерговим завданням для успішного застосування ШІ в цій галузі.

Фінансові аспекти технічного огляду суднового електроустаткування є значними та включають вартість самого обладнання, витрати на проведення регулярних технічних оглядів, вартість замовлення запасних частин або придбання нових приладів у разі потреби, а також витрати на оновлення існуючих систем. Операційні неефективності, що часто виникають у морській галузі, можуть призвести до значних фінансових втрат для судновласників, які сягають мільярдів доларів щороку. За оцінками, до 15% загальних операційних витрат у судноплавному секторі пов'язані саме з різними формами неефективності.

Важливо зазначити, що непланове технічне обслуговування, спричинене непередбаченими поломками, може призвести до збільшення витрат на ремонт на 50% порівняно зі стратегіями профілактичного обслуговування, що підкреслює важливість своєчасного виявлення та усунення потенційних проблем. Вартість простою судна, спричиненого несправностями обладнання, може бути надзвичайно високою, включаючи втрату потенційного доходу від фрахту, безпосередні витрати на ремонтні роботи, а також портові збори за час вимушеного простою [6]. Загалом, витрати, пов'язані з технічним обслуговуванням і ремонтом суден, можуть становити значну частку їхніх загальних операційних витрат, іноді, особливо для суден поважного віку, ці витрати можуть сягати 20–30% від загального обсягу операційних витрат. Усі ці дані підкреслюють, що фінансові наслідки неефективного технічного обслуговування та непередбачених поломок обладнання є надзвичайно значними, що робить упровадження більш ефективних методів прогнозування та своєчасного обслуговування економічно необхідним для судноплавної галузі.

Отже, основна проблема, що постає перед галуззю, полягає у виявленні та ретельному аналізі надійних джерел даних, які можна ефективно використовувати для навчання моделей штучного інтелекту з метою точного прогнозування зносу та визначення майбутніх потреб у технічному обслуговуванні суднового електроустаткування.

Аналіз останніх досліджень і публікацій у науковій і бізнес-сфері

Останні дослідження та публікації в науковій і бізнес-сфері підтверджують значний потенціал використання штучного інтелекту та даних для покращення процесів технічного обслуговування в морській галузі. Спільне дослідження, проведене такими авторитетними організаціями, як LR, Nippon Yusen Kabushiki Kaisha (NYK Line) та MTI, виявило, що широке впровадження стратегій технічного обслуговування на основі даних може привести до економії в мільйони доларів протягом десятирічного життєвого циклу судна [8].

О. Басурко та З. Уріондо (2015 р.) запропонували концепцію системи Condition-Based Maintenance (далі – CBM) для середньообертових суднових дизель-генераторів. У їхній роботі особливо наголошено, що для моделювання за допомогою ШІ для виявлення несправностей потрібні великі обсяги даних. Традиційно такі дані отримують на стендових випробуваннях, адже навмисно доводити двигун до відмови на реальному судні неможливо з міркувань безпеки. У своїх експериментах О. Басурко з колегами здійснили моніторинг роботи дизельного двигуна

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-19

на риболовецькому траулері протягом понад 10 000 робочих годин, реєстрували температуру, тиск, крутний момент вала, витрату палива тощо. Зібрані дані були використані для навчання трирівневого нейронного перцептрона, який моделював еталонну роботу двигуна й виявляв відхилення, що відповідали чотирьом типам несправностей (забруднення турбіни, засмічення повітряного фільтра/компресора, оброслий повітряний холодильник, погане впорскування палив). Результати показали, що нейромережа спроможна розпізнати вказані несправності за даними датчиків, що довело принципову здійсненність СВМ на діючому судні за допомогою ШІ [7].

