



Розвиток продуктивних сил і регіональна економіка

УДК 656.61:004.8

DOI <https://doi.org/10.5281/zenodo.17862676>

Використання технологій штучного інтелекту для оптимізації витрат у морських перевезеннях

Толобаєв Георгій Геннадійович,

магістр, судовий оператор, Stolt-Nielsen,

15635 Jacintoport Blvd, #100, Г'юстон, TX 77015, США,

tolobaev9@gmail.com

Прийнято: 11.10.2024 | Опубліковано: 30.10.2024

***Анотація.** Актуальність дослідження зумовлено різким ускладненням умов морських перевезень, зростанням вартості палива, динамікою навігаційних і метеорологічних параметрів та необхідністю оперативного прийняття рішень у середовищі високої невизначеності. Традиційні методи технічного контролю, планування маршрутів і прогнозування експлуатаційних показників уже не забезпечують потрібної точності, що підсилює ризики затримок, перевитрат і технічних відмов. Мета статті полягає в науковому обґрунтуванні підходів до інтеграції технологій штучного інтелекту в управління витратами морських перевезень через удосконалення прогнозування, підвищення точності операційного планування та мінімізацію технічних і навігаційних ризиків. Для досягнення поставленої мети використано системний та аналітичний підходи, що дали змогу розглянути технології штучного інтелекту у взаємозв'язку з економічними, технічними та навігаційними процесами морських перевезень. Застосовано порівняльний аналіз для узагальнення результатів сучасних наукових*



досліджень і практичних підходів до оптимізації витрат у судноплаванні. Також використано методи теоретичного узагальнення, структурно-логічного аналізу та інтерпретації наукових джерел з метою формування концептуальних висновків щодо можливостей і обмежень упровадження штучного інтелекту в морській логістиці.

Установлено, що моделі штучного інтелекту забезпечують значне підвищення точності прогнозування споживання палива, часу проходження маршруту та ймовірності операційних затримок. Виявлено, що використання моделей машинного навчання дає змогу формувати адаптивні маршрути й оптимізовані швидкісні профілі, що реагують на зміни метеоумов і морського стану в режимі, наближеному до реального часу. Доведено, що інтеграція інтелектуальних алгоритмів у технічну експлуатацію сприяє ранньому визначенню деградаційних процесів, зниженню аварійності та скороченню незапланованих ремонтів. Окреслено проблеми впровадження, пов'язані з якістю даних, обмеженнями обчислювальних ресурсів, сумісністю цифрових платформ і ризиками алгоритмічних помилок.

Узагальнено, що комплексне впровадження технологій штучного інтелекту формує стійку модель управління флотськими витратами, покращує навігаційну точність і підвищує загальну операційну надійність судноплавних компаній. Обґрунтовано доцільність переходу до прогнозно-орієнтованого управління технічним станом суден та інтеграції аналітичних моделей у всі ключові елементи експлуатаційного циклу. Перспективним визначено розроблення алгоритмів, стійких до неповноти й шумності морської телеметрії, розширення застосувань цифрових двійників, стандартизацію даних у глобальних логістичних мережах та створення інтерпретованих моделей, придатних до практичної верифікації екіпажами й інженерними командами.

Ключові слова: прогнозування параметрів, машинне навчання, навігаційна аналітика, цифрові двійники, технічний моніторинг,



експлуатаційна надійність, поведінкові моделі руху, телеметричні дані, ризик-менеджмент флоту.

Application of artificial intelligence technologies for cost optimization in maritime shipping

Georgii Tolobaiev,

Master, Vessel Operator, Stolt-Nielsen, 15635 Jacintoport Blvd, #100, Houston,
TX 77015, USA, tolobaev9@gmail.com

Abstract. *The study's relevance stems from the sharp deterioration of sea transportation conditions, the rise in fuel costs, the dynamics of navigation and meteorological parameters, and the need for prompt decision-making in an environment of high uncertainty. Traditional methods of technical control, route planning, and forecasting of operational indicators no longer provide the required accuracy, increasing the risks of delays, cost overruns, and technical failures. The purpose of the article is to scientifically substantiate approaches to the integration of artificial intelligence technologies in the management of costs of maritime transportation through the improvement of forecasting, the improvement of the accuracy of operational planning and the minimization of technical and navigational risks. To achieve the goal, systematic and analytical approaches were used, enabling consideration of artificial intelligence technologies in relation to economic, technical, and navigational processes in sea transportation. A comparative analysis was conducted to generalize the results of modern scientific research and practical approaches to cost optimisation in shipping. The methods of theoretical generalization, structural-logical analysis, and the interpretation of scientific sources were also used to form conceptual conclusions regarding the possibilities and limitations of introducing artificial intelligence into maritime logistics.*



