

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

**ХЕРСОНСЬКА ДЕРЖАВНА МОРСЬКА АКАДЕМІЯ
ХЕРСОНСЬКА ДЕРЖАВНА МОРСЬКА АКАДЕМІЯ**

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ПОНОМАРЬОВА ВІКТОРІЯ ПЕТРІВНА

УДК 681.515:378.126

ДИСЕРТАЦІЯ

**МЕТОДИ СТВОРЕННЯ АВТОМАТИЗОВАНИХ СИСТЕМ КЕРУВАННЯ
РУХОМ СУДНА НА ОСНОВІ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ МОДЕЛІ
СУДНОВОДІЯ**

151 – Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології
15 – Автоматизація та приладобудування

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей,
результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

Пономарьова В.П.

Наукові керівники:

Носов Павло Сергійович
кандидат технічних наук, доцент
Дягилева Олена Сергіївна
кандидат педагогічних наук, доцент

Херсон – 2025

АНОТАЦІЯ

Пономарьова В.П. Методи створення автоматизованих систем керування рухом судна на основі кваліфікаційної моделі судноводія. - Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 151 «Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології». — Херсонська державна морська академія Міністерства освіти і науки України, Херсон 2024.

Сучасне судноплавство перебуває на перехресті інформаційних інновацій та викликів, що зумовлені зростанням складності навігаційних умов. Попри впровадження сучасних навігаційних систем, таких як ECDIS, AIS і автоматичного пілотування, людський фактор залишається основною причиною більшості аварій на морському транспорті.

Аналіз аварій (EMCIP Navigation Accidents-Summary report) показав, що з 573 зафіксованих інцидентів найбільш поширеною причиною залишаються дії людини (447 випадків, або 78,0%), з яких 37,0% становлять зіткнення, 30,0% – посадка на міліну та 11,0% – контакт. Наступними за поширеністю є аварії, спричинені іншим судном (78 випадків, 13,6%), серед яких 6,3% – посадки на міліну, 4,9% – зіткнення та 2,4% – контакт. За ними слідують відмови систем чи обладнання (44 випадки, 7,7%), де 3,7% припадають на посадку на міліну, 2,1% – на зіткнення і 1,9% – на контакт. Нарешті, у 4 випадках (0,7%) причину аварії не вдалося встановити.

Ключовою проблемою є відсутність інтегрованого підходу до оцінки та прогнозування кваліфікаційних параметрів судноводіїв у реальному часі. Підґрунтям для визначення цих параметрів слугують положення державного кваліфікаційного іспиту зі спеціальності «Морський та внутрішній водний транспорт» (синхронізовані з ІМО-модельними курсами та затверджені наказом МОН №1067 від 01.09.2023), а також вимоги STCW (Розділ A-VIII/2) і ISM Code (п. 1.2.2) щодо належної організації вахтової служби, управління ресурсами та запобігання людським помилкам. Відтак, постає потреба у

розробці методів створення автоматизованих систем керування рухом судна на основі кваліфікаційних даних про судноводія.

Головною ідеєю дослідження є гіпотеза, що застосування методів та засобів автоматизованого керування судном, заснованих на інтелектуальних системах з нечіткою логікою, для оцінки та відновлення кваліфікаційних параметрів моделі судноводіїв, дозволить зменшити вплив людського фактора на процеси навігації.

Головне завдання дослідження полягає у створенні кваліфікаційної моделі судноводія, яка враховує технічні, когнітивні та поведінкові аспекти, модулів для оцінки рівня небезпеки, ідентифікації кваліфікаційних параметрів їх відновлення та аналізу дій у критичних ситуаціях.

Задачі дослідження:

1. Провести аналіз існуючих методів та засобів управління кваліфікаційною складовою морських організаційно-технічних систем, зокрема ідентифікації кваліфікаційних параметрів, які впливають на ефективність функціонування систем, і розробці структурно-логічних схем та моделей керування.

2. Розробити та обґрунтувати кваліфікаційну модель судноводія для автоматизованого управління судном, яка інтегрує технічні, когнітивні та поведінкові аспекти, що включатиме методи оцінки рівня кваліфікації, прогнозування навігаційних ризиків і прийняття рішень в умовах невизначеності, а також створення когнітивного модуля для аналізу інтуїтивних дій.

3. Розробити метод автоматизованої ідентифікації та оцінки кваліфікаційних параметрів судноводіїв у складних навігаційних умовах на основі систем нечіткого виведення, що передбачатиме формалізацію функцій належності для ключових навігаційних факторів, створити базу нечітких правил та провести імітаційне моделювання для оцінки впливу кваліфікаційних параметрів на загальний ризик навігації.

4. Розробити програмне забезпечення, яке реалізовуватиме алгоритми розробленого комплексного методу, що забезпечить послідовний функціонал, включатиме розробку модуля для автоматизованої OCR-обробки зображень ECDIS, модуля для порівняння даних та геолокацій з метою аналізу навігаційної інформації, модуля для візуалізації географічних даних на карті, а також модуля підтримки прийняття рішень для судноводія.

Об'єктом дослідження є процеси визначення кваліфікаційної моделі судноводія при керуванні рухом судна.

Предметом дослідження є моделі і методи створення автоматизованих систем керування рухом судна на основі кваліфікаційної моделі судноводія.

Наукове значення отриманих результатів полягає у розробці комплексного методу та нових підходів до автоматизованого керування судном і підтримки прийняття рішень судноводієм, які інтегрують технічні, когнітивні та поведінкові аспекти у кваліфікаційну модель судноводія.

Практичне значення отриманих результатів полягає у використанні розроблених методів і програмних засобів для створення автоматизованих систем керування рухом судна та систем підтримки прийняття рішень судноводієм, які працюють у режимі реального часу. Впровадження цих систем дозволяє інтегрувати інтелектуальні алгоритми, такі як нечітка логіка та нейронні мережі, з існуючими навігаційними системами, зокрема ECDIS, що знижує вплив людського фактору на процеси навігації.

Наукова новизна отриманих результатів:

У роботі:

1. Вперше розроблено комплексну кваліфікаційну модель судноводія для автоматизованого керування судном в умовах невизначеності навігаційного середовища, що полягає у використанні інтегрованого підходу до формалізації людського фактору (технічні, когнітивні, поведінкові параметри) та врахування динамічних змін кваліфікаційних характеристик оператора, на відміну від існуючих рішень, у запропонованій моделі реалізовано механізми комплексної оцінки й адаптації дій судноводія з

використанням інтелектуальних методів ідентифікації та прогнозування, які дозволяють суттєво зменшити ризики помилкових або несвоєчасних рішень, мінімізувати імовірність аварійних ситуацій та підвищити рівень безпеки судноплавства.

2. Вперше запропоновано метод автоматизованої ідентифікації та оцінки кваліфікаційних параметрів судноводіїв у складних навігаційних умовах, який полягає у використанні інтелектуальних систем з нечіткою логікою, методів когнітивного моделювання та машинного навчання для аналізу реальних дій оператора (курс, маневри, робота з ECDIS) у режимі реального часу, на відміну від існуючих підходів, розроблений метод забезпечує автоматизоване зіставлення різномірних даних (зокрема, неточних і неповних), ідентифікацію недостатніх кваліфікаційних параметрів та оперативне формування рекомендацій щодо їх відновлення, зменшуючи ризики критичних помилок та некерованих маневрів.

3. Удосконалено метод аналізу інтуїтивних дій судноводія в критичних ситуаціях, що полягає в інтеграції психологічних факторів оператора-судноводія, а також ситуаційної обізнаності з реальними навігаційними змінними та автоматизованими засобами контролю, на відміну від існуючих рішень, це дає можливість оцінювати інтуїтивні дії та завчасно визначати потенційні небезпеки в поведінці судноводія, що дозволяє зменшити ризики виникнення аварійних подій.

4. Удосконалено методи прогнозування траєкторій суден з використанням нейронних мереж і алгоритмів машинного навчання, який полягає у глибинному аналізі великих масивів навігаційних даних (ECDIS), автоматизованому стисканні та кластеризації траєкторій, а також оцінюванні ймовірностей аномальної поведінки судна, на відміну від традиційних методів, запропонований підхід дає змогу підвищити точність прогнозування траєкторій руху судна у динамічних умовах невизначеності (зокрема, в умовах обмеженої видимості, високої щільності руху), зменшуючи ризики критичних ситуацій і скорочуючи час проходження небезпечних ділянок.

5. Отримав подальший розвиток методу інтеграції автоматизованих засобів інформаційної підтримки прийняття рішень судноводія у складних умовах плавання, що полягає у розробленні комплексної системи з модулями OCR-обробки зображень, синхронізації текстових і геопросторових даних, алгоритмами виявлення та відновлення відсутньої інформації, а також прогнозування ризику в реальному часі, на відміну від існуючих рішень, дозволяє суттєво зменшити вплив людського фактора та посилює ефективність прийняття рішень у режимі реального часу.

У розділі 1 проведено комплексний аналіз сучасних методів і засобів керування станом кваліфікаційної складової морських організаційно-технічних систем (ОТС). Особлива увага приділена розробці підходів до ідентифікації та керування процесами формування кваліфікаційних параметрів, які впливають на безпеку й ефективність судноплавства.

Розглянуті особливості впровадження автоматизованих систем, що базуються на використанні інформаційних технологій підтримки прийняття рішень. Показано ефективність застосування нечітких систем керування, штучних нейронних мереж і алгоритмів машинного навчання для аналізу стану кваліфікаційних параметрів у реальному часі. Проаналізовано можливості адаптації таких систем до динамічних умов морських операцій, включаючи непередбачувані фактори, обмеженість акваторій і зміни в рівні підготовки персоналу.

У розділі 2 розроблено комплексну кваліфікаційну модель судноводія для автоматизованого керування рухом судна, спрямованої на зменшення навігаційних ризиків шляхом використання нечіткої логіки для автоматизації процесів керування в умовах невизначеності. Модель базується на інтеграції даних професійної діяльності судноводія, застосовуючи методи нечіткої логіки, нейронних мереж та інтелектуальних систем. Основними компонентами моделі є модуль вхідних даних та параметрів навігації, який збирає та обробляє інформацію з різних джерел, таких як системи ECDIS, AIS, результати навчання та тренажерних випробувань. Модуль оцінки рівня

небезпеки використовує нечітку логіку та багатокритеріальний аналіз для оцінки навігаційних ризиків, враховуючи фактори, такі як швидкість судна, глибина під кілем, погодні умови тощо.

У розділі 3 описано розробку та реалізацію методу автоматизованої нечіткої ідентифікації кваліфікаційних параметрів операторів-судноводіїв в умовах ризику в контексті керування рухом судна. Методологія дослідження базується на використанні даних електронної картографічної навігаційної системи (ECDIS), що дозволяють оцінювати дії судноводія в реальних навігаційних умовах.

У результаті застосування комплексної системи управління безпекою, що базується на 16 послідовних формально-аналітичних етапах (із використанням моделей ідентифікації інтуїтивних дій, методів відновлення кваліфікаційних параметрів, статистичного та відеоаналізу, нейронних мереж LSTM, CNN, методів оптимізації й прогнозування), вдалося підвищити загальну результативність керування судном.

