

state of communications. In this work, research and development of a method for recognizing underwater objects using multibeam sonar were carried out to ensure the safety of unmanned underwater vehicles and effective shooting of underwater communications. Simulations have shown that echolocation systems with ten or more beams can successfully identify extended objects with different cross-sections. The probability of detecting even partially hidden objects of vision is more than 85%, which is enough to control unmanned underwater vehicles. Thus, the developed multibeam sonar detection method can be effectively applied in unmanned underwater vehicle control systems to survey underwater communications with high accuracy and reliability. This makes it possible to increase the safety and efficiency of the survey and maintain underwater communications in proper condition.

Keywords: *multibeam sonar, unmanned underwater vehicles, survey of underwater communications, recognition of underwater objects, safety, modeling.*

УДК 681.5.04

doi.org/10.33298/2226-8553.2023.2.38.11

Дубинець О.І.

МОДЕЛЬ АВТОМАТИЗОВАНОГО ВИЯВЛЕННЯ СПЕКТРАЛЬНИХ АНОМАЛІЙ У ВИТРАТІ ДИЗЕЛІВ МОРСЬКОГО СУДНА З ВИКОРИСТАННЯМ АВТОЕНКОДЕРА ІЗ ПОДАВЛЕННЯМ ШУМУ

Метою статті є автоматизація процесу виявлення аномалій, пов'язаних із деградацією дизелів морських суден на основі автоенкодера із подавленням шуму. Методи виявлення аномалій спрямовані на виявлення відхилень від типового функціонування. З точки зору системи прогнозування та управління станом (Prognostics and health management (PHM)), яка оперує даними, такі відхилення можуть слугувати індикаторами початку відмов. Виявлення несправностей є першим та критично важливим етапом в системах PHM, які працюють на основі даних. Розроблена в статті модель для автоматизованого виявлення спектральних аномалій у деградації дизелів морських суден, незалежно від типу несправності, ґрунтується на автоенкодері із подавленням шуму (Denoising Autoencoder (DAE)), який навчається на попередньо оброблених даних нормальної експлуатації. Навчання DAE полягає в пошуку оптимальних параметрів кодувальника та декодувальника, які мінімізують функцію втрат. Важливим аспектом є те, що DAE навчається на зашумлених версіях даних, що допомагає видобувати стійкі та інформативні ознаки. Потім навчена модель DAE використовується для розрахунку швидкості та прискорення оцінки аномалії на кожному часовому кроці в даних з деградацією в разі несправності. Одночасно встановлюються загальні та динамічні порогові значення. Розрахунки та порогові значення динамічно змінюються з часом. Це дозволяє виконувати виявлення несправностей в режимі онлайн. Запропонована модель продемонструвала високу ефективність у виявленні трьох типів несправностей дизелів морських суден: засмічення повітряного фільтра, несправності турбокомпресора та несправності вентилятора із частотним керуванням. Модель може використовуватися для виявлення несправностей в режимі онлайн, що дозволяє вчасно вживати заходів для їх усунення. Модель може бути використана для виявлення несправностей в режимі реального часу, що дозволяє вчасно приймати заходи для їх усунення. Модель має перспективи для

застосування в практичних системах РНМ дизельних двигунів. Однак, для подальшого розвитку, необхідно вирішити наступні завдання: автоматизація маркування даних для як класифікації несправностей, так і передбачення залишкового ресурсу, аналіз кореневої причини несправностей та їх ізоляція. Вирішення цих завдань сприятиме підвищенню ефективності та точності моделі.

Ключові слова: автоматизоване виявлення, спектральні аномалії, несправність, автоенкодер, приглушення шуму, технічне обслуговування, умови експлуатації за технічним станом, надійність, безвідмовність, відмова, технічний стан, засіб водного транспорту, призначений ресурс, процес, експлуатація, суднове обладнання, річковий та морський транспорт