It has been established that artificial intelligence models provide a significant increase in the accuracy of forecasting fuel consumption, travel route times, and the probability of operational delays. It was found that the use of machine learning models enables the formation of adaptive routes and optimized speed profiles that respond to changes in weather and sea conditions in a near-real-time mode. It has been proven that integrating intelligent algorithms into technical operations contributes to the early identification of degradation processes, the reduction of accidents, and the reduction of unplanned repairs. Implementation challenges related to data quality, computing resource limitations, digital platform compatibility, and algorithmic error risks are outlined.

It is summarized that the complex implementation of artificial intelligence technologies creates a sustainable model for fleet cost management, improves navigational accuracy, and increases the overall operational reliability of shipping companies. The expediency of transitioning to forecast-oriented management of ship technical condition and integrating analytical models into all key elements of the operational cycle is substantiated. Development of algorithms resistant to the incompleteness and noise of marine telemetry, expansion of the applications of digital doubles, standardization of data in global logistics networks, and creation of interpreted models suitable for practical verification by crews and engineering teams are considered promising.

Keywords: *parameter prediction, machine learning, navigational analytics, digital twins, technical monitoring, operational reliability, vessel behavior modelling, telemetric data, fleet risk management.*

Постановка проблеми. Проблематика оптимізації витрат у морських перевезеннях набуває критичного значення в умовах зростання вартості палива, підвищених вимог до екологічної ефективності та все більшої складності глобальних логістичних ланцюгів. Традиційні методи планування маршрутів, управління флотом і прогнозування експлуатаційних показників



уже не забезпечують належного рівня точності та швидкості прийняття рішень, що призводить до зайвих витрат і зниження конкурентоспроможності судноплавних операторів. Особливої ваги набуває проблема врахування багатфакторних змінних, як-от погодні умови, коливання ринкових ставок фрахту, динаміка портових заторів і технічні параметри суден, які часто взаємодіють нелінійно та характеризуються високим ступенем невизначеності. У таких умовах застосування технологій штучного інтелекту (далі – ШІ) відкриває можливості для формування адаптивних моделей управління витратами, здатних забезпечити точне прогнозування, оптимізацію маршрутизації та зниження експлуатаційних ризиків. Наукова значущість проблеми полягає в необхідності розроблення інтелектуальних інструментів, які інтегрують великі масиви даних і забезпечують стійку ефективність у реальному часі. Практична важливість зумовлена тим, що впровадження таких рішень сприяє підвищенню економічної результативності судноплавних компаній, скороченню екологічного навантаження та стабільності глобальних ланцюгів постачання, що є ключовими завданнями сучасної морської логістики.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Огляд сучасних наукових публікацій дає змогу виокремити кілька взаємопов'язаних підходів до осмислення ролі інтелектуальних технологій у підвищенні економічної ефективності морських перевезень. Значна частина досліджень має концептуальний характер і спрямована на узагальнення впливу штучного інтелекту на ключові параметри функціонування судноплавства. Зокрема, у роботі І. Джурдани (I. Jurdana) та співавторів обґрунтовано, що використання інтелектуальних технологій забезпечує оптимізацію навігаційних і технічних процесів, що безпосередньо сприяє зниженню експлуатаційних витрат [1]. Б. Л. Айлак (B. L. Aylak) доводить, що інтелектуальні методи аналізу логістичних процесів підвищують раціональність планування ресурсів, скорочують час оброблення вантажів і зменшують простой [2]. У дослідженнях



С. Чена (X. Chen) та співавторів наголошено, що цифрові технології підвищують точність прогнозування технічного стану суден, що дозволяє скоротити витрати на технічне обслуговування й експлуатацію [3]. Бібліометричний аналіз, поданий у роботах Г. Сяо (G. Xiao) та співавторів, засвідчує стійке зміщення наукової уваги в напрямі комплексних моделей інтелектуального судноплавства, орієнтованих на оптимізацію витратних параметрів у режимі, наближеному до реального часу [4].