У розділі 4 представлено метод підтримки прийняття рішень для судноводіїв в автоматизованому контролі безпеки руху суден, заснований на даних ECDIS. Розроблений метод спрямований на підвищення безпеки мореплавства та зменшення ризиків навігації в умовах часткової невизначеності через обмеження точності та повноти даних.

Методологія була протестована на маршруті до порту Лагос, Тімкан, із використанням навігаційних симуляторів TRANSAS Wärtsilä Navi-Sailor ECDIS. Результати експериментів показали ефективність запропонованої СППР. У розділі також представлено комплексний метод прогнозування небезпечних траєкторій руху суден в умовах невизначеності дій судноводія, розроблений для підвищення безпеки мореплавства. Метод базується на використанні алгоритмів кластеризації, стиснення траєкторій, аналізу даних та машинного навчання, інтегруючи їх у єдину систему обробки даних навігаційних систем (ECDIS, AIS, ARPA).

Ключові слова: безпека судноводіння, автоматизована система, нечітка логіка, штучний інтелект, навігаційний ризик, інформаційна підтримка, інтелектуальні системи, ECDIS, невизначеність, маневрування у стиснених водах, прогнозування, оптимізація процесів керування, модуль автоматичного керування, аварійні ситуації, морський транспорт

ABSTRACT

Ponomaryova V.P. Methods for Developing Automated Ship Steering Systems Based on a Navigator Qualification Model.

A qualification research paper (manuscript) submitted for the degree of Doctor of Philosophy in the specialty 151 «Automation and Computer-Integrated Technologies.» — Kherson State Maritime Academy, Ministry of Education and Science of Ukraine, Kherson, 2024.

Contemporary maritime navigation is at a crossroads of information innovations and the rising complexity of navigational conditions. Despite the integration of advanced navigation systems such as ECDIS, AIS, and autopilot systems, the human factor remains the primary cause of the majority of maritime accidents.

Analysis of Accidents (EMCIP Navigation Accidents – Summary Report) showed that among the 573 recorded incidents, human actions remain the most common cause (447 cases, or 78.0%), of which 37.0% involve collisions, 30.0% groundings, and 11.0% contacts. The next most frequent are accidents caused by another vessel (78 cases, 13.6%), with 6.3% resulting in groundings, 4.9% in collisions, and 2.4% in contacts. They are followed by system or equipment failures (44 cases, 7.7%), of which 3.7% are due to groundings, 2.1% to collisions, and 1.9% to contacts. Finally, in 4 cases (0.7%), the cause of the accident could not be determined.

The key problem lies in the absence of an integrated approach to real-time assessment and forecasting of navigators' qualification parameters. The foundation for determining these parameters is provided by the content of the state qualification

examination in “Maritime and Inland Water Transport” (synchronized with IMO Model Courses and approved by Order No. 1067 of the Ministry of Education and Science of Ukraine dated September 1, 2023), as well as by the requirements of the STCW Convention (Section A-VIII/2) and the ISM Code (Clause 1.2.2) concerning proper watchkeeping, resource management, and the prevention of human errors. Consequently, there is a need to develop methods for creating automated vessel control systems based on navigators’ qualification data.

The central idea of this research is that applying automated ship steering methods and tools — based on intelligent systems using fuzzy logic — to evaluate and restore a navigator’s qualification parameters can reduce the influence of the human factor on navigation processes.

The primary objective of the study is to create a qualification model of the navigator that integrates technical, cognitive, and behavioral aspects and to develop modules for risk assessment, identification and restoration of qualification parameters, and action analysis in critical situations.

Research tasks:

Conduct an analysis of existing methods and tools for managing the qualification component of maritime organizational and technical systems (OTS). This includes identifying qualification parameters that affect the effectiveness of these systems and developing structural and logical schemes and control models.

Develop and substantiate a navigator qualification model for automated ship steering that integrates technical, cognitive, and behavioral aspects. This involves designing methods to assess qualification levels based on fuzzy logic, forecast navigational risks, make decisions under uncertainty, and create a cognitive module for analyzing intuitive actions.

Develop a method for automated identification and evaluation of navigator qualification parameters under complex navigational conditions using intelligent systems and fuzzy logic. Formalize membership functions for key navigational factors — such as proximity to hazardous objects, speed, currents, wind, and

visibility — create a fuzzy rule base, and perform simulation modeling to assess the influence of qualification parameters on overall navigation risk.

Develop software that operates online and implements the algorithms of the proposed integrated method. This software includes modules for automated OCR processing of images, comparing textual data and geolocations to analyze information from multiple ECDIS screenshots, visualizing geographic data on maps, and providing a decision support module for the officer on watch.

The object of research is the processes involved in defining the navigator's qualification model for controlling a vessel's movement.

The subject of research is the models and methods for creating automated ship control systems based on the navigator's qualification model.

Subject of research is methods, models, and algorithms for developing automated ship steering systems grounded in a navigator qualification model, including the development of software modules for real-time decision support.

Scientific significance of the results lies in the development of a comprehensive method and new approaches to automated ship steering and navigator decision support. These approaches integrate technical, cognitive, and behavioral aspects into the navigator qualification model.

Practical significance of the results is demonstrated through the use of the developed methods and software tools to create automated ship steering systems and navigator decision-support systems operating in real time. Implementing these systems enables the integration of intelligent algorithms — fuzzy logic and neural networks — with existing navigation systems (e.g., ECDIS) to reduce the human factor's impact on navigation processes.

Novelty and contributions:

1. For the first time, a comprehensive qualification model of the ship navigator for automated vessel control under conditions of an uncertain navigational environment has been developed. This model is based on an integrated approach to formalizing the human factor (technical, cognitive, and behavioral parameters) while

taking into account dynamic changes in the operator's qualifications. Unlike existing solutions, the proposed model provides mechanisms for a comprehensive assessment and adaptation of the navigator's actions by employing intelligent identification and forecasting methods, which significantly reduce the risk of erroneous or delayed decisions, minimize the likelihood of accidents, and enhance maritime safety.

2. For the first time, a method for the automated identification and assessment of navigators' qualification parameters in complex navigational conditions has been proposed, which involves the use of intelligent systems with fuzzy logic, cognitive modeling approaches, and machine learning to analyze the operator's real-time actions (course selection, maneuvers, operation of ECDIS). Unlike existing approaches, the developed method enables automated correlation of heterogeneous data (in particular, incomplete or imprecise information), detection of insufficient qualification parameters, and rapid generation of recommendations for their improvement, thereby reducing the risks of critical errors and uncontrolled maneuvers.

3. The method for analyzing the navigator's intuitive actions in critical situations has been improved, which consists in integrating the psychological factors of the ship operator, along with situational awareness, into actual navigational variables and automated control tools. Unlike existing solutions, this approach makes it possible to evaluate intuitive actions and to identify potential hazards in the navigator's behavior in advance, thereby reducing the risks of accidents.

4. The methods for predicting vessel trajectories using neural networks and machine-learning algorithms have been refined, involving a deep analysis of large sets of navigational data (ECDIS), automated compression and clustering of trajectories, as well as probabilistic evaluation of abnormal vessel behavior. Unlike traditional methods, the proposed approach improves the accuracy of trajectory forecasting in dynamic, uncertain conditions (including restricted visibility and high traffic density), reduces the risk of critical situations, and shortens transit time through hazardous areas.

5. Further development has been achieved in the method for integrating navigational information support into the vessel control loop, taking into account incomplete ECDIS data and the high variability of operator behavior. This entails designing a comprehensive system with modules for OCR image processing, synchronization of textual and geospatial data, algorithms for detecting and restoring missing information, as well as real-time risk forecasting. Unlike existing solutions, such a system provides a multi-level assessment of the navigational situation in terms of the operator's qualification-related actions, significantly reduces the impact of the human factor, and reinforces decision-making efficiency in real-time.

Content overview:

Chapter 1 provides a comprehensive analysis of modern methods and tools for managing the qualification component of maritime organizational and technical systems (OTS). Special attention is given to developing approaches for identifying and managing the processes of forming qualification parameters that influence the safety and efficiency of shipping.

The features of implementing automated systems based on information technology for decision support are examined. The effectiveness of applying fuzzy control systems, artificial neural networks, and machine learning algorithms for real-time analysis of qualification parameters is demonstrated. The possibilities of adapting such systems to the dynamic conditions of maritime operations — taking into account unpredictable factors, limited waterways, and changes in personnel training levels — are analyzed.

Chapter 2 development of a comprehensive qualification model for ship navigators intended for automated ship motion control, aimed at reducing navigational risks by leveraging fuzzy logic under conditions of uncertainty. The model is built upon integrating technical aspects with the navigator's professional activities, employing methods of fuzzy logic, neural networks, and artificial intelligence.

The primary components of the model include an input data and navigation parameters module, which collects and processes information from various sources,

such as ECDIS, AIS, and results of training and simulator tests. A hazard assessment module applies fuzzy logic and multicriteria analysis to evaluate navigational risks, considering such factors as vessel speed, under-keel clearance, and weather conditions.

Chapter 3 presents the development and implementation of a method for automated fuzzy identification of navigators' qualification parameters under risk conditions in the context of ship motion control. The research methodology is grounded in data from the Electronic Chart Display and Information System (ECDIS), enabling the evaluation of navigators' actions in real operational environments. By applying a comprehensive safety management system based on 16 sequential formal-analytical stages (including intuitive action identification models, methods for restoring qualification parameters, statistical and video analysis, LSTM and CNN neural networks, and optimization and forecasting techniques), the overall performance in ship control increased.

Chapter 4 introduces a decision support method for ship navigators in automated safety monitoring of vessel movements, grounded in ECDIS data. This method aims to enhance maritime safety and reduce navigational risks under partial uncertainty conditions, stemming from limitations in data accuracy and completeness. The methodology was tested on a route to the Port of Lagos, Timkan, using TRANSAS Wärtsilä Navi-Sailor ECDIS navigation simulators. Experimental results confirmed the effectiveness of the proposed DSS.

This chapter also presents a comprehensive method for predicting dangerous vessel trajectories under uncertain navigator actions, developed to improve maritime safety. The method relies on clustering algorithms, trajectory compression, data analysis, and machine learning, integrating them into a unified data processing system for navigation systems (ECDIS, AIS, ARPA).

Keywords: ship navigation safety, automated system, fuzzy logic, artificial intelligence, navigational risk, information support, intelligent systems, ECDIS, uncertainty, maneuvering in confined waters, forecasting, optimization of control processes, automatic control module, emergency situations, maritime transport.

Наукові результати дисертаційного дослідження опубліковані в наступних працях:

1. Gritsuk I.V., Nosov P.S., **Ponomaryova V.P.**, Diahyleva O.S. Reduction of navigation risks by using fuzzy logic to automate control processes under uncertainty. «Наука і техніка сьогодні» (Серія «Техніка»): журнал. 2023. № 6(20) 2023. С. 8-22. Категорія Б

2. **Victoria Ponomaryova**, Pavlo Nosov. Method of automated identification of qualification parameters for marine operators under risk conditions // Науковий вісник Херсонської державної морської академії (Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології): науковий журнал. — Херсон: Херсонська державна морська академія, № 26–27 (2023). С. 144–165. <https://doi.org/10.33815/2313-4763.2023.1-2.26-27.144-165>. Категорія Б

3. **Ponomaryova, V.**, Nosov, P., Ben, A., Popovych, I., Prokopchuk, Y., Mamenko, P., Dudchenko, S., Appazov, E., & Sokol, I. (2024). Devising an approach for the automated restoration of shipmaster's navigational qualification parameters under risk conditions. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 1(3 (127), 6–26. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2024.296955> Категорія А

4. **Victoria Ponomaryova**. Method of decision support for navigators in automated vessel traffic safety control based on ecdis data // Науковий вісник Херсонської державної морської академії (Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології): науковий журнал. — Херсон: Херсонська державна морська академія, № 1 (28), 2024. С. 22–40. Категорія Б

5. **Ponomaryova, V.**, Nosov, P. (2024). Development of a method for predicting hazardous ship trajectories under uncertainty of navigator actions. Technology Audit and Production Reserves, 5 (2 (79)), 44–55. <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2024.313523>. Фахова. Категорія Б.