Яскравим прикладом практичного застосування є використання програмного забезпечення “Kaiko Systems” компанією “F. Laeisz” для здійснення моніторингу технічного стану свого флоту суден. Ця система використовує алгоритми штучного інтелекту для структуризації та проведення аналізу даних, які збираються безпосередньо екіпажами суден, що дозволяє прогнозувати майбутні потреби в технічному обслуговуванні та своєчасно вживати необхідних заходів [8]. Компанія “Infosys” також розробила інноваційну систему моніторингу стану суднових двигунів на основі штучного інтелекту. Ця система здатна прогнозувати технічний стан обладнання щонайменше за 72 години до потенційної відмови, що сприяє значному зниженню витрат на технічне обслуговування та підвищенню водночас рівня безпеки експлуатації суден [9]. Окрім того, численні дослідження, присвячені інтеграції штучного інтелекту із системами керування та збору даних (далі – SCADA) для інших галузей, демонструють значні покращення в таких аспектах, як прогнозне технічне обслуговування, оптимізація енергоспоживання суден і підвищення ефективності ухвалення операційних рішень [10].

Огляд ключових наукових публікацій і патентів у галузі прогнозування технічного стану обладнання в різних галузях, зокрема з використанням штучного інтелекту, показує активну дослідницьку діяльність у цьому напрямі. У наукових публікаціях досліджуються різноманітні методи машинного навчання, які можуть бути застосовані для прогнозування потенційних відмов обладнання на основі аналізу даних, що надходять від датчиків, а також експлуатаційних даних, зібраних у процесі роботи обладнання. У цих публікаціях розглядаються різні аналітичні методи, зокрема й аналіз часових рядів, застосування алгоритмів класифікації та регресії, а також використання методів глибокого навчання для виявлення аномалій у даних і прогнозування залишкового терміну служби різного обладнання [11].

Наявність таких реальних прикладів успішного застосування штучного інтелекту для прогнозування стану обладнання на суднах не лише підтверджує практичну цінність цього підходу, але й слугує потужним стимулом для подальших досліджень і розробок у цій перспективній галузі.

Мета дослідження

Метою дослідження є визначення та проведення аналізу ключових проблем, пов’язаних із необхідністю отримання великих і якісних обсягів експлуатаційних даних від суднових систем керування та збору даних (SCADA), для ефективного застосування методів штучного інтелекту у прогнозуванні технічного стану суднового електроустаткування. Результати дослідження мають сприяти підвищенню ефективності процесів технічного обслуговування, зменшенню експлуатаційних витрат, а також забезпеченню сталого розвитку та безпеки морської галузі.

Виклад основного матеріалу дослідження

Суднове електроустаткування є критично важливим для гарантування безпечної та ефективної експлуатації будь-якого сучасного морського судна. Воно забезпечує енергією практично всі системи та механізми на борту, починаючи від основної рушійної установки і закінчуючи складними навігаційними та комунікаційними системами. До складу суднового електроустаткування входить широкий спектр пристроїв і систем, включаючи головні й аварійні генератори електроенергії (які можуть бути дизельними, валовими або паровими), головні й аварійні

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-19

розподільні щити, різноманітні системи розподілу електроенергії, внутрішні і зовнішні системи освітлення, складне навігаційне обладнання, комунікаційні системи для зв'язку з берегом та іншими суднами, системи автоматизації та контролю за роботою різних механізмів, а також численні електродвигуни та приводи, що використовуються для приведення в дію різного палубного та допоміжного обладнання [12].

Суднове електроустаткування є надзвичайно різноманітним і охоплює широкий спектр пристроїв і систем, кожен із яких виконує свою унікальну функцію, але всі вони разом є абсолютно необхідними для безпечної та ефективної роботи судна в будь-яких умовах плавання. Розуміння цієї різноманітності є першим кроком до визначення того, які типи даних можуть бути доступні для навчання моделей штучного інтелекту та які конкретні типи обладнання можуть отримати найбільшу вигоду від упровадження прогнозного технічного обслуговування.

На судні такі наявні системи управління і автоматизації: контролери, PLC, DCS, SCADA. SCADA-системи є потужними інструментами, які використовуються для моніторингу та контролю промислових процесів, збору даних у реальному часі з різних датчиків і пристроїв, а також для забезпечення візуалізації цих даних у зручному для операторів форматі [12].

Суднове електроустаткування надає багато контрольованих параметрів, а завданням систем моніторингу є їх зчитування і аналіз. Найбільше даних генерують саме такі компоненти, як двигуни, генератори, електродвигуни – де багато датчиків встановлено для безпеки й ефективності.