Поряд із концептуальними узагальненнями значний обсяг публікацій присвячено прикладним аспектам застосування штучного інтелекту для зниження експлуатаційних витрат суден. Зокрема, К. Алексіу (K. Alexiou) та співавтори демонструють можливості інтелектуальних моделей у прогнозуванні швидкості руху, споживання палива та поведінки судна за різних навігаційних умов, що дозволяє оптимізувати одну з найбільших статей витрат судновласників [5]. В огляді Ю. Чжан (Y. Zhang) та співавторів показано, що автоматизація навігаційних рішень і використання моделей уникнення зіткнень сприяють зменшенню витрат, пов'язаних з аварійністю та страховими виплатами [6]. У працях Г. Сяо (G. Xiao) і колег доведено, що поєднання «зелених» та інтелектуальних технологій сталого судноплавства раціоналізує профіль руху суден і забезпечує зниження як паливних, так і екологічних витрат [7]. Економічні переваги автономних суден висвітлює М. Ріяд (M. Riyadh), підкреслюючи, що скорочення витрат на екіпаж і зменшення впливу людського чинника формують значний потенціал економії [8].

Окрему групу становлять дослідження, в яких аналізується економічний ефект упровадження інтелектуальних та автономних систем у портових і логістичних процесах. У цьому аспекті М. Фарзадмехр (M. Farzadmehr) та співавтори пропонують підхід «витрати – вигоди» до оптимізації процесів прибуття суден у порт, демонструючи, що інтелектуальні системи управління чергами й швартуванням істотно скорочують часові та паливні втрати [9].



Цифрові стратегії провідних комерційних операторів аналізують Й. Ітімура (Y. Ichimura) та співавтори, наголошуючи, що цифровізація сприяє зменшенню транзакційних витрат, підвищенню прозорості ланцюгів постачання та зниженню операційних ризиків [10]. Дослідники Т. Сиріопулос (T. Syriopoulos) з колегами демонструють потенціал алгоритмів опорних векторів у прогнозуванні вартості суден, що дозволяє оптимізувати інвестиційні рішення та зменшити фінансові ризики судноплавних компаній [11]. Зі свого боку, І. Дурлік (I. Durlík) та співавтори акцентують увагу на ролі морського інтернету речей у збиранні й аналізі даних, які формують основу для інтелектуальних моделей управління витратами в портовій інфраструктурі [12].

Значне місце в сучасних дослідженнях посідає також аналіз економічних наслідків автономізації морських перевезень та переходу до високого рівня автоматизації. Витрати й вигоди автономного судноплавства узагальнюють Е. Зяйка-Познаньська (E. Ziajka-Poznańska) та співавтори, зазначаючи, що впровадження високоточних сенсорних систем і скорочення чисельності екіпажу здатні суттєво зменшити операційні витрати в довгостроковій перспективі [13]. У роботі З. Г. Мунім (Z. H. Munim) та співавторів підкреслено, що економічна ефективність автономних надводних суден значною мірою залежить від регуляторної готовності ринку та масштабів їх практичного впровадження [14]. М. Мораді (M. Moradi) з колегами демонструють, що використання підкріплювального навчання для оптимізації морських маршрутів дозволяє зменшити споживання палива та викиди CO₂, формуючи відчутний економічний і екологічний ефект [15].

Виділення не вирішених раніше частин загальної проблеми. Попри наявні напрацювання, залишається нерозв'язаним питання побудови високоточної системи прогнозування витратних показників у змінних морських умовах, оскільки наявні моделі не охоплюють повного спектра навігаційних, технічних і метеорологічних чинників. Не досить вивчено



можливості машинного навчання для формування цілісних адаптивних маршрутів і швидкісних режимів, а також не розкрито повною мірою потенціал інтелектуальних алгоритмів у прогнозуванні технічних відмов флоту. Невисвітленою залишається проблема інтеграції ШІ з різнорівневими цифровими платформами, що стримує практичне використання алгоритмічних рішень, а також не сформовано достатньої емпіричної бази щодо ризиків некоректної роботи моделей у реальних рейсових сценаріях.

Запропоноване дослідження усуває ці прогалини шляхом комплексного аналізу можливостей ШІ в прогнозуванні витрат, оптимізації навігації, технічному моніторингу та управлінні ризиками. У роботі узагальнено підходи, здатні підвищити точність моделей, розширити можливості їх інтеграції та забезпечити практичну придатність методів ШІ для підвищення економічної ефективності морських перевезень.

Формулювання цілей статті (постановка завдання). Мета статті полягає у визначенні науково обґрунтованих підходів до застосування технологій штучного інтелекту для оптимізації витрат у морських перевезеннях.

