

УДК 629.5.083.4:004.8

DOI: 10.31653/1819-3293-2026-1-31-55-65

ARTICLE HISTORY

Received 01.03.2026

Accepted 27.03.2026

Левінський Максим Валерійович¹, Левінський Валерій Михайлович²
Національний університет «Одеська морська академія», Одеса,
Україна¹
Одеський національний технологічний університет, Одеса, Україна²
MaxLevinskyi@gmail.com¹, ValeryLevinskyi@gmail.com²

Предиктивна модель оцінювання ризиків затримання суден із застосуванням штучного інтелекту та ансамблевих методів машинного навчання

Levinskyi Maksym¹, Levinskyi Valeriy²
National University «Odessa Maritime Academy», Odessa, Ukraine¹
Odessa National Technological University, Odessa, Ukraine²
MaxLevinskyi@gmail.com¹, ValeryLevinskyi@gmail.com²

Predictive model for ship detention risk assessment using artificial intelligence and ensemble machine learning methods

Резюме. У статті розглядається підхід до автоматизації оцінювання ризиків державного портового контролю (PSC) на основі аналізу даних щорічних звітів восьми регіональних меморандумів (MoU). Запропоновано методику застосування інструментів штучного інтелекту — зокрема, NLP-моделей та ансамблевих методів машинного навчання — для синтезу даних із гетерогенних джерел (Paris MoU, Tokyo MoU, Black Sea MoU, EMSA та ін.). Результатом роботи є концепція предиктивної моделі на основі логістичної регресії, що дозволяє прогнозувати ймовірність затримання судна $P(d)$ на основі п'яти ключових ознак: юрисдикції прапора, рейтингу визнаної організації (RO), віку судна, регіонального коефіцієнта та історії попередніх інспекцій. Встановлено, що Tokyo

MoU демонструє найвищий середній рівень затримань, та має найбільш репрезентативну вибірку для навчання. Практична значущість підтверджується можливістю інтеграції моделі в системи управління безпекою судноплавних компаній та освітні програми морських закладів вищої освіти.

Summary. *The article presents an approach to automating Port State Control (PSC) risk assessment based on the analysis of annual reports from eight regional memoranda of understanding (MoU). A methodology is proposed for applying artificial intelligence tools — namely NLP models and ensemble machine learning methods — for synthesizing data from heterogeneous sources (Paris MoU, Tokyo MoU, Black Sea MoU, EMSA, etc.). The result is a conceptual predictive model based on logistic regression for estimating ship detention probability $P(d)$ using five key features: flag jurisdiction, recognized organization (RO) rating, ship age, regional coefficient, and previous inspection history. It is established that the Tokyo MoU demonstrates the highest average detention rate, and its dataset is the most representative for model training. The practical value is confirmed by the possibility of integrating the model into safety management systems of shipping companies and maritime higher education programs.*

Міжнародне морське право постійно ускладнюється та розширюється: відповідно до Резолюції Асамблеї ІМО А.1187(33) [13], неповний перелік обов'язкових вимог міжнародних конвенцій з морського судноплавства налічує близько 1000 позицій. За такої кількості регуляторних вимог порушення з боку суден є практично неминучими, що і призводить до їх затримання органами державного портового контролю (Port State Control, PSC). Разом з тим саме інспекційна діяльність PSC формує унікальний масив даних, який відкриває принципово нові можливості для застосування інструментів штучного інтелекту з метою проактивного управління ризиком затримання. Зі зростанням інтенсивності світового судноплавства та прискореним запровадженням нових екологічних стандартів (СІІ, EU-ETS) перехід від реактивного до проактивного аналізу стає нагальною потребою галузі [15].