6. **Ponomaryova, V.**, Nosov, P. Development of a navigator qualification model for automated ship handling control tasks // Науковий вісник Херсонської

державної морської академії (Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології): Науковий журнал. — Херсон: Херсонська державна морська академія. № 2(29), 2024. С 6–23. <https://doi.org/10.33815/2313-4763.2024.2.29.006-023>. Фахова. Категорія Б.

Апробація матеріалів дисертаційного дослідження:

7. **Ponomaryova V.P.**, Ben A.P., Dyagileva O.S., Nosov P.S. Approches to the automation of maritime educational processes plannings system // «Сучасні енергетичні установки на транспорті і технології та обладнання для їх обслуговування (СЕУТТО – 2021)». С. 277–279.

8. **Ponomaryova V.P.**, Nosov P.S., Dyagileva O.S. Personnel qualification management approaches in marine organizational and technical systems // Матеріали 1 міжнародної науково — практичної конференції «Проблеми сталого розвитку морської галузі (PSDMI – 2021)» — Херсон: ХДМА, 03-04 листопада 2021. С. 154–157.

9. **Пономарьова В.П.**, Дягилева О.С., Носов П.С. Ідентифікація кваліфікаційних параметрів суб'єктів організаційно-технічних систем морської транспорту // Збірник тез за матеріалами IX Міжнародної науково-практичної конференції «Філософські обрії сьогодення»/ за ред. І.Варнавської. Херсон: ХДАЕУ, 2021. С. 78–79.

10. **Ponomaryova V.P.**, Ben A.P., Diahyleva O.S., Nosov P.S. Approaches to automation control processes for restoration of water transport professional's qualification parameters / MPP&O-2022, Одеса — Стамбул — Одеса. С. 354–357.

11. **Ponomaryova V.P.**, Ben A.P., Diahyleva O.S., Nosov P.S. Modeling of control actions in the processes of restoration of qualification parameters of maritime transport specialists / Materials of the XIV international scientific and practical conference «Modern information technologies in transport, (MINTT – 2022)».

12. Ben A., Dyagileva O., **Ponomaryova V.**, Nosov P. Automated modeling of the navigator's motivation structure based on fuzzy sets // Матеріали II міжнародної науково-практичної конференції «Проблеми сталого розвитку морської галузі (PSDMI – 2022)» — Херсон: ХДМА, 07–09 грудня 2022. С. 67–71.

13. Nosov P.S., **Ponomaryova V.P.**, Diahyleva O.S., Ben A.P. Approaches for identifying and recovering qualification parameters of organizational and technical systems of maritime transport. Сучасні енергетичні установки на транспорті і технології та обладнання для їх обслуговування. 14-а Міжнародна науково-практична конференція, 16–18 березня 2023 р. – Херсон: ХДМА. С. 388–392.

14. Nosov P.S., **Ponomaryova V.P.**, Diahyleva O.S., Ben A.P. Development of an optimal control model for knowledge restoration in marine navigators / «Інноваційні підходи до розвитку компетентнісних якостей фахівців в умовах професійного становлення» (ДІ НУ «ОМА» – 2023) С. 62–66.

15. Nosov P.S., **Ponomaryova V.P.**, Diahyleva O.S., Ben A.P. Optimization of management processes for maritime transport personnel qualification // Стан, досягнення та перспективи інформаційних систем і технологій / Матеріали XXIII Всеукраїнської науково-технічної конференції молодих вчених, аспірантів та студентів. Одеса, 20–21 квітня 2023 р. — Одеса, Видавництво ОНТУ. С. 123–124.

16. Nosov, P., **Ponomaryova, V.**, Ben, A., Prokopchuk, Y. Formal approaches to developing an expert system for evaluating a navigator's qualification based on ship trajectory data. II Міжнародна науково-практична конференція. Транспорт, порт, логістика, безпека: виклики сучасності та перспективи розвитку. 27 вересня 2024. С 107–115.

17. Павло Носов, **Вікторія Пономарьова**, Андрій Бень, Павло Маменко. Розробка системи автоматизованого функціонального аналізу траєкторії руху суден // I Міжнародна науково-практична конференція «Навігація та керування судном: нові підходи, навчання та моделювання N&SH-2024» 23–24 вересня 2024. С 30–34.

18. Pavlo Nosov, **Victoria Ponomaryova**, Prokopchuk Yurii, Barylник-Kurakov Ivan. Intelligent analysis of navigators' maneuver execution based on their qualification attributes // Матеріали VI міжнародної науково-практичної

конференції «Проблеми сталого розвитку морської галузі (PSDMI – 2024)», — Херсон: ХДМА, 28 листопада 2024. С. 142–146.

Усі положення, що виносяться на захист, належать особисто здобувачу і не містять результатів, ідей або розробок, що належать співавторам, разом з якими опубліковані наукові праці.

У статті [1] здобувачка пропонує підхід до розробки автоматизованих систем оцінки кваліфікації судноводія та прогнозування навігаційних ризиків на основі нечіткої логіки (моделі Мамдані та Такегі-Сугено-Канга). Це дає змогу в реальному часі обробляти вхідні дані та перетворювати їх у керуючі впливи, забезпечуючи візуалізацію стану підготовки екіпажу.

У тезі [7] запропоновано підхід до автоматизації планування освітніх процесів. У поєднанні з результатами [8], де описано багаторівневу систему управління кваліфікаціями, формується замкнений контур автоматизації: від діагностики - до стратегічного планування підготовки екіпажу судна.

У статті [6] розроблено комплексну кваліфікаційну модель судноводія з урахуванням технічних, когнітивних та поведінкових характеристик. Для автоматизованої обробки використано нечітку логіку, нейронні мережі та алгоритми машинного навчання, що дозволяє прогнозувати траєкторії маневрів із високою точністю. Така система завчасно виявляє потенційні помилки та індивідуально налаштовує підготовку в реальному часі. Це рішення легко інтегрується з судновими ІТ-системами та тренажерами, підтримуючи безперервне вдосконалення кваліфікації екіпажу.

Апробація когнітивно-орієнтованих методів представлена у тезах [18], де продемонстровано інтелектуальний аналіз маневрової активності на основі кваліфікаційних параметрів, та у [16], де використано формалізовані підходи до експертних систем для оцінювання кваліфікації за даними траєкторії судна.

У роботі [2] досліджено автоматизоване нечітке моделювання кваліфікаційних параметрів операторів із застосуванням даних ECDIS. Це дозволяє оцінювати вплив динаміки кваліфікації на рівень ризику, а за допомогою нечітких функцій приналежності знижується суб'єктивність

оцінок. Узгодженість результатів підтверджено у тезах [10] та [13], де описано автоматизоване відновлення кваліфікаційних параметрів, а також у [12], де запропоновано нечіткі системи класифікації для регулювання рівня кваліфікації в режимі реального часу.

Подальший розвиток цих підходів відображено у статті [3], де реалізовано автоматизовану систему відновлення кваліфікаційних параметрів з використанням формально-логічного аналізу та машинного навчання. Система інтегрується з LMS-платформами, прогножуючи небезпечні ситуації та адаптуючи навчальні траєкторії. Крім того, запропоновано підходи [11] щодо моделювання керуючих дій і когнітивних принципів формування кваліфікацій, а також оптимізаційні методи відновлення кваліфікації [14].

У статті [4] представлено інтеграцію автоматизованих систем підтримки прийняття рішень із технологіями OCR, глибинного навчання та аналізу великих даних, що підвищує точність і швидкість навігаційних рішень. Результати таких інтеграцій узгоджуються з ідеями інтелектуалізації оцінки готовності екіпажу у [18] та методами ідентифікації кваліфікацій у [9].

У статті [5] описано автоматизовану методику прогнозування небезпечних траєкторій із застосуванням LCSS, DTW, DBSCAN, GMM, Фур'є-аналізу та нейронних мереж. Результати дозволяють завчасно виявляти небезпечні зони та адаптувати маршрути, мінімізуючи аварійні ситуації. Апробація цих підходів у [8] та [15] щодо управління кваліфікацією екіпажу, а також функціональний аналіз траєкторій із [17], розширюють можливості комплексної автоматизованої платформи.

Обсяг і структура роботи. Дисертація складається із розширеної анотації, вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел із 165 найменувань на 21 сторінках і чотирьох додатків на 34 сторінках. Повний обсяг роботи становить 268 сторінок тексту, у тому числі 181 сторінка основного тексту, 12 таблиць та 69 рисунків.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ	24
ВСТУП.....	26
 РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ КЕРУВАННЯ СТАНОМ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ СКЛАДОВОЇ МОРСЬКИХ ОРГАНІЗАЦІЙНО- ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМ.....	33
1.1. Підходи керування рівнем кваліфікації персоналу в морських організаційно-технічних системах.....	33
1.2. Причини виникнення ризиків під час навігації та керування рухом судна з вини судноводія	34
1.3. Аналіз етапів розробки кваліфікаційної моделі судноводія для задач автоматизованого керування рухом судна.....	38
1.4. Постановка завдання щодо автоматизованого відновлення кваліфікаційних параметрів судноводія в умовах ризику.....	41
1.5. Постановка завдання щодо розробки методу підтримки прийняття рішень судноводіями в задачах автоматизованого контролю безпеки руху суден.....	46
1.6. Підходи щодо розробки методу прогнозування небезпечних траєкторій руху суден в умовах невизначеності дій судноводія	50
1.7. Використання нечіткої логіки для автоматизації процесів керування судном в умовах невизначеності кваліфікаційних параметрів судноводія	57
ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ I.....	66
 РОЗДІЛ II. РОЗРОБКА КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ МОДЕЛІ СУДНОВОДІЯ В УМОВАХ НАВІГАЦІЙНОГО РИЗИКУ.....	68
2.1. Підходи щодо оптимізації процесів виконання кваліфікаційних вимог суб'єктів морських організаційно-технічних об'єктів.....	68
2.2. Структура кваліфікаційної моделі судноводія	70
2.2.1. Модуль вхідних даних КМС та параметри навігації	71