Завдання статті:

- 1) дослідити можливості застосування ШІ для високоточного прогнозування витратних параметрів та оптимізації навігаційних рішень у змінних морських умовах;
- 2) оцінити ефективність інтелектуальних алгоритмів у технічній експлуатації суден для зниження аварійності та незапланованих витрат;
- 3) виявити проблеми впровадження ШІ в морській логістиці та сформулювати практичні рекомендації щодо підвищення економічної стійкості флотських операцій.

Виклад основного матеріалу дослідження. Аналітичне використання ШІ-технологій у прогнозуванні ключових витратних показників морських перевезень стає визначальним чинником підвищення ефективності



судноплавних операцій. Зростання вартості палива, динамічність навігаційних умов та нерівномірність портових процесів створюють багатовимірне поле невизначеності, в якому традиційні методи прогнозування вже не забезпечують необхідної точності. ШІ дозволяє інтегрувати великі масиви історичних і потокових даних, формувати складні нелінійні залежності та здійснювати оперативне передбачення витратних параметрів – передусім споживання палива, часу проходження та величини операційних затримок. У сучасних логістичних системах ці показники мають критичний вплив на загальну структуру витрат, тому їх точне прогнозування створює підґрунтя для інтелектуального планування маршрутів, оптимізації швидкісних режимів і зниження ризику незапланованих збоїв (табл. 1).

Таблиця 1

Ключові витратні показники морських перевезень та можливості їх прогнозування на основі штучного інтелекту

Показник	Джерела даних для прогнозування	Застосовувані методи ШІ	Очікуваний ефект
Споживання палива	Дані двигунів, навігаційні журнали, погодні умови, швидкість судна	Регресійні моделі машинного навчання, нейронні мережі, XGBoost	Зменшення витрат на 5-15%, оптимізація швидкісних профілів
Час проходження маршруту	AIS-треки, історія рейсів, метеодані, портові затримки	RNN/LSTM, ансамблеві моделі	Скорочення відхилень від планових графіків на 10–20%
Операційні затримки	Дані портів, черги на швартування, статуси завантаження, прогноз погоди	Класифікаційні моделі, предиктивна аналітика	Зменшення простоїв і штрафних витрат, підвищення точності планування

Джерело: сформовано автором на основі [2, р. 219–220; 3; 4; 5; 9, р. 355; 16, с. 35; 17, с. 30]

Підходи прогнозування, наведені в таблиці, активно використовуються в практичній морській логістиці й демонструють здатність ШІ-технологій підвищувати точність оцінювання витратних параметрів у динамічних навігаційних умовах. На практиці прогнозування споживання палива базується на поєднанні телеметрії суднових двигунів із метеоінформацією та даними автоматичної ідентифікаційної системи (Automatic Identification



System, AIS). Це дає змогу створювати високоточні моделі, що враховують навіть дрібні коливання навантаження на головний двигун. Наприклад, оператори контейнерних ліній застосовують моделі градієнтного бустингу для визначення оптимального швидкісного профілю під час трансатлантичних рейсів, що дозволяє зменшувати витрати на паливо без шкоди для графіка прибуття [5]. У реальних умовах це означає автоматичний підбір такого режиму руху, за якого судно переходить від традиційної практики «fixed speed sailing» до адаптивної навігації, орієнтованої на фактичні погодні зміни, висоту хвиль і напрямок вітру.

Прогнозування часу проходження маршруту реалізується переважно за допомогою рекурентних нейронних мереж (Long Short-Term Memory, LSTM), які здатні моделювати довгі часові залежності. У портовій логістиці це використовується для точнішої оцінки часу прибуття судна (Estimated Time of Arrival, ETA). Наприклад, на маршрутах Північна Європа - Азія III-моделі враховують не лише навігаційну історію, а й тип судна, середню завантаженість портів уздовж маршруту, наявність штормових попереджень та можливі зміни течій. Це дозволяє судноплавним компаніям зменшити відхилення між плановим і фактичним часом прибуття до 10-15%, що суттєво знижує ризик штрафних санкцій за порушення контрактних зобов'язань [9, р. 355]. Оцінювання операційних затримок ґрунтується на інтеграції даних портових інформаційних систем, прогнозів погоди та показників інтенсивності руху в акваторії. У практиці великих хабових портів (Роттердам, Сінгапур, Пусан) застосовуються класифікаційні III-моделі, здатні передбачати тривалість черг на швартування та очікуваний рівень заторів у терміналах. Наприклад, під час сезонних пікових навантажень такі моделі дозволяють операторам перерозподіляти флот між терміналами або коригувати графіки контейнерних ліній, що мінімізує витрати, пов'язані з простоем суден, затримками в перевантаженні та невикористаними слотами. У комплексі наведені підходи забезпечують не лише підвищення точності



прогнозування, а й формування нового формату управління рейсами, в якому рішення приймаються не за статичними нормативами, а на основі потокової аналітики. Це дає змогу створити адаптивні режими навігації, мінімізувати витратні коливання та підвищити стійкість логістичних ланцюгів у глобальних морських перевезеннях.