Постановка проблеми. Прогнозування та управління станом (Prognostics and health management (PHM)) є областю досліджень з великим потенціалом для вдосконалення операцій з технічного обслуговування суден для забезпечення безперервної роботи (у тому числі в умовах експлуатації за технічним станом). Система РНМ, керована даними, виходить за рамки традиційних методів технічного обслуговування, таких як реактивне та планове технічне обслуговування, які в даний час використовуються на борту суден. Система використовує алгоритми, засновані на даних датчиків, для автоматичного виявлення несправностей, ідентифікації несправностей, їх класифікації та прогнозування залишкового терміну служби (remaining useful life (RUL)). Це дає можливість розробити оптимальний графік технічного обслуговування, спрямований на запобігання збоїв. Судна, в свою чергу, передають дані в режимі реального часу з оперативних датчиків в центр дистанційного управління для здійснення відповідних дій всередині системи РНМ, на основі даних. Це дозволяє планувати операції з технічного обслуговування до найближчого відповідного порту. Оптимальне планування технічного обслуговування значно підвищує безвідмовність, експлуатаційну готовність, надійність і безпеку системи.

Методи виявлення аномалій спрямовані на виявлення відхилень від типового функціонування. З точки зору системи РНМ, який оперує даними, такі відхилення можуть служити індикаторами зароджуються збоїв. Виявлення несправностей є першим і критичним кроком у системах РНМ, керованих даними. Цей процес повинен виконуватися автоматично, щоб визначити момент часу, коли виникає несправність, на основі даних про деградацію. Крім того, цей момент часу може бути використаний для створення етикеток для класифікації несправностей і визначення залишкового терміну служби. В останні роки спостерігається підвищений інтерес до методів виявлення спектральних аномалій. Вони спрямовані на створення низькорозмірного представлення вхідних даних, де аномалії та типові дані про продуктивність зазвичай легко розрізняються. Помилка відновлення на кожному часовому кроці між вихідними даними та їх низьковимірним відновленням використовується як показник аномалії для виявлення невідповідностей. Аналіз головних компонент є одним з найбільш відомих класичних методів виявлення спектральних аномалій. Однак останнім часом з'явилися глибокі нейронні мережі (deep neural networks (DNNs)), які продемонстрували більшу ефективність у цій сфері.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. У даний час розглядаються три підходи до навчання алгоритмів виявлення спектральних аномалій: супервізорний, напівсупервізорний і неконтрольований. Вибір методу навчання залежить від наявності та якості вхідних даних. Диспетчерське навчання включає навчання класифікатора, який може відрізнити нормальну роботу від несправностей. Цей спосіб ефективний, якщо є мітки для нормальних і помилкових даних. Наприклад, у статті [1] запропонована супервізійна нейронна мережа для виявлення несправностей у судовому обладнанні. У [2] розроблено метод онлайн-діагностики несправностей на основі згорткових нейронних мереж та передачі знань. Система була навчена з використанням методу нагляду, який класифікує несправності підшипників і насосів. Однак у морській галузі часто відсутні мічені дані про несправності. У таких випадках необхідно використовувати методи напівнагляду і без нагляду. Напівсупервізійне навчання використовує лише дані нормальної роботи. Наприклад, у [3] і [4] варіаційний автокодер використовувався

для виявлення аномалій. У цих дослідженнях було оцінено максимальне прискорення даних про несправності та використано як детектор несправностей. Однак цей підхід дозволяє виявляти несправності лише в автономному режимі, оскільки для визначення максимального прискорення потрібні заздалегідь відомі дані про несправності. Навчання без учителя не вимагає заздалегідь визначених міток і ґрунтується виключно на внутрішніх характеристиках даних. Наприклад, в [5] детектор аномалій заснований на варіаційному автоенкодері з використанням LSTM. Пошук в Інтернеті стає можливим завдяки зміні порогового значення залежно від оціненого статусу завдання. Такий підхід дозволяє адаптувати порогові значення в режимі реального часу.

Метою статті є автоматизація процесу виявлення аномалій, пов'язаних з деградацією судових дизельних двигунів на базі автоенкодера з шумовідведенням.

Викладення основного матеріалу дослідження. У статті запропоновано модель автоматизованого виявлення спектральних аномалій при деградації судових дизельних двигунів судна незалежно від типу несправності. В якості глибокої нейронної мережі був обраний автоенкодер з видаленням шумів (Denoising Autoencoder (DAE)), оскільки вона перевершує інші мережі з точки зору виявлення несправностей морських компонентів на основі відновлення.