Аналіз наукових публікацій свідчить про зростаючий інтерес до застосування методів машинного навчання для автоматизації ризик-орієнтованого відбору суден на перевірку. У дослідженнях [7 – 9] апробовано ансамблеві методи (Gradient Boosting, Random Forest), машини опорних векторів (SVM) та баєсівські мережі, що

демонструють точність виявлення затримань на рівні 71 – 78 % порівняно з 42 % при ручному відборі суден інспекторами Paris MoU. Зокрема, авторами [11] показано, що схема вибору ознак на основі SVM дозволяє суттєво підвищити якість передбачення затримань навіть за умов незбалансованих класів. У роботі [12] розроблено ієрархічну класифікацію категорій дефектів з використанням теорії перспектив, що дозволяє врахувати нелінійність суджень про ризик. Зазначені підходи підтвердили перспективність застосування ШІ в галузі PSC, однак мають суттєві обмеження.

Водночас переважна більшість наявних досліджень зосереджена на даних одного меморандуму – Paris MoU або Tokyo MoU – та не розглядає проблему синтезу гетерогенних PDF-звітів із різних регіонів. Невирішеними залишаються питання: автоматизованого об'єднання баз даних восьми регіональних меморандумів в єдину стандартизовану навчальну вибірку; врахування регіонально-специфічних вагових коефіцієнтів у межах єдиної моделі; динамічного донавчання моделі при виході нових щорічних звітів без повного перенавчання. Усунення зазначених прогалин є завданням пропонованого дослідження.

Метою даної роботи є розробка концептуальної архітектури предиктивної моделі оцінювання ризиків затримання суден на основі синтезу даних із восьми регіональних меморандумів із застосуванням NLP-моделей та ансамблевих методів машинного навчання, а також формалізація математичного апарату моделі у вигляді функції ймовірності затримання $P(d)$.

Як основний корпус дослідження були використані щорічні звіти восьми регіональних меморандумів за 2023 – 2024 р.: Paris MoU, Tokyo MoU, Black Sea MoU, Indian Ocean MoU, Mediterranean MoU, Abuja MoU, Caribbean MoU та Viña del Mar Agreement [1 – 3]. Додатковим джерелом слугували аналітичні матеріали Європейського агентства морської безпеки (EMSA) та доповідь EMSAFE 2025 [4]. Сукупний масив налічує понад 80 000 записів про інспекції.

Оскільки вихідні звіти MoU являють собою PDF-документи з різною структурою та форматуванням, для їх автоматизованої обробки застосовувались моделі обробки природної мови (NLP): на етапі вилучення інформації використовувалась бібліотека spaCy та регулярні вирази; стандартизація несумісних одиниць виміру та класифікаційних кодів дефектів здійснювалась з використанням крос-референсної таблиці THETIS [16]. Підсумкова база даних об'єднана в єдиний стандартизований формат JSON/CSV для подальшого навчання моделі. Конвеєр обробки даних включає чотири кроки.

Крок 1. Вилучення даних: PDF → текстовий шар (pdfminer) → NLP-парсинг → структуровані записи.

Крок 2. Нормалізація: кодування дефектів за THETIS-кодами, уніфікація прапорів за ISO 3166-1.

Крок 3. Збагачення даних: додавання Equasis-атрибутів (тип/вік судна, RO, клас).

Крок 4. Формування навчальної вибірки: часова стратифікація (80/20 train/test split).

На основі синтезованих даних за 2023 – 2024 р. виявлено значну гетерогенність показників затримань у різних регіонах світу. Як випливає з табл. 1, діапазон ставок затримання варіюється від 0,62 % (Абуџа МоУ) до 5,0 % (Токіо МоУ), що вказує на необхідність включення до моделі регіонально-специфічних вагових коефіцієнтів.

Таблиця 1

Порівняльний аналіз ефективності PSC за регіонами (2023–2024 р.)