Сучасні судна обладнані тисячами точок контролю. Наприклад, великий круїзний лайнер може мати >10 000 датчиків і сигналів у системі автоматизації. Постає питання їх ефективного використання: більшість датчиків уже під'єднано до SCADA-системи судна, яка постійно записує ці дані в архів. Далі розглянемо, що собою являють ці SCADA-системи, які є підходи до роботи з їхніми архівами.

Багато сучасних систем керування та збору даних (SCADA) також мають вбудовану функціональність для розрахунку та реєстрації часу роботи підключених до них пристроїв. Це може здійснюватися на основі даних про їхній поточний стан (увімкнено/вимкнено), які регулярно збираються системою. Серед найпоширеніших засобів моніторингу можна виділити датчики температури, які використовуються для контролю температурного режиму двигунів, генераторів, підшипників та інших важливих компонентів; датчики тиску, що застосовуються для вимірювання тиску в гідравлічних системах, паливних і масляних магістралях; датчики потоку, які контролюють витрату рідин і газів у різних системах судна; датчики вібрації, що дозволяють виявляти аномальні вібрації в обертових механізмах, як-от двигуни та насоси, що може свідчити про наявність несправностей; датчики рівня рідини, які використовуються для контролю рівня палива, мастила, води в танках і цистернах; а також лічильники робочих годин, які фіксують сумарний час роботи окремих пристроїв або систем.

Перш ніж перейти до SCADA, важливо розглянути класифікацію видів технічного обслуговування (далі – ТО). Узагальнено чотири основні стратегії обслуговування, застосовувані на флоті:

1. Реактивне обслуговування (run-to-failure, «по факту поломки»): передбачає експлуатацію обладнання до відмови, після чого виконується ремонт. Переваги: мінімум витрат на ТО до поломки, максимальне використання ресурсу деталей. У судноплавстві цей підхід практикується лише для другорядних систем, відмова яких некритична, або в ситуаціях, коли неможливо інакше (наприклад, лампочка згоріла – міняємо).

2. Профілактичне (планово-запобіжне) обслуговування: проводиться за заздалегідь складеним планом через рівні інтервали (години роботи або час). Цей підхід домінував історично. Він забезпечує деяку надійність, але не враховує реальний стан. На флоті профілактичне ТО регламентується виробниками і класом: наприклад, генератор – середній ремонт раз на 5 років незалежно від стану. Планове технічне обслуговування (Planned Maintenance System (далі – PMS)) є обов'язковою вимогою для всіх комерційних суден відповідно до Міжнародного кодексу з управління безпекою (далі – ISM).

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-19

3. Обслуговування за станом (Condition-Based Maintenance (далі – CBM)) є іншим підходом до технічного обслуговування, який передбачає безперервний або періодичний моніторинг фактичного технічного стану обладнання для визначення реальної потреби у проведенні технічного обслуговування. У рамках CBM використовуються різноманітні методи моніторингу, як-от аналіз вібрації обертових механізмів, інфрачервона термографія для виявлення перегріву компонентів, аналіз проб мастила для оцінювання зносу деталей та інші діагностичні методи [13].

4. Прогнозне технічне обслуговування (далі – PdM): це сучасний підхід, що є еволюцією CBM, який використовує фактичні дані про стан і алгоритми прогнозу, щоб визначити оптимальний час для втручання. Він націлений зменшити зайві роботи (не робити ТО раніше за потрібне) і водночас уникнути аварій (не запізнитися з ремонтом). PdM спирається на системи моніторингу стану (вібрація, аналіз масла, термографія електрощитів тощо) і аналітику даних/ШІ. Очікувані вигоди PdM: зниження непланових простоїв на 30–50%, продовження ресурсу обладнання на 20–40%, зменшення витрат на ТО на 5–10% [14]. Водночас упровадження PdM потребує початкових інвестицій у датчики, програмне забезпечення, аналітику, навчання персоналу та створення історії даних.