DAE – це тип штучної глибокої нейронної мережі під назвою DNN, яка використовується для дослідження прихованих представлень даних і відновлення «чистих» даних із зашумлених вхідних даних [7-8]. Основною метою DAE є добувати інформацію, ігноруючи шум або непотрібні деталі в даних. Основні характеристики DAE:

1. В основі DAE лежить концепція автоенкодера. Автоенкодер – це тип нейронної мережі, який складається з двох основних частин: кодера (енкодера) і декодера. Кодувальник стискає вхідні дані в приховане представлення (код), а декодер відновлює дані з цього коду. Узагальнена архітектура DAE наведена на рис. 1.

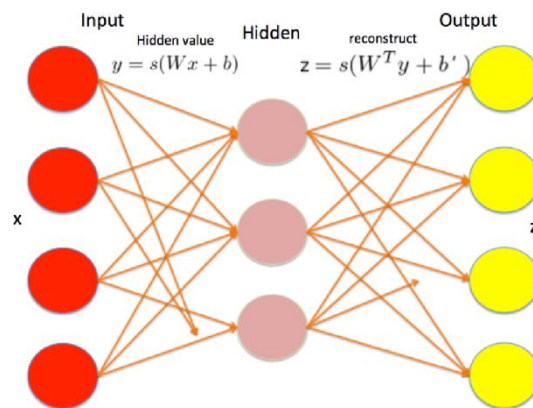


Рисунок 1 – Узагальнена архітектура Denoising Autoencoder
Джерело: M. Chen, Z. Xu, K. Weinberger, and F. Sha, 2012

2. DAE має специфічну особливість: перед подачею даних на вхід мережі вхідні дані піддаються штучному шуму. Це може бути додавання випадкового шуму, спотворення, видалення деяких даних тощо.

3. Мережа навчена на зашумлених вхідних даних, але метою навчання є відновлення «чистих» даних, тобто даних без шумів. У процесі навчання мережа налаштовується таким чином, щоб мінімізувати різницю між шумними входами та їх відновленими версіями.

4. Важливою особливістю DAE є те, що латентне представлення (код), яке мережа витягує в процесі навчання, є ефективним набором функцій даних, який ігнорує шуми та зайві деталі.

У цілому основними сферами застосування DAE є:

– зменшення розмірності: DAE можна використовувати для зменшення розмірності даних шляхом вилучення найважливіших ознак;

– фільтрація шуму: DAE можна використовувати для фільтрації шуму з даних, що корисно в завданнях, пов'язаних з шумом або артефактами;

– відновлення даних: DAE може відновити пошкоджені дані, такі як зображення, після артефактів або спотворень.

Математичний опис DAE містить у собі такі компоненти:

1. Кодувальник, який перетворює вхідні дані у внутрішнє або приховане представлення. Нехай x позначає вхідні дані, а h – прихований вид. Тоді кодувальник можна представити таким чином:

$$h = f_{encoder}(x), \quad (1)$$

де $f_{encoder}$ – функція-енкодер, яка може бути реалізована у вигляді нейронної мережі з одним або декількома шарами.

2. Декодер (Decoder), який перетворює латентне представлення назад в спробу відновити вихідні, «чисті» дані. Нехай x' позначає вихід декодера. При цьому декодер можна представити так:

$$x' = f_{decoder}(h), \quad (2)$$

де $f_{decoder}$ – функція декодера також може бути реалізована у вигляді нейронної мережі.

3. Функція втрат (Loss Function). Мета DAE – мінімізувати різницю між вихідними даними та їх відновленими версіями. Це досягається шляхом визначення функції втрат, яка вимірює похибку відновлення. Однією з поширених функцій втрат є середньоквадратична похибка (Mean Squared Error, MSE):

$$[L(x, x') = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - x_i')^2 \quad (3)$$

де N – кількість елементів у вхідних даних;

x_i – i -ий елемент вхідних даних;

x_i' – i -ий відновлений елемент даних.

Навчання DAE полягає в пошуку оптимальних параметрів кодера і декодера, які мінімізують функцію втрат. Важливим аспектом є те, що DAE навчається на зашумлених версіях даних, що допомагає їй отримувати надійні та інформативні функції.