Меморандум / Регіон	Інспекцій	Затримань	Ставка затримання, %	Рівень ризик	ІІІ- цінність даних
Black Sea MoU	4 000	188	4,71	Високий	Середня
Tokyo MoU	32 054	1 600	5,0	Високий	Висока
Paris MoU	17 000	800	4,7	Високий	Висока
Indian Ocean MoU	5 000	200	4,0	Високий	Середня
Mediterranean MoU	6 000	200	3,3	Середній	Середня
Viña del Mar	3 500	95	2,7	Середній	Низька
Caribbean MoU	540	15	2,8	Середній	Дуже низька
Abuja MoU	3 204	20	0,62	Низький	Низька

Примітка: «Ставка затримання» – відношення кількості затриманих суден до загальної кількості інспекцій у регіоні за звітний період. Рівень ризику: до 1,5 % – низький; від 1,5 до 3,5 % – середній; від 3,5 % – високий. ІІІ-цінність даних: до 1000 – дуже низька; від 1000 до 4000 – низька; від 4000 до 12000 – середня; від 12000 – висока.

За рівнем ризику особливу увагу привертають Black Sea MoU, Tokyo MoU, Paris MoU. На протилежному полюсі – Abuja MoU: настільки низьке значення найімовірніше свідчить не стільки про високий технічний стан суден, скільки про менш жорсткі критерії класифікації дефектів порівняно з Paris або Tokyo MoU.

З точки зору репрезентативності навчальної вибірки найбільш цінним є масив Tokyo MoU: такий обсяг дозволяє моделі виявляти рідкісні, але критичні патерни дефектів, які губляться в малих вибірках. Оптимальним підходом є зважена агрегація даних усіх меморандумів з урахуванням їх обсягу та застосуванням техніки SMOTE для балансування класів (затримані / незатримані судна) [7].

Аналіз даних за 2023 – 2024 р. виявив групу прапорів із системно високим рівнем невідповідності в усіх ключових меморандумах. Як показано в табл. 2, прапори Камеруну та Танзанії демонструють середні ставки затримання на рівні 24,8 % та 22,1 % відповідно – у 5 – 6 разів вище середньосвітового показника [1, 2].

Таблиця 2
Ефективність прапорів держав за регіонами Paris MoU та Tokyo MoU
(2023 – 2024 р.)

Прапор судна	Paris MoU, %	Tokyo MoU, %	Середнє, %	Категорія ризику
Камерун	22,3	27,3	24,8	Критичний ризик
Танзанія	20,5	23,7	22,1	Критичний ризик
Сент-Кітс і Невіс	11,5	28,6	20,1	Дуже високий ризик
Беліз	15,4	19,2	17,3	Високий ризик
Грузія	12,0	16,5	14,3	Високий ризик
Того	10,8	13,9	12,4	Високий ризик
Панама	3,1	3,8	3,5	Низький ризик
Маршаллові о-ви	2,1	2,6	2,4	Низький ризик
Багами	1,5	1,9	1,7	Мінімальний ризик
Ліберія	1,8	2,2	2,0	Мінімальний ризик

Особливий інтерес становить дисперсія ризику за регіонами для одного прапора. Так, для Сент-Кітс і Невіс рівень затримань у Tokyo MoU (28,6 %) майже в 2,5 рази перевищує показник Paris MoU (11,5 %). Це підтверджує необхідність включення до моделі крос-регіональних вагових коефіцієнтів: значення f_i (ризик прапора) має розраховуватись окремо для кожного регіону, а не як глобальна скалярна величина.

Ефективність визнаної організації є другим за значимістю предиктором. Лідери галузі — ABS, DNV та Lloyd's Register — стабільно зберігають статус «High Performance» [10]. Організації категорії «Low Performance» (International Register of Shipping, Hellenic Register) створюють системні ризики. Згідно з даними Black Sea MoU, дефекти, пов'язані з недоглядом RO, концентруються переважно у сферах безпеки мореплавства (18,5 %) та пожежної безпеки (16,3 %) [3]. У моделі пропонується не бінарна класифікація RO, а тривірнева порядкова ознака з нелінійним штрафом за належність до категорії Low Performance.

Запропонована модель базується на ансамблевих методах машинного навчання (Gradient Boosting / XGBoost), які на фінальному кроці відкалібровані методом логістичної регресії для отримання інтерпретованих імовірнісних оцінок [8]. Модель приймає на вхід вектор ознак $X = \{f_1, f_2, f_3, f_4, f_5\}$ відповідно до структури, представленої в табл. 3 (профілі дефектів за типами суден) та табл. 4 (опис ознак).