	20
2.2.2. Модуль оцінки рівня небезпеки.....	75
2.2.3. Модуль ідентифікації кваліфікаційних параметрів судноводія.....	76
2.2.4. Модуль ідентифікації інтуїтивних дій операторів-судноводіїв у критичних ситуаціях	82
2.2.5. Модуль обробки навігаційних даних та геолокацій.....	85
2.2.6. Модуль прогнозування траєкторій суден та оцінки ризиків.....	88
2.3. Створення схеми обробки даних для розробки методу ідентифікації та відновлення кваліфікаційних параметрів судноводія.....	91
ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ II.....	112
 РОЗДІЛ III. МЕТОД АВТОМАТИЗОВАНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ КВАЛІФІКАЦІЙНИХ ПАРАМЕТРІВ ОПЕРАТОРІВ-СУДНОВОДІЇВ В УМОВАХ РИЗИКУ	115
3.1. Розробка методу ідентифікації кваліфікаційних параметрів операторів-судноводіїв в організаційно-технічних системах управління рухом судна	116
3.2. Алгоритм автоматизованої обробки експериментальних навігаційних даних ECDIS у складних районах плавання	118
3.3. Формальна структура та нечітка база правил інтелектуальної системи ідентифікації навігаційних ризиків при управлінні судном	122
3.4. Нечітке імітаційне моделювання ризиків з урахуванням моделі кваліфікаційних параметрів оператора-судноводія	130
3.5. Моделювання інтуїтивних дій судноводіїв та формалізація кваліфікаційних параметрів для управління рухом суден у складних умовах навігації.....	140
3.6. Розробка моделі ідентифікації інтуїтивних дій операторів-судноводіїв у критичних ситуаціях	143
3.7. Розробка та формалізація методу відновлення кваліфікаційних параметрів судноводія	149

3.8. Моделювання динаміки зміни рівня небезпеки з урахуванням часу відновлення кваліфікаційних параметрів судноводія	154
3.9. Результати застосування розробленої системи управління безпекою при керуванні рухом судна.....	158
ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ III.....	165
 РОЗДІЛ IV. РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ НЕБЕЗПЕЧНИХ ТРАЄКТОРІЙ РУХУ СУДЕН В УМОВАХ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ ДІЙ СУДНОВОДІЯ	167
4.1. Підходи до розробки та реалізації методу інтеграції автоматизованих засобів підтримки прийняття рішень судноводія у складних умовах плавання...	167
4.2. Розробка автоматизованих модулів системи підтримки прийняття рішень судноводія на прикладі заходу в порт.....	168
4.3. Розробка автоматизованого OCR-модуля для обробки зображень та розпізнавання тексту на зображеннях дисплея ECDIS в режимі реального часу	174
4.4. Розробка модуля для порівняння текстових даних та геолокацій для аналізу даних ECDIS.....	176
4.5. Розробка модуля візуалізації географічних даних для створення інтерактивних карт з маркерами та маршрутами на основі географічних даних	177
4.6. Розробка модуля підтримки прийняття рішень для судноводія засобами порівняння навігаційних даних між файлами-шаблонами.....	180
4.7. Розробка програмного засобу для кластеризації, аналізу та прогнозування траєкторій суден з урахуванням категорій навігаційного ризику в режимі реального часу.....	186
4.8. Побудова траєкторій руху суден відповідно до категорію ризику	188
4.9. Кластеризація траєкторій суден за допомогою DBSCAN та K-MEANS	189

	22
4.10. Стиснення траєкторій за допомогою алгоритму Дугласа-Пекера без втрати ключових характеристик	191
4.11. Оцінка стабільності траєкторії руху суден.....	191
4.12. Нечітка кластеризація траєкторій з використанням нечіткої логіки	193
4.13. Прогнозування траєкторій суден за допомогою моделі багат шарової нейронної мережі (MLP) із подальшою активацією через функцію ReLU.....	194
4.14. Реалізація методу прогнозування небезпечних траєкторій руху суден в умовах невизначеності дій судноводія.....	195
4.14.1. Розробка програмного забезпечення, для фіксації траєкторії руху судна і траєкторії берегової лінії на інтерактивній мапі.....	195
4.14.2. Розробка програмного забезпечення для реалізації алгоритмів DBSCAN та K-MEANS	197
4.14.3. Розробка програмного забезпечення для стиснення траєкторій за допомогою алгоритму Douglas-Peucker	198
4.14.4. Розробка програмного забезпечення для оцінки стабільності траєкторії руху суден	200
4.14.5. Розробка програмного забезпечення для нечіткої кластеризації траєкторій руху судна.....	203
4.14.6. Розробка програмного забезпечення для прогнозування траєкторій суден.....	204
ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ IV.....	210
ОСНОВНІ ВИСНОВКИ ТА НАУКОВІ РЕЗУЛЬТАТИ.....	212
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	214
Додаток А. Технологічна карта наукового дослідження.....	235
Додаток Б. Лістинги основних програм.....	236
Додаток В. Акт впровадження результатів дисертаційної роботи в ОНМУ.....	260

	23
Додаток Г. Акт про використання результатів дисертаційної роботи у ХМСТЦ при ХДМА.....	261
Додаток Д. Акт про використання результатів дисертаційної роботи у ХДМА.....	263
Додаток Е. Витяг з протоколу засідання кафедри безпеки життєдіяльності та професійно-прикладної фізичної підготовки.....	264
Додаток Ж. Список публікацій за темою дисертації.....	266

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

КП — Кваліфікаційний параметр судноводія, що ґрунтується на підтемах програми ЄДКІ зі спеціальності "Морський та внутрішній водний транспорт" відповідно до наказу МОН України №1067 від 01.09.2023 р.

МПСС 72/78 — Міжнародні правила запобігання зіткненням суден.

ОТСМТ — Організаційно-технічні системи морського транспорту.

ПДНВ 78/95 — Міжнародна конвенція про підготовку і дипломування моряків та несення вахти.

СППР — Система підтримки прийняття рішень.

ХДМА — Херсонська державна морська академія.

AI — Artificial intelligence (штучний інтелект).

AIS — Automatic Identification System (автоматична ідентифікаційна система).

ARIMA — AutoRegressive Integrated Moving Average (автогресивна інтегрована модель ковзного середнього).

ARPA — Automatic Radar Plotting Aids (засоби автоматичної радіолокаційної прокладки).

COLREG — International Regulations for Preventing Collisions at Sea (міжнародні правила запобігання зіткненням суден).

DBSCAN — Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (метод кластеризації на основі густини з шумами).

ECDIS — Electronic Chart Display and Information System (електронна картографічна навігаційна система).

EMSA — European Maritime Safety Agency (Європейське агентство з морської безпеки).

ETS — Error-Trend-Seasonal (модель експоненційного згладжування, яка враховує помилки, тренди та сезонність).

GMM — Gaussian Mixture Model (модель гаусової суміші).

GPS — Global Positioning System (система глобального позиціонування)

GRU — Gated Recurrent Unit (модуль рекурентної нейронної мережі з шлюзами).

Gyro — Gyrocompass (гірокомпас).

IMO — International Maritime Organization (Міжнародна морська організація).

ISM Code — Міжнародний кодекс з управління безпекою.

LMS — Learning Management System (система управління навчанням).

LSTM — Long Short-Term Memory (довготривала короткострокова пам'ять).

MRM — Maritime Resource Management (управління морськими ресурсами).

MATLAB — MATrix LABoratory (засоби автоматизованого моделювання).

MSC — The Maritime Safety Committee (Комітет морської безпеки).

NTPro 5000 — Navi-Trainer Professional 5000 (навігаційний симулятор).

OCR — Optical Character Recognition (оптичне розпізнавання символів).

RADAR — Radio Detecting and Ranging (радіолокація).

RGB — Red-Green-Blue (колірна модель).

RNN — Recurrent Neural Network (рекурентна нейронна мережа).

SVR — Support Vector Regression (регресія на основі методу опорних векторів).

VR — Virtual Reality (віртуальна реальність).

YOLO — You Only Look Once (алгоритм для виявлення об'єктів).

ВСТУП

У сучасних умовах стрімкого розвитку вітчизняного і світового мореплавства та інтенсивного впровадження інформаційних технологій, безпека судноплавства набуває стратегічно важливого значення. Зростання складності навігаційних умов, пов'язаних із високою інтенсивністю морського руху, обмеженістю акваторій у вузьких протоках та портах, а також динамічними змінами погодних та навігаційних факторів, створює нові виклики для ефективного управління судном [16, 17, 19, 23, 24, 78, 128]. Попри впровадження сучасних навігаційних систем (ECDIS, AIS, автоматичне пілотування), людський фактор залишається основною причиною більшості аварій [4, 5, 15, 20, 22, 126, 127], що підтверджується відповідним аналізом з боку міжнародних організацій [18, 19, 20, 22, 126, 127, 128].

Міжнародні норми, такі як Конвенція STCW (1978 р.) та її Кодекс, а також Міжнародний кодекс з управління безпекою (ISM Code) і вітчизняні стандарти [1, 18, 51, 62, 122, 125, 130], визначають вимоги до підготовки, дипломування й управління людськими ресурсами. Ці вимоги спрямовані на мінімізацію людських помилок шляхом формування належного рівня кваліфікації, управління вахтовими службами, запобігання втомі та ефективного використання ресурсів екіпажу [4, 5, 7, 20, 22, 113, 126, 127]. Водночас, на національному рівні, зокрема у Національній транспортній стратегії України до 2030 року, підкреслюється необхідність впровадження інноваційних технологій та підвищення кваліфікації персоналу для забезпечення безпеки судноплавства [1, 9, 24, 71, 72, 122, 125, 129].

Однак, незважаючи на існуючі міжнародні й національні норми, питання оперативного оцінювання кваліфікації судноводіїв у реальному часі залишаються недостатньо вирішеними. Існуючі системи лише частково враховують когнітивні та поведінкові аспекти діяльності оператора [6, 12, 34, 58, 59, 60, 65]. Крім того, перевантаження судноводіїв інформацією від численних навігаційних систем знижує ефективність прийняття рішень та може призвести до критичних помилок [31, 35, 66, 85, 113, 125, 133].

Дослідження у рамках програм Maritime Resource Management (MRM), а також ініціатив EMSA з «Human Element Training» [7, 8, 22, 68, 113, 125, 126, 127] свідчать про потребу комплексних підходів, що поєднують технічні та людські фактори в єдину інтегровану модель.

Питанням розробки автоматизованих систем керування присвячені роботи [9, 25, 30, 33, 74, 86, 113, 122]. Питанням розходження суден присвячені дослідження [21, 22, 41, 66, 90, 148], використання ергатичних систем для зменшення впливу людського фактору на процеси керування досліджувалося у роботах [57, 65, 68, 89, 124, 133], а дослідженням впливу людського фактору на результати професійної діяльності в окремих професійних групах, включаючи судноводіїв, присвячені роботи [67, 127, 149, 150].

Саме тому актуальним є створення автоматизованих систем керування рухом судна, заснованих на інтелектуальних алгоритмах машинного навчання, здатних динамічно враховувати рівень кваліфікації оператора, його стан втоми, психологічні та когнітивні параметри [10, 40, 101, 105, 129]. Такий підхід узгоджується зі стратегіями транспортного розвитку України та світовими тенденціями у галузі морського транспорту, спрямованими на підвищення безпеки та ефективності судноплавства [1, 19, 23, 24, 76]. Вирішення зазначених проблем стане новим кроком у підвищенні безпеки морських перевезень, підтриманні міжнародних стандартів та збереженні морського потенціалу України в глобальному вимірі [73, 98, 128, 129].