Розглянемо докладніше процес навчання моделі виявлення спектральних аномалій за допомогою DAE. У контексті виявлення аномалій DAE може бути використаний для вивчення нормального функціонування системи та виявлення аномалій, які можуть вказувати на аномалії. Алгоритм навчання DAE розглядається з точки зору моделі виявлення спектральних аномалій деградації суднових дизельних двигунів судна і складається з таких етапів (рис. 2):

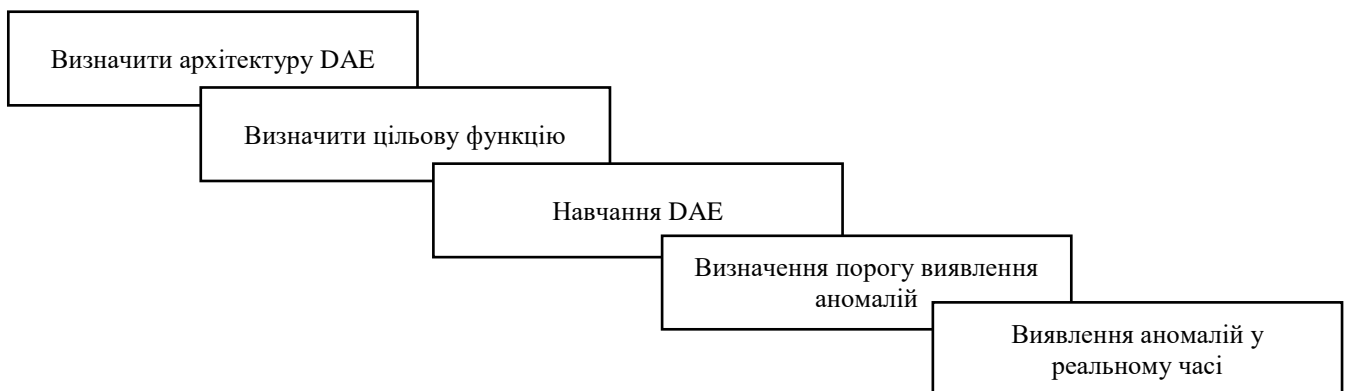


Рисунок 2 – Узагальнений алгоритм навчання автоенкодера з точки зору моделі виявлення спектральних аномалій деградації суднових дизельних двигунів судна

Джерело: узагальнено автором

1. Визначення архітектури DAE, яка складається з двох основних частин: кодера і декодера. Кодувальник стискає вхідні дані у прихованому вигляді, а декодер відновлює дані з цього подання. Архітектура DAE визначається як функція кодера і декодера.

2. Визначення цільової функції DAE. Основна ідея DAE полягає у відновленні вхідних даних із «зашумлених» даних. Для цього використовується цільова функція, яка мінімізує різницю між вихідними даними та їх відновленими версіями. Цільова функція DAE визначається наступним чином. Нехай вихідні дані позначаються як X , і зашумлені дані, як X' . Тоді цільова функція DAE (J) зводиться до мінімуму наступним чином:

$$J(\theta) = ||X - D(E(X'))||, \quad (4)$$

де θ – параметри моделі DAE;

$E(X')$ – кодувальник, який перетворює зашумлені дані. 3. Навчання DAE. Процес навчання DAE полягає в знаходженні оптимальних параметрів моделі (θ), мінімізуючи цільову функцію J . Це досягається за допомогою такого алгоритму оптимізації, як стохастичний градієнтний спуск (SGD). Навчання на тему «чисті дані». На етапі навчання DAE використовується набір даних, що містить «чисті» приклади нормального функціонування суднового дизельного двигуна. Ці дані схильні до випадкового додавання шуму, створюючи зашумлені дані X' . DAE навчається на зашумлених даних для відновлення даних «чистих даних» X .

4. Визначення порогу для виявлення аномалій. Після завершення навчання DAE визначається поріг виявлення аномалій. Якщо різниця між вхідними даними та їх відновленими версіями перевищує встановлений поріг, то це вважається аномалією.

5. Виявлення аномалій у реальному часі. У режимі реального часу DAE може бути застосований до даних про продуктивність судових дизельних двигунів. Якщо помилка відновлення перевищує встановлений поріг, це сигналізує про можливу аномалію в роботі двигуна.