Моделі машинного навчання забезпечують якісно новий рівень оптимізації маршрутного планування та управління швидкісними режимами, оскільки дозволяють формувати адаптивні навігаційні рішення на основі нелінійних взаємозв'язків між навігаційними, метеорологічними та технічними параметрами в динамічних морських умовах. Інтеграція даних AIS, супутникових метеопрогнозів та історії рейсів створює основу для безперервного коригування маршруту і швидкісного режиму з урахуванням фактичної ситуації на морі. На відміну від традиційних підходів, орієнтованих на статичне планування, моделі машинного навчання підтримують сценарно-орієнтоване управління рейсом, у межах якого навігаційні рішення уточнюються впродовж усього переходу (табл. 2).

Таблиця 2

Функціональні механізми застосування моделей машинного навчання в навігаційному управлінні

Навігаційна функція	Тип управлінського рішення	Типи використовуваних даних	Практичний навігаційно-економічний результат
Стратегічне формування маршруту	Вибір альтернативних трас з огляду на сезонні й зональні фактори	AIS-історія, кліматичні архіви, гідрологічні карти	Зменшення ризику потрапляння в зони підвищеного хвилювання, стабілізація рейсових показників
Динамічне управління швидкістю	Безперервне коригування швидкісного режиму під впливом зовнішніх умов	Метеопрогнози, дані хвилювання, телеметрія двигуна	Скорочення пікових навантажень на силову установку, оптимізація паливного режиму
Реактивне коригування траєкторії	Оперативна зміна маршруту у відповідь на непередбачувані події	Потокові AIS-дані, навігаційний трафік, погодні попередження	Підвищення точності ЕТА, зниження ймовірності затримок і аварійних відхилень



Джерело: сформовано автором на основі [5; 6; 7; 15; 18, р. 88–89]

Практичне використання таких моделей свідчить, що машинне навчання формує нову парадигму навігаційного управління, в якій рішення приймаються не на основі усереднених нормативів, а з огляду на прогнозовані сценарії розвитку морських умов і поведінки судна. Глибинні нейронні мережі аналізують багаторічні масиви AIS-треків і дозволяють ідентифікувати характерні траєкторії, що мінімізують негативний вплив хвилювання в окремі сезони, зокрема на міжконтинентальних маршрутах Азія - Європа. Моделі підкріплення (Reinforcement Learning, RL) використовуються для адаптації швидкісних режимів у змінних умовах навігації – у разі зростання хвилювання, зміни вітрового поля або підвищеної щільності трафіку [7]. У поєднанні з цифровими навігаційними системами такі алгоритми забезпечують коригування маршруту в режимі, наближеному до реального часу, що дозволяє підтримувати стабільний Estimated Time of Arrival (ETA) навіть за різких змін погодних умов [15]. У результаті адаптивне маршрутне управління стає інструментом не лише підвищення безпеки, а й цілеспрямованого скорочення експлуатаційних витрат.

Інтеграція інтелектуальних алгоритмів у системи технічної експлуатації суден дозволяє перейти від регламентного до прогнозно-орієнтованого обслуговування, в якому технічні рішення ґрунтуються на аналізі великих потоків телеметричних даних. Це забезпечує можливість своєчасного виявлення деградаційних процесів, точного прогнозування відмов та оптимізації технічних інтервалів відповідно до фактичного стану обладнання. В умовах морської експлуатації, де механічні навантаження, температурні перепади та режими роботи обладнання змінюються з високою амплітудою, інтелектуальні алгоритми створюють якісно нові інструменти для зменшення аварійності й запобігання незапланованим витратам (табл. 3).