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Підтвердженням актуальності дисертаційної роботи є те, що дослідження оптимізації процесів ідентифікації та керування станом кваліфікаційної складової ОТС морського транспорту відповідають Стратегії сталого розвитку України на період до 2030 року, а також із концепцією реформування транспортного сектору економіки та Морською доктриною на період до 2035 року, затвердженою постановою КМУ від 07.10.2009 № 1307 (із змінами, внесеними відповідно з постановою КМУ від 18.12.2018 № 1108).

Дисертаційне дослідження виконано на кафедрі експлуатації суднового електрообладнання і засобів автоматики Херсонської державної морської академії. Крім того окремі наукові результати було отримано згідно з планами науково-дослідних робіт кафедри безпеки життєдіяльності та професійно-прикладної фізичної підготовки, в межах ініціативної науково-дослідної теми «Ідентифікація людської помилки судноводія під час прийняття рішень в процесі боротьби за живучість судна» (№ ДР 0124U004508).

Мета наукового дослідження полягає у автоматизації процесів керування рухом судна з урахуванням кваліфікаційних параметрів судноводія, забезпечуючи інтеграцію технічних, когнітивних та його поведінкових аспектів під час несення навігаційної вахти, що дозволить ефективно оцінювати та оновлювати кваліфікаційні параметри судноводія, зменшити вплив людського фактору, оптимізувати інформаційне навантаження на екіпаж.

Наукова гіпотеза дослідження полягає у тому, що застосування методів та засобів автоматизованого керування судном, заснованих на інтелектуальних системах з нечіткою логікою, для оцінки та відновлення кваліфікаційних параметрів моделі судноводіїв, дозволить зменшити вплив людського фактору на процеси навігації.

Головне завдання дослідження полягає у створенні кваліфікаційної моделі судноводія, яка враховує технічні, когнітивні та поведінкові аспекти, розробку модулів для оцінки рівня небезпеки, ідентифікації кваліфікаційних параметрів, їх відновлення та аналізу дій у критичних ситуаціях.

Досягнення мети дослідження передбачає вирішення наступних задач:

1. Провести аналіз існуючих методів та засобів управління кваліфікаційною складовою морських організаційно-технічних систем, зокрема ідентифікації кваліфікаційних параметрів, які впливають на ефективність функціонування систем, і розробці структурно-логічних схем та моделей керування.

2. Розробити та обґрунтувати кваліфікаційну модель судноводія для автоматизованого управління судном, яка інтегрує технічні, когнітивні та поведінкові аспекти. Це включає розробку методів оцінки рівня кваліфікації на основі нечіткої логіки, прогнозування навігаційних ризиків і прийняття рішень в умовах невизначеності, а також створення когнітивного модуля для аналізу інтуїтивних дій.

3. Розробити метод автоматизованої ідентифікації та оцінки кваліфікаційних параметрів судноводіїв у складних навігаційних умовах на основі інтелектуальних систем з використанням нечіткої логіки. Здійснити формалізацію функцій належності для ключових навігаційних факторів, таких як відстань до небезпечних об'єктів, швидкість, течії, вітер та видимість; створити базу нечітких правил та провести імітаційне моделювання для оцінки впливу кваліфікаційних параметрів на загальний ризик навігації.

4. Розробити програмне забезпечення, яке працюватиме в режимі on-line та реалізовуватиме алгоритми розробленого комплексного методу. Це програмне забезпечення матиме послідовний функціонал, що включатиме розробку модуля для автоматизованої OCR-обробки зображень та розробку модуля для порівняння текстових даних та геолокацій з метою аналізу інформації між різними скріншотами ECDIS; створення модуля для візуалізації географічних даних на карті, а також розробку модуля підтримки прийняття рішень для судноводія.

Об'єктом дослідження є процеси визначення кваліфікаційної моделі судноводія при керуванні рухом судна.

Предметом дослідження є моделі і методи створення автоматизованих систем керування рухом судна на основі кваліфікаційної моделі судноводія.

Методи дослідження:

Аналіз та синтез — для виокремлення ключових елементів процесу автоматизованого керування рухом судна, ідентифікації кваліфікаційних параметрів судноводія та інтеграції цих складових у єдину цілісну систему.

Формалізація та абстрагування — для математичного опису процесів оцінки кваліфікаційних параметрів судноводія, моделювання навігаційних ризиків, траєкторій руху суден, а також для подальшого застосування нечіткої логіки, нейронних мереж, алгоритмів машинного навчання у формі математичних моделей.

Математичне моделювання — для побудови комплексної кваліфікаційної моделі судноводія, оцінки параметрів навігаційної ситуації, прогнозування траєкторій суден, визначення зон ризику, а також для дослідження впливу людського фактору на процеси прийняття рішень в умовах невизначеності.

Імітаційне моделювання (уявний експеримент) — для відтворення критичних навігаційних ситуацій, штормових умов, високої щільності трафіку та інших складних сценаріїв з метою перевірки ефективності запропонованих алгоритмів прийняття рішень, адаптації до різних рівнів кваліфікації судноводія та роботи системи підтримки прийняття рішень.

Дедукція та індукція — для формування гіпотез щодо впливу кваліфікаційних параметрів на безпеку судноплавства (індукція) та подальшого переходу від узагальнених висновків до конкретних рекомендацій та алгоритмів керування судном (дедукція).

Спостереження, вимірювання та моніторинг — для збору первинних даних про параметри навігаційних систем (ECDIS, AIS), показники стану судноводія, його поведінкові й когнітивні характеристики, аналізу фактичних маршрутів руху суден і визначення показників безпеки судноплавства.

Алгоритми машинного навчання та нечіткої логіки — для обробки даних, кластеризації траєкторій, формування функцій належності, оцінки кваліфікаційних параметрів судноводія, прогнозування ризиків і вироблення рекомендацій щодо оптимізації керування судном у реальному часі.

Наукова новизна отриманих результатів:

Уперше:

- розроблено комплексну кваліфікаційну модель судноводія для автоматизованого керування судном в умовах невизначеності навігаційного

середовища, що полягає у використанні інтегрованого підходу до формалізації людського фактору (технічні, когнітивні, поведінкові параметри) та врахування динамічних змін кваліфікаційних характеристик оператора, на відміну від існуючих рішень, у запропонованій моделі реалізовано механізми комплексної оцінки й адаптації дій судноводія з використанням інтелектуальних методів ідентифікації та прогнозування, які дозволяють суттєво зменшити ризики помилкових або несвоєчасних рішень, мінімізувати імовірність аварійних ситуацій та підвищити рівень безпеки судноплавства.

- запропоновано метод автоматизованої ідентифікації та оцінки кваліфікаційних параметрів судноводіїв у складних навігаційних умовах, який полягає у використанні інтелектуальних систем з нечіткою логікою, методів когнітивного моделювання та машинного навчання для аналізу реальних дій оператора (курс, маневри, робота з ECDIS) у режимі реального часу, на відміну від існуючих підходів, розроблений метод забезпечує автоматизоване зіставлення різнорідних даних (зокрема, неточних і неповних), ідентифікацію недостатніх кваліфікаційних параметрів та оперативне формування рекомендацій щодо їх відновлення, зменшуючи ризики критичних помилок та некерованих маневрів.

Удосконалено:

- метод аналізу інтуїтивних дій судноводія в критичних ситуаціях, що полягає в інтеграції психологічних факторів оператора-судноводія, а також ситуаційної обізнаності з реальними навігаційними змінними та автоматизованими засобами контролю, на відміну від існуючих рішень, це дає можливість оцінювати інтуїтивні дії та завчасно визначати потенційні небезпеки в поведінці судноводія, що дозволяє зменшити ризики виникнення аварійних подій.

- методи прогнозування траєкторій суден з використанням нейронних мереж і алгоритмів машинного навчання, який полягає у глибинному аналізі великих масивів навігаційних даних (ECDIS), автоматизованому стисканні та кластеризації траєкторій, а також оцінюванні ймовірностей аномальної

поведінки судна, на відміну від традиційних методів, запропонований підхід дає змогу підвищити точність прогнозування траєкторій руху судна у динамічних умовах невизначеності (зокрема, в умовах обмеженої видимості, високої щільності руху), зменшуючи ризики критичних ситуацій і скорочуючи час проходження небезпечних ділянок.

Набули подальшого розвитку:

- метод інтеграції інформаційної підтримки судноводія у контур керування морським судном з урахуванням неповноти даних ECDIS та високої варіативності поведінки оператора, що полягає у розробленні комплексної системи з модулями OCR-обробки зображень, синхронізації текстових і геопросторових даних, алгоритмами виявлення та відновлення відсутньої інформації, а також прогнозування ризику в реальному часі, на відміну від існуючих рішень, дозволяє суттєво зменшити вплив людського фактору та посилює ефективність прийняття рішень у режимі реального часу.

Наукове значення отриманих результатів полягає у розробці комплексного методу та нових підходів до автоматизованого керування судном і підтримки прийняття рішень судноводієм, які інтегрують технічні, когнітивні та поведінкові аспекти у кваліфікаційну модель судноводія.

Практичне значення отриманих результатів полягає у створенні автоматизованих систем керування рухом судна та систем інформаційної підтримки прийняття рішень, які поєднують інтелектуальні алгоритми (нечітка логіка, нейронні мережі, машинне навчання) з існуючими навігаційними системами, зокрема ECDIS, що дає змогу знизити вплив людського фактору під час навігації, підвищити точність прогнозування в умовах невизначеності, а також забезпечити інтеграцію комплексної кваліфікаційної моделі судноводія та удосконаленого аналізу його дій у критичних ситуаціях для оптимізації й безпечності процесу керування судном.

РОЗДІЛ I

АНАЛІЗ МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ КЕРУВАННЯ СТАНОМ КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ СКЛАДОВОЇ МОРСЬКИХ ОРГАНІЗАЦІЙНО- ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМ

1.1. Підходи керування рівнем кваліфікації операторів в морських організаційно-технічних системах

На сучасному етапі розвитку складних систем людино-машинної взаємодії, таких як організаційно-технічні системи морського транспорту, гостро постає проблема своєчасного виявлення та нівелювання негативного людського фактору. Однією із головних складових цього фактора є недостатня кваліфікаційна складова, яка не є сталою і динаміка стану якої повсякчасно має величезний вплив на якість функціонування галузі морського транспорту.

Підходи щодо вирішення проблеми ідентифікації та керування процесами формування кваліфікаційних параметрів суб'єктів організаційно-технічні системи морського транспорту, їх формальний опис та прогнозування, дозволять значно підвищити безпеку експлуатації морського транспорту [1].

Аналіз організаційно-технічних систем, де поєднується взаємодія матеріальних об'єктів та людського ресурсу, вказує на необхідність оцінки якості їх основних процесів [2]. Проте моделювання таких систем ускладнюється багатокритеріальністю та невизначеністю [3], а зростання впливу людського фактора, що є ключовим для якості морських перевезень [4–10], значно ускладнює побудову адекватної моделі. Формування кваліфікації морського фахівця залежить від послідовності етапів – від базової освіти до практичного навчання, де важливу роль відіграє тренажерна підготовка з використанням навігаційних симуляторів та систем віртуальної (додаткової) реальності [11]. З огляду на це, для ефективного управління кваліфікацією необхідно розробити систему інформаційних функцій та операцій. Таким чином, створення стратегії динамічного зростання кваліфікації суб'єктів

морських організаційно-технічних об'єктів для зниження ризиків при транспортуванні вантажів є актуальним напрямом [12–14]. Для цього доцільно розглянути структурно-логічну схему впливу таких елементів, як тренажерні та перепідготовчі центри, освітні установи, форуми роботодавців, служби контролю порту, а також етапи взаємодії лоцманів і капітанів.