У даній статті для перевірки запропонованої моделі використовуються два види несправностей: засмічення повітряного фільтра і вихід з ладу турбокомпресора. Несправність повітряного фільтра імітується обмежувачем, який поступово переходить з повністю відкритого положення в закрите на 90%. Це призводить до зменшення подачі повітря в турбокомпресор. Несправність турбокомпресора імітується пристроєм для зливу повітря, який встановлюється на магістралі подачі повітря між турбокомпресором і впускним колектором двигуна. Поступове зливання повітря призводить до зниження тиску повітря в процесі згоряння двигуна. Третій тип несправності використовується для остаточної перевірки запропонованого алгоритму: несправність частотно-регульованого вентилятора, керуючого вторинною системою охолодження двигуна. Забитий повітряний фільтр зменшує кількість повітря, що надходить у двигун. Це може призвести до меншої потужності двигуна та підвищеної витрати палива. Несправний турбокомпресор також може призвести до зниження потужності двигуна та підвищеної витрати палива. Несправність частотно-регульованого вентилятора може призвести до перегріву двигуна.

Таким чином, робота моделі автоматизованого виявлення спектральних аномалій деградації судових дизелів на базі автоенкодера з шумозніманням може бути зведена до такого. По-перше, DAE навчається на попередньо оброблених даних про нормальну роботу. Потім навчена модель DAE використовується для обчислення швидкості та прискорення оцінки аномалії на кожному часовому кроці в даних зі зниженням у разі збою. Одночасно встановлюються узагальнені і динамічні пороги. Розрахунки та порогові значення динамічно змінюються з часом. Це дозволяє виконувати виявлення несправностей в режимі онлайн, оскільки несправність виявляється автоматично, як тільки розрахунки швидкості та прискорення перевищують порогові значення.

Висновки. У статті запропоновано модель автоматизованого виявлення спектральних аномалій деградації суднових дизельних двигунів, яка не залежить від типу відмови. DAE використовується як глибока згортова мережа. Для тестування моделі було використано три типи несправностей з різними моделями деградації. Дані про нормальну експлуатацію та помилкові дані про деградацію були зібрані з двох різних профілів навантаження двигуна. Ці профілі призначені для відтворення реальних ситуацій, які можуть вплинути на продуктивність суднових дизельних двигунів. Модель показала високу ефективність у виявленні всіх трьох типів несправностей. Слід зазначити, що виявлення несправностей – це лише перший крок, який необхідно виконати в реальній PHM-системі, керованій даними. Для подальшого аналізу несправностей необхідно виконати, по-перше, автоматичне маркування даних для врахування як класифікації несправностей, так і прогнози RUL, по-друге, аналіз першопричин несправності та ізоляції несправностей. Ці дії розглядаються як напрями подальших досліджень.

REFERENCES

1. G. Wu, "Fault detection method for ship equipment based on BP neural network", *Proc. Int. Conf. Robots Intell. Syst. (ICRIS)*, pp. 556-559, May 2018.
2. G. Xu, M. Liu, Z. Jiang, W. Shen and C. Huang, "Online fault diagnosis method based on transfer convolutional neural networks", *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 69, no. 2, pp. 509-520, Feb. 2020.
3. A. L. Ellefsen, E. Bjørlykhaug, V. Æsøy and H. Zhang, "An unsupervised reconstruction-based fault detection algorithm for maritime components", *IEEE Access*, vol. 7, pp. 16101-16109, 2019.
4. A. L. Ellefsen, X. Cheng, F. T. Holmeset, V. Æsøy, H. Zhang and S. Ushakov, "Automatic fault detection for marine diesel engine degradation in autonomous ferry crossing operation", *Proc. IEEE Int. Conf. Mechatronics Autom. (ICMA)*, pp. 2195-2200, Aug. 2019.
5. D. Park, Y. Hoshi and C. C. Kemp, "A multimodal anomaly detector for robot-assisted feeding using an LSTM-based variational autoencoder", *IEEE Robot. Autom. Lett.*, vol. 3, no. 3, pp. 1544-1551, Jul. 2018.
6. A. Budiman, M. I. Fanany and C. Basaruddin, "Stacked Denoising Autoencoder for feature representation learning in pose-based action recognition," 2014 IEEE 3rd Global Conference on Consumer Electronics (GCCE), Tokyo, Japan, 2014, pp. 684-688, doi: 10.1109/GCCE.2014.7031302.
7. A. Coates, H. Lee, and A. Ng, An analysis of single-layer networks in unsupervised feature learning, in Proceedings of the Fourteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics, ser. JMLR Workshop and Conference Proceedings, G. Gordon, D. Dunson, and M. Dudk, Eds. JMLR W&CP, pp. 215-223.
8. M. Chen, Z. Xu, K. Weinberger, and F. Sha, Marginalized denoising autoencoders for domain adaptation, in Proceedings of the 29th International Conference on Machine Learning (ICML-12), ser. ICML 12, J. Langford and J. Pineau, Eds. New York, NY, USA: ACM, July 2012, pp. 767-774.