Історія процесу технічного огляду та ремонту суден демонструє постійну еволюцію від реактивного підходу, коли ремонт здійснювався лише після виходу обладнання з ладу, до більш проактивних стратегій, як-от профілактичне та прогнозне технічне обслуговування [13]. Упровадження планових систем технічного обслуговування (PMS) стало значним кроком уперед у покращенні управління технічним станом суден, забезпечило систематичний підхід до обслуговування та ремонту обладнання. Зі стрімким розвитком технологій з'явилися нові, більш ефективні методи інспектування суден, зокрема й використання дистанційних оглядів за допомогою безпілотних літальних апаратів (дронів) та підводних роботів, а також застосування неруйнівних методів контролю для оцінювання стану конструкцій і обладнання без необхідності їх демонтажу [15]. Якщо раніше детальне інспектування суден зазвичай обмежувалося періодом їх перебування в сухому доці, що було пов'язано зі значними витратами часу та коштів, то сучасні методи дозволяють проводити ретельні огляди у значно стисліші терміни та часто без необхідності виведення судна з експлуатації. Отже, процес технічного огляду та ремонту суден постійно вдосконалюється завдяки безперервному розвитку технологій і зміні загальних підходів до управління технічним станом суднового флоту. Історичний аналіз розвитку методів технічного обслуговування чітко показує, що морська галузь постійно прагне до впровадження більш проактивних і ефективних стратегій, спрямованих на мінімізацію ризиків виникнення непередбачених поломок і зниження загальних експлуатаційних витрат. Як видно з викладеного, прогнозне обслуговування має значні переваги, проте перейти на нього можна лише за наявності надійної системи моніторингу стану. Такою системою на борту може бути SCADA, яку нижче розглянуто детальніше.

SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition) – це клас промислових автоматизованих систем, призначених для диспетчерського контролю і збору даних про технологічні процеси, що забезпечує:

– збір даних із численних датчиків по всьому судну в реальному часі;

– відображення інформації оперативному персоналу (машинному відділенню, на містку) через інтерфейси HMI: графічні схеми, показники, сигнали тривоги;

– логування (архівування) даних у бази даних або історичні архіви для подальшого аналізу;

– генерацію аварійних і попереджувальних сигналів, якщо параметри виходять за межі;

– подекуди – автоматичне керування обладнанням (наприклад, підтримання тиску, рівня) через зворотний зв'язок на основі ПІД-регуляторів тощо.

SCADA складається з декількох рівнів, як-от: польовий рівень (датчики, виконавчі механізми), рівень контролерів (PLC, RTU – віддалені термінальні пристрої), серверний рівень (сервери збору даних, гісторіан – історична база даних) і рівень робочих станцій (клієнти,

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-19

консолі операторів). На судні ці компоненти часто з'єднані промисловими мережами. Приклад: у машинному відділенні стоять контролери, з'єднані з датчиками двигунів; вони підключені до суднової Ethernet-мережі автоматизації; на містку та в центрі управління машинним відділенням – комп'ютери із програмним забезпеченням *SCADA*, де персонал бачить актуальний статус системи.

SCADA-системи для суден пропонуються низкою провідних світових виробників автоматизації. Серед популярних брендів можна виділити такі, які зведені в таблицю 1.

Таблиця 1

Приклади SCADA/IAS-систем, застосовуваних на морських суднах, та їх виробників

Постачальник (країна)	**SCADA/IAS рішення**	**Застосування в судноплавстві**
ABB (Швейцарія)	ABB Ability™ System 800 x A; C-CAMs	Комерційні судна всіх типів, від поромів до танкерів.
Siemens (Німеччина)	SISHIP IMAC; SIMATIC WinCC	Торгові судна, військ. кораблі, спецсудна.
Schneider Electric (Франція)	EcoStruxure (AVEVA System Platform)	Пасажирські та вантажні судна, офшорні об'єкти.
Honeywell (США)	Experion PKS IAS	Газові танкери, FPSO, бурові платформи, інші великі судна.
Kongsberg (Норвегія)	K-Chief, K-IMS	Круїзні лайнери, нафтові танкери, підводні човни (для ВМС).