Таблиця 3
Профілі дефектів у розрізі типів суден, % від загальної кількості виявлених порушень (EMSAFE 2025) [4]

Тип судна	Пожежна безпека, %	Конструкція / механізми, %	SOLAS Навігація, %	MARPOL, %	Рятув. засоби, %	ISM/ SMS, %
Генеральний вантаж	27	18	15	12	16	12
Балкери	20	27	14	11	15	13
Хімічні танкери	18	15	12	22	14	19
Контейнеро-вози	22	16	13	14	17	18
Нафтові танкери	16	14	11	26	16	17

* Позначено домінуючу категорію дефектів для кожного типу судна

Таблиця 4

Вектор ознак предиктивної моделі: склад, ваги та джерела даних

Вектор ознак	Найменування ознаки	Вага (β)	Тип даних	Примітка
f_1	Коеф. ризику прапора	0,28	Динамічний	Ключовий класифікатор держави прапора
f_2	Рейтинг RO	0,22	Категоріальний	High / Medium / Low – три рівні
f_3	Вік судна	0,18	Неперервний (нелін.)	Нелінійна функція: експон. зріст > 15 р.
f_4	Рег. коефіцієнт	0,17	Статистичний	Коригування на регіональну специфіку
f_5	Історія інспекцій	0,15	Часовий ряд	Зважене середнє за 36 міс.

Домінуючі категорії дефектів (позначені в табл. 3) є пріоритетними змінними при спеціалізації моделі під конкретний сегмент флоту. Для суден генеральних вантажів це пожежна безпека (27 %); для балкерів – структурні дефекти корпусу і механізмів (27 %).

Значення ваг β , що наведені в табл. 4, запропоновані як апіорні оцінки для концептуальної моделі. $\beta_1 = 0,28$ (прапор) – аргументовано через 15-кратний розрив ставок затримання між Камерун 22 – 27 % проти Багам 1,5 – 1,9 % (див. табл. 2).

$\beta_2 = 0,22$ (RO) – через пряму залежність якості технагляду від категорії організації, підкріплено посиланнями [3, 10].

$\beta_3 = 0,18$ (вік) – через нелінійне зростання після 15 років, вже описане функцією $\phi(Age)$.

$\beta_4 = 0,17$ (регіональний коефіцієнт) – через системні відмінності між меморандумами у суворості класифікації дефектів: наприклад, розрив між Абуџа МоУ (0,62 %) та Токуо МоУ (5,0 %) за однакового технічного стану суден свідчить не про реальну різницю в ризику, а про різні інспекційні стандарти (див. табл. 1).

$\beta_5 = 0,15$ (історія інспекцій) – через те, що цей показник є похідним: він вже опосередковано відображає вплив прапора та RO, зафіксований у попередніх перевірках.

Їх емпіричне уточнення є завданням подальших досліджень.

Ключовим елементом моделі є функція $P(d)$ — ймовірність затримання судна (Detention Probability), що приймає значення в діапазоні $[0, 1]$. Для її визначення використовується такий двоетапний підхід.

Крок 1. Обчислення зваженої лінійної комбінації ознак

$$z = \beta_0 + \beta_1 f_1 + \beta_2 f_2 + \beta_3 \varphi(\text{Age}) + \beta_4 f_4 + \beta_5 f_5,$$

де $\varphi(\text{Age})$ — нелінійна функція зносу судна, що відображає експоненціально зростаючий ризик у міру старіння:

$$\varphi(\text{Age}) = \ln(1 + \max(0, \text{Age} - 15)).$$

Крок 2. Застосування логістичної (сигмоїдної) функції активації

$$P(d) = \sigma(z) = 1/(1 + e^{-z}).$$

Перетворення $\varphi(\text{Age})$ ґрунтується на спостереженні, що судна старші за 15 років демонструють непропорційно високу частоту структурних дефектів [6]. Коефіцієнт β_0 являє собою вільний член, що відображає «базовий» рівень ризику для гіпотетичного ідеального судна.