1.2. Причини виникнення ризиків під час навігації та керування рухом судна з вини судноводія

Забезпечення безпеки навігації, яка є основою сучасного морського транспорту, базується на взаємодії різних елементів, включаючи погодні умови, маневреність судна, щільність руху та, що найважливіше, компетентність капітанів суден [15, 16]. Ця складна мережа факторів, при ефективному управлінні, забезпечує безпеку та ефективність морського транспорту. Однак складність цих змінних вимагає розробки спеціалізованих автоматизованих систем для обробки даних в умовах реального часу оцінки кваліфікації капітанів під час рейсу.

Такі автоматизовані системи спрямовані на підвищення безпеки мореплавства шляхом прогнозування впливу рівня підготовки капітанів на безпеку керування судном в різних сценаріях ризиків. Використовуючи нечітку логіку, ці автоматизовані системи можуть реально оцінювати безпеку мореплавства, беручи до уваги множину факторів [17].

Зі зростанням обсягів міжнародної торгівлі та перевезень складність морського транспорту зростає одночасно, підвищуючи ймовірність аварій та інцидентів, пов'язаних з людським фактором. Тому дослідження, що фокусуються на виявленні та аналізі факторів, що впливають на безпеку, таких як помилки позиціонування, неадекватна реакція на надзвичайні ситуації, відмови систем та порушення правил безпеки, мають першочергове значення [18]. Висновки таких досліджень можуть направляти судноплавні компанії, власників суден, портові служби та міжнародні організації у розробку та впровадженні досконалих процедур, стандартів та технологій, що підвищують

безпеку мореплавства [19]. Роль людського фактора в безпеці навігації детально обговорюється у дослідженні [20], де автори заглиблюються у множину потенційних навігаційних ризиків, включаючи помилки керування рухом судна, неадекватну реакцію на надзвичайні ситуації та втрату зв'язку з іншими суднами та організаціями. Одночасно дослідження [21] надає глибокий аналіз технологій та автоматизованих систем, що використовуються для запобігання зіткнень за видами транспорту. Аналіз поширюється на обмеження та потенціал цих технологій у підвищенні навігаційної безпеки, з особливим акцентом на наслідках порушення міжнародних стандартів.

Крім того, аварії, спричинені людським фактором, що призводять до катастроф на морі при зіткненні суден, ретельно досліджуються міжнародними організаціями, такими як EMSA (EMCIP Navigation Accidents – Summary Report) [22, 23] (рис. 1.1). Ці розслідування вивчають навігаційні ризики та людський фактор — від раптових змін погодних та навігаційних умов до помилок позиціонування та відмов навігаційних інформаційних систем (рис. 1.2).

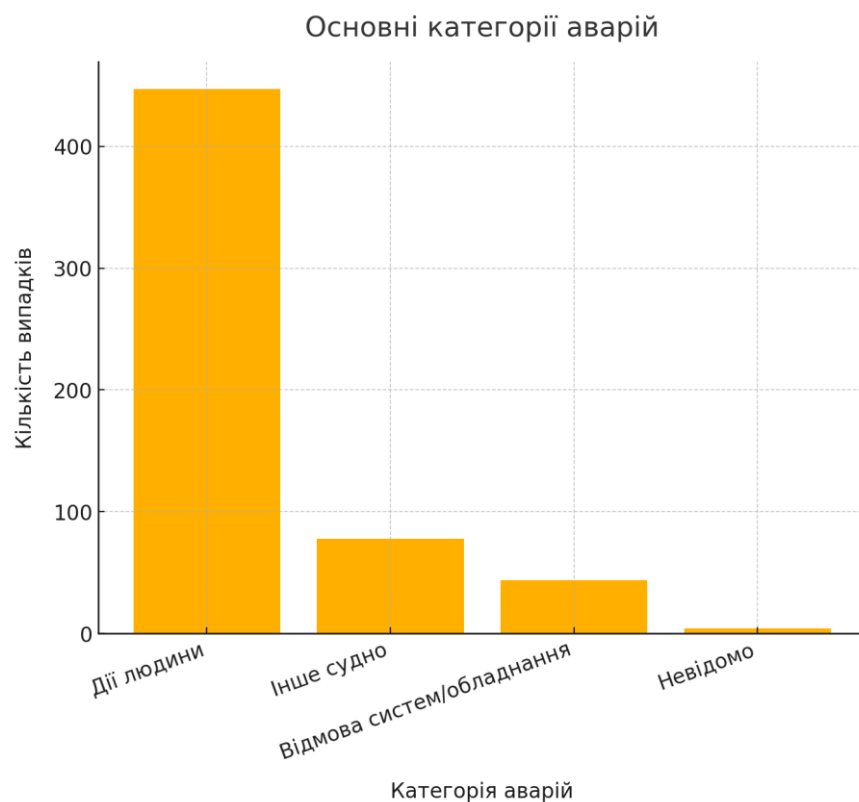


Рисунок 1.1 — Основні аварійні фактори на морському транспорті

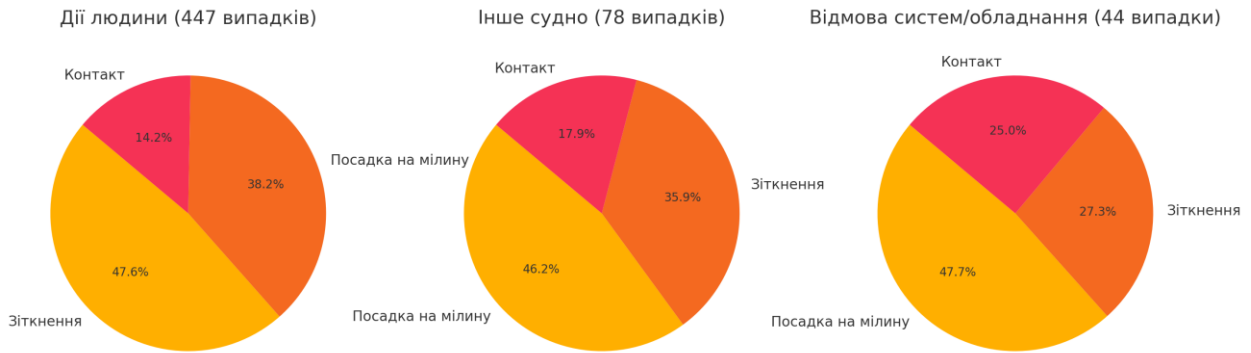


Рисунок 1.2 — Розподіл подій нещасних випадків на морському транспорті

Очевидно, що помилки операторів-судноводіїв є значним викликом у забезпеченні безпеки та ефективності мореплавства. Ці помилки можна категоризувати в наступні ключові області (таблиця 1.1):

Таблиця 1.1. Категорії помилок операторів-судноводіїв

№з/п	Проблема	Наслідки
1	2	3
1	Недостатня швидка реакція в надзвичайних ситуаціях	Непідготовленість навігаторів до прийняття рішень та дій в екстремальних умовах може потенційно призвести до серйозних аварій, травм і навіть втрати життів
2	Втрата зв'язку з іншими суднами та службами	Неуважність до викликів та запитів може порушити координацію з іншими суднами, портовими органами та організаціями, тим самим підриваючи безпеку судна та загальну ефективність навігації
3	Порушення міжнародних правил та стандартів безпеки	Невиконання критичних стандартів безпеки, таких як МППЗС-72, може призвести до катастрофічних наслідків, включаючи зіткнення суден, аварії та значні штрафи.

Продовження Таблиці 1.1.

1	2	3
4	Відсутність належного ведення записів	Якщо навігатор не документує навігаційні події та важливі рішення, це може негативно вплинути на безпеку навігації та ефективність.

Разом ці помилки підкреслюють критичну потребу в надійних заходах для мінімізації навігаційних ризиків, тим самим підвищуючи безпеку навігації та ефективність.

Підходи до вирішення проблеми. З огляду на виклики, викладені в постановці проблеми, вирішення основних питань, пов'язаних з безпекою мореплавства та людським фактором, вимагає інноваційних та технологічно передових рішень. Автоматизовані та інтелектуальні системи управління, як зазначається у ряді досліджень [24], можуть надати значну допомогу в цьому питанні. Деякі потенційні застосування цих систем включають (Таблиця 1.2):

Таблиця 1.2. Засади щодо вирішення проблем людського фактора

№з/п	Засади	Потенційні результати при реалізації
1	2	3
1	Покращення навігаційної системи.	Інтеграція штучного інтелекту та машинного навчання в навігаційні автоматизовані системи може підвищити точність позиціонування та зменшити ймовірність помилок, вирішуючи одну з головних навігаційних проблем.
2	Прогнозування погодних та навігаційних умов.	Автоматизовані системи, здатні надавати своєчасні та точні прогнози погоди та морських умов, можуть підтримувати капітанів у прийнятті обґрунтованих рішень щодо планування маршруту та управління рухом судна.

Продовження Таблиці 1.2.

1	2	3
3	Моніторинг та контроль навігаційних систем.	Впровадження інтелектуальних систем для безперервного моніторингу навігаційних приладів може сприяти ранньому виявленню відмов та швидкому обслуговуванню, тим самим покращуючи надійність та безпеку.
4	Автоматизація вирішення надзвичайних ситуацій.	Інтелектуальні системи, розроблені для швидкого аналізу даних про надзвичайні ситуації, можуть надавати рекомендації щодо дій та автоматично виконувати маневри для зменшення навігаційних ризиків, вирішуючи проблему швидкої реакції в кризових сценаріях.
5	Підготовка та освіта персоналу.	Впровадження інтелектуальних систем та симуляторів може підвищити якість підготовки штурманів та капітанів, зміцнюючи їх навички та знання в галузі безпеки мореплавства.

Інтегрування цих підходів у вирішення виявлених проблем може значно покращити безпеку мореплавства, зменшити людські помилки та підвищити ефективність операцій морського транспорту.

1.3. Аналіз етапів розробки кваліфікаційної моделі судноводія для задач автоматизованого керування рухом судна

Зростання глобального морського трафіку (понад 60% за останнє десятиріччя) та ускладнення навігаційних умов вимагають високої кваліфікації судноводіїв для швидкої адаптації до змін. Основні виклики – управління судном під час складних маневрів (проходження вузьких проток, маневрування при обмеженій видимості та високій щільності руху, мінливі погодні умови) – вимагають не лише сучасних навігаційних систем (ECDIS, AIS, GPS, автопілот), але й врахування когнітивних та поведінкових аспектів дій судноводія.