SCADA-система на судні генерує величезний масив даних. Кожен вимірюваний параметр (тег) може записуватись з визначеною періодичністю, наприклад, раз на секунду чи хвилину, залежно від налаштувань. Дані архівуються в бортову історичну базу, звідки можуть бути експортовані для аналізу. Структура архівних даних SCADA зазвичай таблична: кожен запис містить мітку часу та значення одного або кількох параметрів. І хоч внутрішня структура збереження може бути різна, історичні дані можуть експортуватися у формат CSV або SQL-таблиць, де перша колонка – час, а наступні – значення різних тегів.

Наприклад, фрагмент такого архіву може виглядати так, як представлено в таблиці 2.

Таблиця 2

Приклад даних з архіву SCADA

Timestamp	**DG1_Speed_rpm**	**DG1_OilTemp_C**	**BusVoltage_V**
2025-03-28 10:00:00.000	720	85.4	440
2025-03-28 10:00:01.000	719	85.6	441

У реальності кількість параметрів буде значно більшою (для кожного значущого датчика). SCADA також зберігає журнали подій (спрацювання аварій, переключення, повідомлення операторів). Ці дані є цінними для аналізу, оскільки дозволяють «програти» історію роботи системи і знайти аномалії, що спостерігалися перед відмовами.

Після отримання великих даних зі SCADA, можна застосувати різні алгоритми ШІ: від простих регресій для прогнозу трендів до складних нейронних мереж, які самонавчаються розпізнавати аномалії. Деякі провідні постачальники SCADA-систем уже активно інтегрують інтелектуальні системи діагностики й аналізу, використовують алгоритми штучного інтелекту для прогнозування потенційних поломок обладнання. Наприклад, компанія "AVEVA" пропонує рішення Predictive Analytics, яке може бути інтегроване з їхніми SCADA-системами для забезпечення розширених можливостей виявлення аномалій у роботі обладнання, діагностики причин виникнення несправностей і прогнозування часу до можливої відмови. Компанія "Infosys" розробила систему моніторингу стану суднових двигунів на основі штучного інтелекту, яка здатна прогнозувати технічний стан обладнання на основі даних, що надходять

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-19

від установлених датчиків, і ця система потенційно може бути інтегрована із судновими SCADA-системами [9].

Висновки

Проведене дослідження підкреслює критичну важливість наявності великих і якісних обсягів даних для ефективного навчання моделей штучного інтелекту, здатних прогнозувати технічний стан і потреби в обслуговуванні суднового електроустаткування. У цьому контексті дані, що збираються судновими системами керування та збору даних (SCADA), виступають як перспективне й основне джерело інформації. SCADA-системи вже фіксують широкий спектр експлуатаційних параметрів різноманітного обладнання на борту судна, надають цінну інформацію про його роботу та потенційний знос. Аналіз можливостей використання даних SCADA для навчання моделей машинного навчання показує значний потенціал для впровадження прогнозного технічного обслуговування в морській галузі. Такий підхід дозволяє судноплавним компаніям зменшити кількість непередбачених поломок, оптимізувати графіки планового технічного обслуговування та суттєво знизити витрати на ремонт і заміну обладнання. Однак для повної реалізації цього потенціалу необхідно враховувати й успішно долати наявні виклики, які пов'язані з якістю даних, їх стандартизацією, інтеграцією з іншими судновими системами та забезпеченням належного рівня кібербезпеки.

Подальші дослідження в цій галузі є необхідними для розроблення більш досконалих методів використання даних SCADA для прогнозування технічного стану суднового електроустаткування. Це включає розроблення нових алгоритмів машинного навчання, адаптованих до специфіки морських систем, а також створення ефективних інструментів для очищення, попередньої обробки та проведення аналізу великих обсягів даних SCADA. Успішне впровадження таких рішень на основі штучного інтелекту матиме значний позитивний вплив на безпеку, ефективність і економічність судноплавства в майбутньому.