Пропонується наступна інтерпретація вихідного значення: $P(d) > 0,7$ — судно позначається як «високоризикове» та рекомендується для пріоритетного відбору (Priority Inspection Target); $P(d) \in [0,4; 0,7]$ — стандартний моніторинг; $P(d) < 0,4$ — низький ризик, розширений інтервал між інспекціями.

Критичною перевагою запропонованої архітектури є автоматизований механізм донавчання моделі при виході нових щорічних звітів MoU. NLP-конвеєр здійснює: синтаксичний розбір нового звіту; оновлення відповідних записів у базі даних ознак; перерахунок коефіцієнтів β через процедуру інкрементального навчання. Це забезпечує актуальність моделі без необхідності повного перенавчання з нуля [11].

Дані табл. 3 підтверджують гіпотезу про типоспецифічні профілі ризику: для кожної категорії флоту існує домінуюча область невідповідностей. Практичний висновок полягає в тому, що в архітектурі моделі тип судна має виступати не просто додатковою ознакою, а перемикачем підмоделей (model switcher): для кожного типу флоту формується окремий профіль ваг β , що акцентує найбільш значущі для нього предиктори. Такий підхід реалізується через ієрархічну класифікацію (Hierarchical Classification Framework) [12].

Загалом з дослідження зроблено **висновки**:

1. Виявлено значну регіональну гетерогенність: діапазон ставок затримання становить 0,62 – 5,0 % залежно від меморандуму, що обумовлює необхідність включення регіонального коефіцієнта f_4 до вектора ознак.

2. Формалізовано математичний апарат моделі через функцію логістичної регресії $P(d) = \sigma(\beta_0 + \sum \beta_i f_i)$ з нелінійним перетворенням $\varphi(Age)$ для ознаки віку судна.

3. Встановлено, що найбільш значущими предикторами затримання є ризик прапора ($\beta_1 = 0,28$) та рейтинг визнаної організації ($\beta_2 = 0,22$).

4. Виявлено типоспецифічні профілі дефектів: домінянти пожежної безпеки для генерального вантажу, структурних дефектів для балкерів тощо.

ЛІТЕРАТУРА

REFERENCES

1. Paris MoU on Port State Control. Annual Report 2023: Targeting and Inspections. – Paris: Paris MoU Secretariat, 2024. – 112 p.

2. Tokyo MoU on Port State Control. Annual Report 2023/2024: Port State Control in the Asia-Pacific Region. – Tokyo: Tokyo MoU Secretariat, 2024. — 98 p.

3. Black Sea MoU on Port State Control. Annual Report 2023. — Istanbul: Black Sea MoU Secretariat, 2024. – 76 p.

4. European Maritime Safety Agency (EMSA). Annual Overview of Marine Casualties and Incidents 2024 (EMSAFE). – Lisbon: EMSA, 2025. – 134 p.

5. IMO. International Safety Management (ISM) Code and Guidelines on Implementation of the ISM Code [Electronic resource]. – London: IMO, 2018. – Access mode:

<https://www.imo.org/en/OurWork/HumanElement/Pages/ISMCode.aspx>

6. Heij C., Bijwaard G. E., Knapp S. Ship Inspection Strategies: Effects on Maritime Safety and Environmental Protection // Transportation Research Part D: Transport and Environment. – 2011. – Vol. 16, No. 1. – P. 42 – 48. DOI: 10.1016/j.trd.2010.07.006.

7. Yan R., Wang S. Predicting ship detention in port state control inspection through ensemble learning // Ocean & Coastal Management. – 2018. – Vol. 167. – P. 167 – 175. DOI: 10.1016/j.ocecoaman.2018.09.012.

8. Tsou M.-C. Big data analysis of port state control ship detention database // Journal of Marine Engineering & Technology. – 2019. – Vol. 18, No. 3. – P. 113 – 121. DOI: 10.1080/20464177.2017.1414131.