Сучасні дослідження у галузі автоматизації навігації та оцінки кваліфікації судноводіїв демонструють тенденцію до інтеграції різноманітних методів, що дозволяють поєднувати технічні характеристики систем із врахуванням людського фактора. Наприклад, роботи [25, 26, 28, 29, 33, 54, 55, 56, 57] базуються на застосуванні нечіткої логіки та гібридних моделей для моделювання складних навігаційних маневрів, оцінки ризиків і прийняття рішень. Адаптивна нейро-нечітка система з [25] демонструє можливості адаптації до змінних зовнішніх умов, тоді як методи багатосенсорного злиття даних із застосуванням нечіткої логіки, запропоновані у [26, 28], підкреслюють важливість інтеграції інформації з різних джерел. У свою чергу, модель із [29] з використанням 3,4-квазірівневих нечітких множин забезпечує підвищену точність оцінки ризиків, хоча складність її налаштування та адаптації до морського середовища залишаються відкритими питаннями. Гібридні підходи, що поєднують методи STPA та приховані марківські моделі [33], а також рішення для швартування [54] та аналіз переходу до нечітких методів [55, 56] свідчать про поступове включення поведінкових характеристик у загальну систему оцінки.

Інший напрямок досліджень зосереджується на використанні AIS-даних та супутніх технологій для аналізу руху суден і прогнозування навігаційної поведінки. Моделі, запропоновані у [27, 30], дозволяють точно оцінити ризикові ситуації за допомогою аналізу AIS-даних, проте їх орієнтація на точні вимірювання часто ігнорує когнітивні аспекти діяльності судноводія. Підходи, розроблені у [37, 40] із застосуванням нейронних мереж, підвищують точність моніторингу навколишнього середовища, а аналіз помилок використання AIS у [39] доповнюється методами планування маршрутів для безпілотних суден, основаними на моделюванні людського мислення [53]. Разом ці дослідження свідчать про зростаючу потребу в інтеграції технічного аналізу та оцінки поведінкових характеристик.

Системи підтримки прийняття рішень та підвищення ситуаційної обізнаності також є важливим напрямком у сучасних дослідженнях. Роботи

[31, 32] аналізують вплив таких систем на сприйняття судноводіями критичних ситуацій, забезпечуючи ефективне уникнення зіткнень та інтеграцію даних з різних сенсорних систем. Технології доповненої реальності, як у [34], а також підходи до стандартизації інтерфейсів ECDIS через впровадження S-Mode [35] спрямовані на зниження людських помилок, хоча їх надмірна залежність від високих апаратних вимог і потреба у спеціалізованому навчанні можуть обмежувати практичне застосування. Метод RA4MAIS із [36] і рішення на базі машинного зору [41] підвищують точність виявлення об'єктів і аналізу навколишнього середовища, проте їх ефективність значною мірою залежить від якості вхідних даних.

Не менш важливим є інтеграційний підхід до навчання та оцінки кваліфікації судноводіїв. Дослідження [42–45] демонструють застосування адаптивних систем управління навчанням для покращення підготовки, а аналіз компетентнісно-орієнтованої освіти у [51] вказує на можливості підвищення безпеки навігації через сучасні педагогічні підходи. Використання технологій відстеження руху очей [52] для аналізу когнітивних процесів, динамічні моделі судового домену з [46], а також інновації у сфері автоматизації обробки навігаційних документів за допомогою OCR [47–49] та застосування змішаної реальності [50] відкривають нові перспективи для комплексної оцінки як технічних, так і поведінкових аспектів діяльності судноводіїв.

Таким чином, аналіз сучасної літератури демонструє широкий спектр підходів, що об'єднують нечітку логіку, аналіз GPS, ECDIS та AIS-даних, системи підтримки прийняття рішень та інноваційні методи підготовки. Отже постає нагальна потреба у розробці кваліфікаційної моделі судноводія для автоматизованого керування судном, яка забезпечить комплексну оцінку його професійних компетенцій, включаючи технічні, когнітивні та поведінкові аспекти. Розробку моделі спрямовано на підвищенні ефективності прийняття рішень у реальному часі, враховуючи змінні умови середовища та специфічні навички судноводія для безпечної навігації (рис. 1.3).

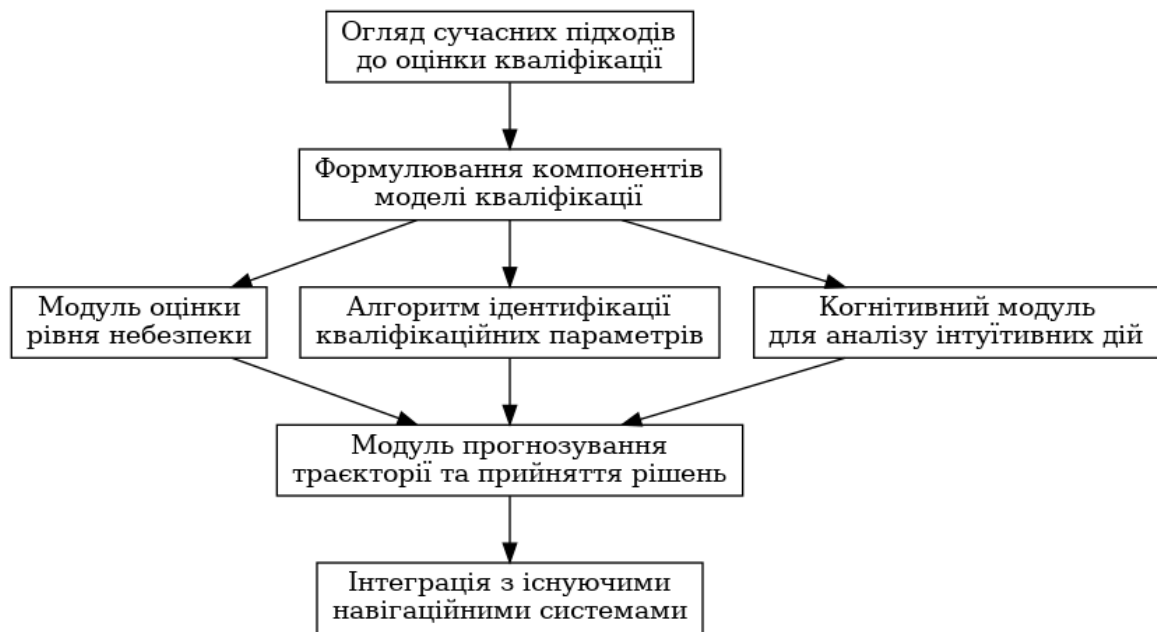


Рисунок 1.3 — Етапи розробки кваліфікаційної моделі судноводія для автоматизованого керування судном

У свою чергу, розробка кваліфікаційної моделі судноводія передбачає забезпечення наступних її принципів порівняно із тими моделями що було проаналізовано раніше, а саме: комплексний підхід до оцінки навігаційної ситуації з урахуванням технічних та людських факторів; адаптивність до змінних умов навігації та індивідуальних особливостей судноводія; покращення безпеки за рахунок прогнозування ризиків та надання рекомендацій; підтримка прийняття рішень в режимі реального часу з використанням сучасних технологій.

1.4. Постановка завдання щодо розробки автоматизованих засобів для відновлення кваліфікаційних параметрів судноводія в умовах ризику

Ефективність і безпека судноплавства безпосередньо залежать від компетентності операторів, що в умовах зростаючих ризиків вимагає постійного моніторингу, відновлення та удосконалення їх кваліфікаційних характеристик. Саме тому актуальним є розроблення підходу для автоматизованого відновлення кваліфікаційних параметрів судноводіїв, що

відкриває нові можливості для підвищення безпеки та ефективності морських перевезень.

Беручи до уваги складність процесів моніторингу, необхідно розробити комплексний метод, який дозволить своєчасно виявляти та коригувати потенційні недоліки, що безпосередньо впливають на безпеку судноплавства. Такий підхід має базуватися на аналізі сучасних тенденцій у морському транспорті та враховувати специфіку роботи судноводіїв в умовах високого ризику. Важливо деталізувати як теоретичні, так і практичні аспекти розробки алгоритмічної логіки, аналізу даних та експериментальних досліджень. Головним завданням є створення методології для аналізу та ідентифікації кваліфікаційних параметрів, а також розробка моделі визначення нестандартної поведінки судноводіїв, що сигналізуватиме про зниження їх кваліфікаційних показників. У цьому контексті особлива увага приділяється людському фактору, який є вирішальним для забезпечення безпеки мореплавства і впливає на формування практичних рекомендацій та оптимізацію навігаційної безпеки.

Очікується, що результати такого дослідження суттєво вплинуть на практику автоматизованого управління безпекою морського транспорту та сприятимуть розвитку технологій відновлення кваліфікації судноводіїв. Для глибшого розуміння існуючих підходів до цієї проблематики доцільно проаналізувати ряд суміжних досліджень.

Так, у роботі [58] розглядається застосування машинного навчання для прогнозування академічних успіхів у морській освіті із використанням різноманітних моделей (логістична регресія, дерева рішень, штучні нейронні мережі, метод опорних векторів, байєсові мережі, метод градієнтного підсилення та k-найближчих сусідів). Особливу увагу приділено AutoML для побудови моделей з меншою ресурсомісткістю. Хоча дослідження підкреслює важливість раннього виявлення осіб, що ризикують, питання відновлення кваліфікаційних даних не розглядається явно, проте роль

людського втручання та критичного осмислення підкреслює значущість таких даних.

Інша робота [59] фокусується на розробці моделі для оцінки придатності когнітивної автоматизації (КА) у різних сценаріях, що інтегрує алгоритми машинного навчання та штучного інтелекту для оптимізації процесів. Модель оцінки КА охоплює вимоги до даних, когнітивні аспекти, взаємодію та прозорість, підкреслюючи необхідність систематичного збору та аналізу даних. Це дослідження демонструє важливість високоякісної інформації для успішної автоматизації, що може бути релевантним для процесів відновлення кваліфікації судноводіїв.

Додатково, у дослідженні [60] аналізується когнітивна стійкість пілотів у цифрових польотах із застосуванням моделей управління ресурсами екіпажу та управління загрозами і помилками (CRM та TEM). Хоча робота зосереджується на авіації, вона висвітлює проблему перевантаження інформацією і порушення ситуаційної обізнаності, що є спільними викликами для високотехнологічних систем управління в умовах автоматизації. У роботі [61] досліджуються взаємодії між системами управління безпекою (SMS) та кібербезпекою (CSMS) для високонавантажених автоматизованих транспортних засобів, акцентуючи увагу на значущості кваліфікаційних даних для розробки безпечних систем, хоча питання їх відновлення не розглядається.

Інші роботи [62–65] приділяють увагу як технічним аспектам створення ефективних навчальних програм для користувачів автоматизованих систем, так і методам оцінки ризиків з використанням байєсових мереж, нечітких множин та моделей когнітивної автоматизації. Такі підходи підкреслюють важливість точних і якісних даних для прогнозування ризиків і ефективного управління, проте не завжди враховують процес відновлення кваліфікаційних параметрів.

Дослідження [66–68] розглядають технічні рішення для уникнення зіткнень за допомогою нечіткої логіки, апаратних платформ (FPGA) для прискорення нейронних мереж та розробки віртуальних тренувальних

сценаріїв. Вони демонструють можливості підвищення точності прийняття рішень і активного навчання, але їх застосовність у реальних морських умовах може бути обмежена через специфіку експлуатації.

Роботи [69, 70] присвячені розробці методологій для оцінки безпеки автономних транспортних засобів і інтеграції інтерфейсів мозок-комп'ютер (BCI) у системи автоматизації. Хоча ці дослідження відкривають нові перспективи в галузі автоматизації та управління, вони також вказують на потенційні проблеми, пов'язані з точністю, надійністю та адаптацією технологій до конкретних умов експлуатації.