Список використаної літератури

1. Pereira M.T., Rocha N., Silva F.G., Moreira M.Â.L., Altinkaya Y.O., & Pereira M.J. Process Optimization in Sea Ports: Integrating Sustainability and Efficiency Through a Novel Mathematical Model. *Journal of Marine Science and Engineering*. 2025. № 13 (1). P. 119.
2. Using Optimization in the container shipping industry. *Sia Partners Insights*. URL: https://www.sia-partners.com/en/insights/publications/using-optimization-container-shipping-industry (date of access: 29.03.2025).
3. CMA CGM Group announces $20 billion investment in the Americas for maritime transportation and logistics. *CMA CGM Group*. URL: https://www.cmacgm-group.com/en/news-media/cma-cgm-group-announces-20-billion-investment-americas-maritime-transportation-logistics (date of access: 29.03.2025).
4. Durlik I., Miller T., Kostecka E., & Tuński T. Artificial Intelligence in Maritime Transportation: A Comprehensive Review of Safety and Risk Management Applications. *Applied Sciences.* 2024. № 14 (18). P. 8420.
5. The importance of high-quality training data for building machine learning and deep learning models. *ADATA.PRO*. URL: https://adata.pro/blog/the-importance-of-high-quality-training-data-for-building-machine-learning-and-deep-learning-models/ (date of access: 29.03.2025).
6. The true cost of ship downtime: data-driven insights for shipowners. *Ship Universe.* URL: https://www.shipuniverse.com/the-true-cost-of-ship-downtime-data-driven-insights-for-shipowners/ (date of access: 29.03.2025).
7. Basurko O., Uriondo Z. Condition-Based Maintenance for medium speed diesel engines used in vessels in operation. *Applied Thermal Engineering.* 2015. № 80. P. 404–412.

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-19

8. Macdonald F. The Use of AI in Condition-Based Maintenance and Autonomous Navigation. *Thetius*. URL: https://thetius.com/the-use-of-ai-in-condition-based-maintenance-and-autonomous-navigation/ (date of access: 29.03.2025).
9. AI-based condition monitoring system for the ship engines of a Shipbuilding company. *Infosys*. URL: from https://www.infosys.com/services/engineering-services/service-offerings/internet-of-things/case-studies/shipbuilding-company.html (date of access: 29.03.2025).
10. Taha M. Integrating Artificial Intelligence with SCADA Systems: Enhancing Operational Efficiency, Predictive Maintenance, and Environmental Sustainability. *ResearchGate Technical Report*. 2024. URL: https://www.researchgate.net/publication/382537416_Title_Integrating_Artificial_Intelligence_with_SCADA_Systems_Enhancing_Operational_Efficiency_Predictive_Maintenance_and_Environmental_Sustainability.
11. Suryadarma E.H.E., & Ai T.J. Predictive Maintenance in SCADA-Based Industries: A literature review. *International Journal of Industrial Engineering and Engineering Management.* 2020. № 2 (1). P. 57–70.
12. Anish W. What is marine electricity and how it is generated? *Marine Insight*. URL: https://www.marineinsight.com/marine-electrical/what-is-marine-electricity/ (date of access: 29.03.2025).
13. Knutsen K.E., Manno G., Vartdal B. Beyond condition monitoring in the maritime industry. *Strategic research and innovation*. 2014. URL: https://www.researchgate.net/publication/263583976_Beyond_condition_monitoring_in_the_maritime_industry.
14. Predictive maintenance and the smart factory. Deloitte. URL: https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/us/Documents/process-and-operations/us-cons-predictive-maintenance.pdf (date of access: 29.03.2025).
15. Ajaykumar P. Ship hull inspection services market to reach new heights by 2032. *Vocal Media.* URL: https://vocal.media/journal/ship-hull-inspection-services-market-to-reach-new-heights-by-2032 (date of access: 29.03.2025).