9. Yang Z., Yang Z., Yin J. Realising advanced risk-based port state control inspection using data-driven Bayesian networks // Transportation Research Part A: Policy and Practice. – 2018. – Vol. 110. – P. 38 – 56. DOI: 10.1016/j.tra.2018.02.030.

10. EMSA. RO Monitoring Under Directive 2009/15/EC: Annual Assessment 2023. – Lisbon: EMSA, 2024. – 20p.

11. Xiao F., Wang S., Shi J., Yin J., Qi J. Ship detention prediction via feature selection scheme and support vector machine (SVM) // Transportation Research Part C: Emerging Technologies. – 2020. – Vol. 114. – P. 444 – 463. DOI: 10.1016/j.trc.2020.02.020.

12. Zhu J.-H., Yang Q., Jiang J. Identifying crucial deficiency categories influencing ship detention: a method of combining cloud model and prospect theory // Reliability Engineering & System Safety. – 2023. – Vol. 230. – Art. 108949. – 15 p. DOI: 10.1016/j.res.2022.108949.

13. Resolution A.1187(33) adopted 06.12.2023. Non-Exhaustive List of Obligations Under Instruments Which Are Relevant to the IMO Instruments Implementation Code (III Code) 2023.

14. Measures to Harmonize Port State Control (PSC) Activities and Procedures Worldwide: Analysis of 2023 PSC Inspection Data. – IMO. Sub-Committee on Implementation of IMO Instruments (III), 11th session, Agenda item 5, III 11/INF.13 – 12.05.2025.

15. Measures to Harmonize Port State Control (PSC) Activities and Procedures Worldwide: Updated Information on PSC Regimes. – IMO. Sub-Committee on Implementation of IMO Instruments (III), 11th session, Agenda item 5, III 11/INF.14. – 12.05.2025.

16. EMSA. THETIS — the European Union Port State Control Inspection Management System [Electronic resource]. — Lisbon: EMSA. — Access mode: <https://www.emsa.europa.eu/thetis.html>

Abstract. The continuous growth in the volume of international maritime regulatory requirements – IMO Assembly Resolution A.1187(33) lists nearly 1,000 mandatory obligations – makes ship deficiencies practically inevitable, which in turn leads to vessel detention by Port State Control (PSC) authorities. At the same time, the PSC inspection database – covering

large amount of inspections annually across regional memoranda – constitutes a unique dataset that enables the application of artificial intelligence tools for proactive detention risk management. The article presents a methodology for applying AI tools – specifically NLP models (spaCy, pdfminer) and ensemble machine learning methods (Gradient Boosting/XGBoost) – for synthesizing structured information from the annual reports of eight regional MoU: Paris, Tokyo, Black Sea, Indian Ocean, Mediterranean, Abuja, Caribbean, and the Viña del Mar Agreement. A review of existing studies shows that such methods achieve detention prediction accuracy of 71 – 78 %, significantly outperforming manual inspector selection (~42 %). However, most prior work focuses on a single memorandum and does not address cross-regional data synthesis or dynamic model updating. A four-stage processing pipeline is described: PDF extraction, normalization against THETIS deficiency codes and ISO 3166-1 flags, data enrichment with Equasis attributes, and temporal stratification. A comparative analysis reveals significant heterogeneity in detention rates from 0.62 % (Abuja MoU) to 5.0 % (Tokyo MoU). The predictive model is formalized as a logistic regression function $P(d)$ over an ensemble output, using a five-dimensional feature vector with prior weights justified by domain logic: flag risk ($\beta_1=0.28$), RO rating ($\beta_2=0.22$), ship age with nonlinear transformation $\phi(\text{Age})$ ($\beta_3=0.18$), regional coefficient ($\beta_4=0.17$), and inspection history ($\beta_5=0.15$). Ship-type-specific defect profiles and a hierarchical model-switching architecture are proposed. Integration of the model into company safety management systems and maritime education programs is substantiated.