Dubynets O.I.

MODEL FOR AUTOMATED DETECTION OF SPECTRAL ANOMALIES IN THE DEGRADATION OF MARINE DIESEL ENGINES USING A DENOISING AUTOENCODER

The aim of this article is to automate the process of detecting anomalies associated with the degradation of marine diesel engines using a denoising autoencoder (DAE). The methods for anomaly detection are focused on identifying deviations from typical engine operation. From a Prognostics and Health Management (PHM) system perspective, such deviations can serve as indicators of impending failures. Detecting faults is the initial and critically important stage in data-driven PHM systems. The developed model in this article for automated spectral anomaly detection in the degradation of marine diesel engines, irrespective of the fault type, is based on a denoising autoencoder (DAE). The DAE is

trained on preprocessed data from normal engine operation. DAE training aims to find optimal encoder and decoder parameters that minimize a loss function. An important aspect is that the DAE is trained on noisy data, aiding in extracting robust and informative features. Subsequently, the trained DAE model is used to calculate the speed and acceleration of anomaly assessment at each time step in degradation data in the event of a fault. Generic and dynamic threshold values are simultaneously established. These calculations and threshold values dynamically change over time, enabling real-time fault detection. The proposed model has demonstrated high efficiency in detecting three types of faults in marine diesel engines: air filter clogging, turbocharger malfunction, and frequency-controlled fan faults. The model can be used for online fault detection, facilitating timely corrective actions. It holds promise for practical use in PHM systems for marine diesel engines. However, further development tasks include automating data labeling for both fault classification and Remaining Useful Life (RUL) predictions, as well as analyzing the root cause of faults and isolating them. Solving these tasks will enhance the model's effectiveness and accuracy.

Keywords: *automated detection, spectral anomalies, marine diesel engines, fault, auto-encoder, noise suppression, maintenance, operating conditions by condition, reliability, failure, technical condition, means of water transport, technical condition, means of water transport, designated resource, process, operation, ship equipment, river and sea transport*

УДК 656.61.084

doi.org/10.33298/2226-8553.2023.2.38.12

Нікітін П.В., Гусак І.А.

МЕТОД УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЙ ПРИ ВИКОНАННІ МОРСЬКИХ ПЕРЕВЕЗЕНЬ

Метою цієї статті є підвищення безпеки морських перевезень вантажів шляхом розробки та удосконалення методів оцінки та управління ризиками надзвичайних ситуацій. Дана стаття акцентує увагу на актуальності розробки та впровадження методу управління ризиками, пов'язаними з виникненням надзвичайних ситуацій під час морських перевезень. Незважаючи на значний науково-технічний прогрес у галузі безпеки мореплавства, частота аварій залишається високою. Основною метою є забезпечення безпеки під час морських перевезень та зменшення негативних факторів, що сприяють виникненню надзвичайних ситуацій. Поточне дослідження виявляє, що кількість інцидентів під час морських перевезень залишається високою та недостатньо зменшується. Аналіз практик підготовки та здійснення морських перевезень підкреслює, що підходи до оцінки та управління ризиками залишаються традиційними, і наукове забезпечення питань безпеки недостатньо розробляється. Тобто, аналіз існуючого досвіду та досліджень вказує на неповний розвиток наукових основ оцінки та управління ризиками в контексті морських перевезень вантажів. Методи оцінки ризиків надзвичайних ситуацій, а також оцінки безпеки та ефективності проектів транспортно-логістичних систем на основі критеріїв ризику потребують додаткової розробки. Питання прийняття рішень в управлінні ризиками також залишаються недостатньо дослідженими. Таким чином, дана стаття представляє інноваційний метод управління ризиками надзвичайних ситуацій на морських перевезеннях. Основною перевагою є інтегральний підхід, який дозволяє оцінити ризик на різних етапах перевезень вантажів. Цей метод базується на системному аналізі, детально розглядаючи ризики на кожному ланцюжку транспортно-логістичної системи. Такий підхід забезпечує більш точну оцінку можливих ризиків та дозволяє приймати