References

1. Pereira, M.T., Rocha, N., Silva, F.G., Moreira, M.Â.L., Altinkaya, Y.O., & Pereira, M.J. (2025). Process Optimization in Sea Ports: Integrating Sustainability and Efficiency Through a Novel Mathematical Model. *Journal of Marine Science and Engineering*, 13 (1), 119. DOI: 10.3390/jmse13010119 [in English]
2. Using Optimization in the container shipping industry (2020). *Sia Partners Insights*. Retrieved from https://www.sia-partners.com/en/insights/publications/using-optimization-container-shipping-industry [in English].
3. CMA CGM Group announces $20 billion investment in the Americas for maritime transportation and logistics (2025). *CMA CGM Group*. Retrieved from https://www.cmacgm-group.com/en/news-media/cma-cgm-group-announces-20-billion-investment-americas-maritime-transportation-logistics [in English].
4. Durlik, I., Miller, T., Kostecka, E., & Tuński, T. (2024). Artificial Intelligence in Maritime Transportation: A Comprehensive Review of Safety and Risk Management Applications. *Applied Sciences*, 14 (18), 8420. DOI: 10.3390/app14188420 [in English].
5. The importance of high-quality training data for building machine learning and deep learning models (2025). *ADATA.PRO.* Retrieved from https://adata.pro/blog/the-importance-of-high-quality-training-data-for-building-machine-learning-and-deep-learning-models/ [in English].
6. The true cost of ship downtime: data-driven insights for shipowners (2024). *Ship Universe*. Retrieved from https://www.shipuniverse.com/the-true-cost-of-ship-downtime-data-driven-insights-for-shipowners/ [in English].
7. Basurko, O., & Uriondo, Z. (2015). Condition-Based Maintenance for medium speed diesel engines used in vessels in operation. *Applied Thermal Engineering,* 80, 404–412. DOI: 10.1016/j.applthermaleng.2015.01.075 [in English].

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-19

8. Macdonald, F. (2024). The Use of AI in Condition-Based Maintenance and Autonomous Navigation. *Thetius*. Retrieved from https://thetius.com/the-use-of-ai-in-condition-based-maintenance-and-autonomous-navigation/ [in English].
9. AI-based condition monitoring system for the ship engines of a Shipbuilding company (2025). *Infosys*. Retrieved from https://www.infosys.com/services/engineering-services/service-offerings/internet-of-things/case-studies/shipbuilding-company.html [in English].
10. Taha, M. (2024). Integrating Artificial Intelligence with SCADA Systems: Enhancing Operational Efficiency, Predictive Maintenance, and Environmental Sustainability. DOI: 10.13140/RG.2.2.18624.75526 [in English].
11. Suryadarma, E.H.E., & Ai, T.J. (2020). Predictive Maintenance in SCADA-Based Industries: A literature review. *International Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 2 (1), 57–70. DOI: 10.24002/ijieem.v2i1.4368 [in English].
12. Anish, W. What is marine electricity and how it is Generated? (2021). *Marine Insight*. Retrieved from https://www.marineinsight.com/marine-electrical/what-is-marine-electricity/ [in English].
13. Knutsen, K.E., & Manno, G., & Vartdal, B. (2014). Beyond condition monitoring in the maritime industry. *Strategic research and innovation.* DOI: 10.13140/RG.2.1.1807.8562 [in English].
14. Predictive maintenance and the smart factory (2017). Deloitte. Retrieved from https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/us/Documents/process-and-operations/us-cons-predictive-maintenance.pdf [in English].
15. Ajaykumar, P. Ship hull inspection services market to reach new heights by 2032. *Vocal Media.* Retrieved from https://vocal.media/journal/ship-hull-inspection-services-market-to-reach-new-heights-by-2032 [in English].

Самойлов Олексій Олександрович – аспірант кафедри експлуатації суднового електрообладнання та засобів автоматики Херсонської державної морської академії. E-mail: oleksii.samoilov.ksma@gmail.com, ORCID: 0009-0002-6711-4769.

Дощенко Галина Геннадіївна – к.т.н., доцент кафедри експлуатації суднового електрообладнання та засобів автоматики Херсонської державної морської академії. E-mail: hersongala@gmail.com, ORCID: 0000-0002-1004-4934.

Samoilov Oleksii Oleksandrovych – Postgraduate Student at the Department of Ship Electrical Equipment and Automatic Devices Operation of the Kherson State Maritime Academy. E-mail: oleksii.samoilov.ksma@gmail.com, ORCID: 0009-0002-6711-4769.

Doshchenko Halyna Gennadiivna – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor at the Department of Operation Vessel Electrical Equipment and Automation of the Kherson State Maritime Academy. E-mail: hersongala@gmail.com, ORCID: 0000-0002-1004-4934.

https://doi.org/10.32782/mathematical-modelling/2025-8-1-19