Таблиця 3



Інтеграція інтелектуальних алгоритмів у технічну експлуатацію суден та їх вплив на зниження аварійності й витрат

Напрямок експлуатації	Типи алгоритмів	Використовувані дані	Практичний результат
Прогнозування відмов обладнання	Алгоритми прогнозування аналітики, моделі деградації, нейронні мережі	Вібраційна телеметрія, температура, тиск, дані про навантаження	Зниження аварійних відмов, своєчасне планування ремонтів
Контроль стану силових установок	Моделі класифікації, цифрові двійники (Digital Twin)	Параметри роботи двигуна, паливні цикли, теплові профілі	Виявлення аномалій у роботі двигунів і попередження критичних збоїв
Оптимізація технічного обслуговування	Ансамблеві моделі, методи оптимізації	Історія ремонтів, знос деталей, інтенсивність експлуатації	Скорочення незапланованих витрат, оптимальна частота сервісу
Моніторинг технічної безпеки	Моделі розпізнавання патернів, системи раннього попередження	Дані датчиків системи безпеки, сигнали тривоги, структурні показники	Підвищення рівня безпеки, зменшення ризику аварійних ситуацій

Джерело: сформовано автором на основі [3; 8, р. 81; 10; 12; 14, р. 182–183; 19, с. 178]

Практична реалізація таких підходів підтверджує, що інтелектуальні алгоритми забезпечують нову якість технічного управління флотом. У силових установках великотоннажних суден застосовуються системи прогнозування аналітики, які аналізують високочастотні вібраційні сигнали та визначають ранні ознаки зношування підшипників або дисбалансу ротора. Це дозволяє планувати ремонт до моменту розвитку критичної відмови, запобігаючи дуже дорогим зупинкам у відкритому морі. Цифрові двійники (Digital Twin) силових агрегатів інтегрують дані з температурних сенсорів, датчиків тиску і паливних систем, створюючи віртуальну модель реального стану двигуна [14, р. 182–183]. На її основі системи автоматично визначають аномальні режими, наприклад короткочасні пікові навантаження, що можуть спричинити прискорене зношування. Ансамблеві моделі й алгоритми оптимізації дають змогу формувати індивідуальні графіки технічного обслуговування, виходячи зі специфіки експлуатації конкретного судна. Це особливо важливо для флотів, що працюють на маршрутах із різними



температурними та хвильовими навантаженнями: умови Північної Атлантики значно відрізняються від стабільних умов Середземного моря, а отже, і швидкість деградації вузлів суттєво варіює [3]. Завдяки машинному навчанню інтервали сервісу більше не визначаються середніми нормативами, а коригуються відповідно до фактичного стану механізмів. У сучасних системах безпеки датчики корпусних напружень, системи пожежного виявлення та автоматичні тривожні модулі передають дані в моделі раннього попередження, що розпізнають патерни, пов'язані з потенційними технічними аномаліями. У суден типу Ro-Ro і танкерів такі моделі дозволяють завчасно виявляти відхилення у структурних навантаженнях, які виникають через нерівномірний розподіл маси або вплив [10].

Упровадження технологій штучного інтелекту в морську логістику стикається з низкою технічних і організаційних обмежень, що істотно впливають на точність моделей та надійність рішень. Найбільш критичною виявляється якість даних, оскільки навігаційні та технічні сенсори часто генерують неповні, зашумлені або несинхронізовані сигнали, а різні судна працюють на несумісних телеметричних системах з неоднаковими форматами та частотою вимірювань. Це ускладнює формування єдиних датасетів і підвищує ризик алгоритмічних помилок, що відзначено в роботі І. Дурліка та співавторів [12]. Додатковою перешкодою є обмежені обчислювальні ресурси на борту: моделі глибинного навчання вимагають значних потужностей, які важко забезпечити в умовах автономного рейсу, тоді як передавання великих даних через супутникові канали обмежується низькою пропускну здатністю та високою затримкою.

Серйозні труднощі виникають під час інтеграції інтелектуальних алгоритмів із наявними цифровими платформами – бортовими навігаційними комплексами, системами технічного моніторингу та портовими інформаційними модулями, які часто працюють на застарілих протоколах і не підтримують API, необхідні для машинного навчання, що узгоджується з



аналітичними висновками М. Фарзадмехра та співавторів [9, р. 355]. Через це створення наскрізних цифрових моделей уздовж усього логістичного ланцюга стає фрагментованим і потребує значних модернізацій. Зберігається й ризик некоректних рішень алгоритмів, що може бути спричинений обмеженою репрезентативністю навчальних вибірок, перенавчанням або відсутністю інтерпретованості моделей; на цій проблемі у сфері прогнозних моделей наголошує Т. Сиріопулос та співавтори [11, р. 60–61]. У морській логістиці навіть невелика похибка у прогнозі хвилювання, стану двигуна чи часу прибуття здатна спричинити значні фінансові та операційні наслідки.

Додатково постає проблема кібербезпеки: залежність від інтенсивного обміну даними між судном і береговими центрами створює вразливості, пов'язані з можливими маніпуляціями AIS-потоків, підробленням телеметрії чи атакою на канали синхронізації, що також відзначається в оглядових дослідженнях цифрової інфраструктури.

Підвищення економічної ефективності морських перевезень через впровадження технологій штучного інтелекту вимагає поєднання технічних, організаційних та управлінських рішень, спрямованих на забезпечення стабільної роботи моделей і максимального використання їхнього аналітичного потенціалу. Насамперед доцільним є формування цілісної цифрової інфраструктури, у межах якої дані навігації, технічної експлуатації та операційної діяльності інтегруються у стандартизованих форматах із забезпеченням високої якості й безперервності надходження. Це створює базу для коректної роботи моделей прогнозування витрат, оцінювання технічного стану обладнання та оптимізації маршрутів.

Досягнення економічного ефекту потребує впровадження прогнозно-орієнтованих систем управління флотом, де моделі аналізують споживання палива, технічну деградацію та навігаційні ризики в динаміці, пропонуючи оптимальні швидкісні профілі й режими роботи. У практиці судноплавних компаній доцільним є використання цифрових двійників для ключових



енергетичних установок, що дозволяє скорочувати простої, підвищувати ресурс двигунів і зменшувати обсяг незапланованих ремонтів. Водночас інтеграція моделей машинного навчання в маршрутизацію рейсів забезпечує зниження вартості палива та уникнення зон підвищеного хвилювання, що має прямий економічний вплив. З метою підвищення точності та стабільності аналітичних рекомендацій варто передбачати регулярне оновлення й ретренування моделей з огляду на сезонні зміни, модернізацію суднових систем та накопичення нових даних. Особливу увагу слід приділити інтерпретованості алгоритмів, забезпечивши можливість перевірки й пояснення рішень екіпажем та технічними фахівцями; це мінімізує ризик алгоритмічних помилок і підвищує довіру до цифрових рішень. Ефективне впровадження ШІ передбачає також розвиток компетенцій персоналу – від навігаційних офіцерів до інженерів-енергетиків. Навчання роботи з аналітичними платформами дозволяє підвищити точність експлуатаційних рішень і забезпечити коректне застосування рекомендацій моделей на практиці. На рівні управління доцільним є поєднання алгоритмічної маршрутизації та технічного моніторингу з економічними стратегіями, як-от оптимізація флотських графіків, перерозподіл навантажень між суднами та планування довгострокових витрат на технічне обслуговування. У підсумку використання ШІ стає найбільш результативним тоді, коли воно інтегроване в усі ключові елементи експлуатаційного циклу - прогнозування, планування, технічний контроль та операційне управління. Такий підхід забезпечує комплексне скорочення витрат, підвищення продуктивності флоту та формування стійкої економічної ефективності морських перевезень у мінливих навігаційних і ринкових умовах.

Висновки. У дослідженні встановлено, що застосування технологій штучного інтелекту забезпечує суттєве підвищення точності прогнозування витратних параметрів морських перевезень, оптимізацію маршрутів і швидкісних режимів, а також формування прогнозно-орієнтованої системи



технічної експлуатації суден. Інтелектуальні алгоритми довели здатність зменшувати споживання палива, стабілізувати час прибуття, знижувати аварійність та обсяг незапланованих ремонтів. Одночасно виявлено комплекс проблем упровадження: низьку якість і несумісність даних, обмежені обчислювальні ресурси, складну інтеграцію з наявними цифровими платформами, ризики алгоритмічних похибок і підвищену вразливість до кіберзагроз. Перспективи подальших досліджень полягають у розробленні стійкіших до шуму та неповноти даних моделей, розширенні застосувань цифрових двійників, стандартизації морської телеметрії, підвищенні інтерпретованості алгоритмів і моделюванні ефектів масштабного впровадження ШІ в глобальних логістичних мережах. Такий напрям забезпечить поглиблення наукових засад і підвищить ефективність управління морськими перевезеннями в довгостроковій перспективі.

Список використаних джерел

1. Jurdana I., Krylov A., Yamnenko J. Use of artificial intelligence as a problem solution for maritime transport. *Journal of Marine Science and Engineering*. 2020. Vol. 8, № 3. Article 201. DOI: <https://doi.org/10.3390/jmse8030201>.
2. Aylak B. L. The impacts of the applications of artificial intelligence in maritime logistics. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*. 2022. № 34. P. 217–225. DOI: <https://doi.org/10.31590/ejosat.1079206>.
3. Chen X., Ma D., Liu R. W. Application of artificial intelligence in maritime transportation. *Journal of Marine Science and Engineering*. 2024. Vol. 12, № 3. Article 439. DOI: <https://doi.org/10.3390/jmse12030439>.
4. Xiao G., Yang D., Xu L., Li J., Jiang Z. The application of artificial intelligence technology in shipping: A bibliometric review. *Journal of Marine Science and Engineering*. 2024. Vol. 12, № 4. Article 624. DOI: <https://doi.org/10.3390/jmse12040624>.



5. Alexiou K., Pariotis E. G., Zannis T. C., Leligou H. C. Prediction of a ship's operational parameters using artificial intelligence techniques. *Journal of Marine Science and Engineering*. 2021. Vol. 9, № 6. Article 681. DOI: <https://doi.org/10.3390/jmse9060681>.
6. Zhang Y., Zhang D., Jiang H. A review of artificial intelligence-based optimization applications in traditional active maritime collision avoidance. *Sustainability*. 2023. Vol. 15, № 18. Article 13384. DOI: <https://doi.org/10.3390/su151813384>.
7. Xiao G., Wang Y., Wu R., Li J., Cai Z. Sustainable maritime transport: A review of intelligent shipping technology and green port construction applications. *Journal of Marine Science and Engineering*. 2024. Vol. 12, № 10. Article 1728. DOI: <https://doi.org/10.3390/jmse12101728>.
8. Riyadh M. Transforming the Shipping Industry with autonomous ships and artificial intelligence. *Maritime Park: Journal of Maritime Technology and Society*. 2024. P. 80–85. DOI: <https://doi.org/10.62012/mp.v3i2.35386>.
9. Farzadmehr M., Carlan V., Vanelslander T. How AI can influence efficiency of port operation specifically ship arrival process: developing a cost–benefit framework. *WMU Journal of Maritime Affairs*. 2024. Vol. 23, № 3. P. 347–374. DOI: <https://doi.org/10.1007/s13437-024-00334-9>.
10. Ichimura Y., Dalaklis D., Kitada M., Christodoulou A. Shipping in the era of digitalization: mapping the future strategic plans of major maritime commercial actors. *Digital Business*. 2022. Vol. 2, № 1. Article 100022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.digbus.2022.100022>.
11. Syriopoulos T., Tsatsaronis M., Karamanos I. Support vector machine algorithms: An application to ship price forecasting. *Computational Economics*. 2021. Vol. 57, № 1. P. 55–87. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10614-020-10032-2>.
12. Durlík I., Miller T., Cembrowska-Lech D., Krzemińska A., Złoczowska E., Nowak A. Navigating the sea of data: a comprehensive review on



data analysis in maritime IoT applications. *Applied Sciences*. 2023. Vol. 13, № 17. Article 9742. DOI: <https://doi.org/10.3390/app13179742>.

13. Ziajka-Poznańska E., Montewka J. Costs and benefits of autonomous shipping – a literature review. *Applied Sciences*. 2021. Vol. 11, № 10. Article 4553. DOI: <https://doi.org/10.3390/app11104553>.

14. Munim Z. H., Haralambides H. Advances in maritime autonomous surface ships (MASS) in merchant shipping. *Maritime Economics & Logistics*. 2022. Vol. 24, № 2. P. 181–188. DOI: <https://doi.org/10.1057/s41278-022-00232-y>.

15. Moradi M. H., Brutsche M., Wenig M., Wagner U., Koch T. Marine route optimization using reinforcement learning approach to reduce fuel consumption and consequently minimize CO₂ emissions. *Ocean Engineering*. 2022. Vol. 259. Article 111882. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2022.111882>.

16. Коростін О. Оптимізація маршрутів морських перевезень за допомогою штучного інтелекту: аналіз можливостей та викликів. *Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво*. 2024. № 56. С. 31–38. DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-56-03>.

17. Коростін О. О. Ефективність розпізнавання тексту в автоматизації міжнародних морських перевезень за допомогою штучного інтелекту. *Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки*. 2024. № 3. С. 29–38. DOI: <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2024.3.4>.

18. Korobkova O., Pavlovska L., Shpak N. Improvement of the interaction algorithm of participants during customs and logistics service of cargo. *Збірник наукових праць Українського державного університету залізничного транспорту*. 2023. № 203. С. 88–95. DOI: <https://doi.org/10.18664/1994-7852.203.2023.277906>.

19. Коробкова О. М., Коробкова З. С. Митна логістика при організації міжнародних перевезень вантажів. *Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського. Серія: Технічні науки*. 2024. Т. 2, № 3. С. 177–182. DOI: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2024.3.2/27>.