У дисертаційному дослідженні Колосова І.В. [71] продемонстроване глибоке застосування методів нечіткої логіки для ідентифікації особистого стану оператора-судноводія, що має важливе значення для підготовки морських фахівців. В роботі ретельно розроблено структурно-логічні схеми нечітких систем керування з чітким описом етапів фазифікації, логічного виведення, дефазифікації та інтеграції біофізичних параметрів людини-оператора. Крім того, значну увагу приділено впливу психологічних факторів на ефективність судноводія, що дозволяє покращити тренажерну підготовку завдяки адаптивним системам керування, що враховують індивідуальні характеристики курсантів. Робота демонструє ефективність імітаційного моделювання для перевірки стійкості та якості автоматизованих систем керування, що має велике значення для підвищення безпеки на морі.

Однак, для завдань автоматизованої ідентифікації та відновлення кваліфікаційних параметрів судноводіїв, в роботі не розглядається інтеграція з реальними судовими навігаційними системами, такими як ECDIS або AIS, які є критичними для автоматизації управління рухом судна в реальному середовищі. Відсутність цієї інтеграції обмежує застосування розроблених методів у реальних навігаційних умовах, де необхідно оперативно обробляти великі масиви навігаційних даних та приймати рішення в режимі реального часу. Також у роботі не розглядаються методи прогнозування навігаційних ризиків, зокрема, використання інтелектуальних алгоритмів для аналізу

траєкторій руху судна, оцінки небезпеки наближення до берегової лінії чи інших об'єктів. Відсутність цих методів обмежує можливість системи виявляти потенційні небезпечні ситуації до їх виникнення та впливати на прийняття рішень судноводієм для запобігання аварійним подіям.

Крім того, у роботі відсутній акцент на розробці програмного забезпечення, яке б об'єднувало всі модулі для автоматизованої оцінки кваліфікації судноводія, підтримки прийняття рішень та візуалізації даних.

Також у дисертаційній роботі Маменко П.П. [72] виконано глибокий аналіз сучасних автоматизованих навігаційних систем, зокрема ECDIS, ARPA, AIS та інших засобів, що інтегруються у судові системи управління. Автор детально описує функціональні можливості цих систем, їх переваги та недоліки, а також акцентує увагу на автоматизації процесів планування і контролю руху судна. Важливим є розроблений метод побудови сумарного поля ризиків, що дозволяє враховувати різноманітні навігаційні небезпеки та забезпечувати аналітичну оцінку навігаційних умов у реальному часі. Використання градієнтних методів для оптимізації маршруту руху судна сприяє підвищенню безпеки судноплавства та зменшенню ризику зіткнень. Робота містить приклади практичного застосування теоретичних напрацювань, що свідчить про високий рівень прикладної значущості дослідження.

Однак, попри ґрунтовний аналіз технічних аспектів автоматизованих навігаційних систем, у роботі методологічного підходу до інтеграції кваліфікаційної моделі судноводія, яка б враховувала не лише технічну, а й когнітивну автоматизацію. Робота фокусується переважно на технічних аспектах управління рухом судна, але не враховує динамічні зміни кваліфікаційних характеристик оператора-судноводія, що обмежує її придатність для розробки систем підтримки прийняття рішень на основі інтегрованих моделей кваліфікації.

Враховуючі ґрунтовний аналіз наукової літератури, постає завдання у розробці комплексного методу для автоматизованого відновлення

кваліфікаційних параметрів судноводіїв, в умовах високого ризику та складних навігаційних ситуацій. Такий підхід дозволить створити систему управління безпекою керування судном на основі даних ідентифікації та аналізі когнітивних процесів, що впливають на ефективність і безпеку морського транспорту з боку оператора-судноводія.

1.5. Постановка завдання щодо розробки методу підтримки прийняття рішень судноводіями в задачах автоматизованого контролю безпеки руху суден

Несення вахти в умовах ризику підвищує вимоги до судноводія, його кваліфікації, досвіду та швидкості прийняття раціональних рішень [73]. Зважаючи на те, що в складних ситуаціях, коли повний спектр навігаційних параметрів є невизначеним, судноводій має кінцеві обмеження для формування повної картини ситуації в реальному часі [74]. У деяких випадках підвищенню безпеки можуть сприяти автопілоти, лоцмани або буксири, але остаточно лише капітан несе відповідальність за безпеку навігації [75]. Зменшення кількості членів вахтової команди, поєднане зі збільшенням кількості навігаційних інформаційних систем, перевантажує судноводіїв у водах морських портів, каналів, протоок тощо [76]. Крім того, інтенсивність руху та необхідність дотримання правил МППЗС змушують капітанів дуже уважно та обережно обирати стратегії прийняття рішень, що в умовах обмеженого досвіду, незважаючи на кваліфікацію, може призвести до нестандартних і навіть критичних ситуацій [77]. Усе це вимагає нових інформаційних підходів у розробці систем підтримки прийняття рішень, які звужують увагу судноводія до ключових аспектів, обробляючи значний потік інформації в режимі реального часу.

Для створення СППР для судноводіїв розглядається застосування великих даних та аналітики для ідентифікації суден і аналізу ризику зіткнень із використанням глибокого навчання з підкріпленням, що дозволяє оптимізувати маршрути та підвищити безпеку навігації. Окремим напрямком

є використання штучного інтелекту, автоматизованих систем і повністю автономних роботів для покращення портової логістики та вантажних перевезень, сприяючи ефективності та зменшуючи людське втручання [78].

Таким чином, розробка спеціалізованих СППР у навігаційних системах не тільки покращить точність прогнозів, але й забезпечить додаткові рівні контролю та підтримки. Такі системи допоможуть аналізувати великі обсяги даних у режимі реального часу, допомагаючи капітану приймати більш обґрунтовані рішення при управлінні рухом судна.

Зважаючи на вищевикладене, розробка СППР для судноводія в умовах часткової невизначеності спрямовує дослідження в такі наукові напрями (таблиця 1.3):

Таблиця 1.3. Напрями застосування СППР у навігаційних системах

№з/п	Напрями дослідження при розробці СППР судноводія	Потенційні результати при реалізації
1	2	3
1	Зменшення навантаження на судноводіїв	Через збільшення обсягу інформації, що надходить від навігаційних систем, судноводії часто стикаються з перевантаженням, що може призвести до помилок. Важливо розробити системи, які ефективно фільтруватимуть та встановлювати пріоритети до інформації.
2	Покращення ситуаційної обізнаності	У складних навігаційних умовах, особливо у вузьких каналах та портах, судноводії можуть не мати повної картини ситуації. Важливо впровадити технології, які допоможуть створити всебічну та точну картину навігаційної ситуації.

Продовження Таблиці 1.3.

1	2	3
3	Мінімізація ризиків зіткнень	Незважаючи на впровадження нових технологій, ризик зіткнень залишається високим, особливо в умовах інтенсивного руху. Системи підтримки прийняття рішень повинні включати алгоритми для аналізу траєкторій суден і попередження про відхилення від безпечного курсу.
4	Оптимізація руху судна	Для підвищення ефективності навігації та зменшення ризиків необхідно використовувати навчання штучних нейронних мереж для визначення рівня небезпеки щодо позиції судна та подальшої оптимізації маршрутів суден з урахуванням поточних умов.
5	Аналіз кваліфікації судноводія	Важливо розробити комп'ютерні програми для визначення рівня кваліфікації судноводія та аналізу впливу рівнів кваліфікації на методи управління судном у спеціальних та небезпечних районах навігації.

З урахуванням зазначених наукових напрямів слід провести критичний огляд наукових джерел.

Сучасні системи підтримки прийняття рішень (СППР) для судноводіїв активно інтегрують передові технології, такі як штучні нейронні мережі, великі дані, штучний інтелект та сенсорні технології, що дозволяє оптимізувати управління ризиками в умовах автономної навігації. Наприклад, дослідження в Карибському морі [79] розглядає використання нейронних мереж у системах радіозв'язку для капітанів малих суден, проте відсутність детального опису моделі та порівняльного аналізу з іншими підходами вказує на потребу подальших досліджень. Подібно, інтеграція AI, великих даних і

дистанційного керування для управління ризиками [80] демонструє перспективність, але нестача методології та емпіричних даних потребує практичного тестування для підтвердження ефективності.

З іншого боку, застосування даних AIS для визначення ризику зіткнення має свої обмеження через затримки в передачі та неповноту інформації [81]. Запропоноване використання VDES замість AIS [82] обіцяє покращення якості даних, проте реальні дані для валідації цього підходу поки що відсутні. Одночасно, інтеграція сенсорних технологій для підвищення точності навігаційних систем і забезпечення кібербезпеки є важливим напрямком, що підкреслюється в [83] та [78]. У цьому контексті важливим залишається питання обробки великих обсягів даних та забезпечення захисту інформації, що безпосередньо впливає на якість прийняття рішень.

Аналіз методів візуального виявлення морських об'єктів також вказує на низку викликів. Дослідження з використання RGB-камер [84] підкреслюють труднощі, пов'язані зі змінними умовами освітлення та погодними явищами, тоді як перспективні моделі прогнозування морських умов із застосуванням алгоритмів глибокого навчання та обробки зображень [85] потребують реальної валідації. Збір даних за допомогою різних сенсорів, що дозволяє здійснювати візуальне сприйняття та виявлення цілей на відстані до 6 морських миль [86], стикається з проблемами «сліпих зон» та втрати сигналу. Інтеграція AIS-даних для моделювання та прогнозування траєкторій інших суден із використанням технологій глибокого навчання [87] також вимагає додаткової обробки та верифікації даних, а підхід для Smart Maritime Autonomous Surface Vessel (SMASV) на основі алгоритму Soft Actor-Critic демонструє високу ефективність [88], але потребує підтвердження в реальних умовах.

Значний потенціал мають і ймовірнісні моделі. Наприклад, модель динамічної байєсівської мережі (DBN) для аналізу ризику в інтелектуальній навігації автономних суден ефективна [89], але її застосування вимагає точних даних і високих обчислювальних ресурсів. Також застосування моделі RMA

для класифікації зображень навігаційних знаків досягає високої точності [90], проте вимагає врахування особливостей реальних навігаційних умов та тонкого налаштування параметрів. Розробка методів забезпечення функціональної стійкості навігаційних систем у нестандартних ситуаціях [91] та новий алгоритм AN-YOLOv4 для виявлення навігаційних знаків, що підвищує точність до 92% за рахунок використання DCGAN та методів пірамідальних зображень [92], свідчать про тенденцію до впровадження інноваційних рішень, хоча й стикаються з технічними викликами у реальних умовах.

Сучасні дослідження також охоплюють розробку інтелектуальних систем для аналізу стану судна та забезпечення балансу корпусу з використанням IoT для моніторингу та збору даних [93]. Водночас, застосування теорії нечітких множин та нечіткої логіки для експертних оцінок невизначеності [94] вимагає високого рівня верифікації даних. Використання віртуальної реальності (VR) для підготовки екіпажу створює інтерактивне середовище [95], проте вимагає значних обчислювальних ресурсів та адаптації користувачів.

Таким чином, розробка СППР для судноводія в умовах часткової невизначеності має бути спрямована на зменшення навантаження на оператора, покращення ситуаційної обізнаності, мінімізацію ризиків зіткнень, оптимізацію руху судна та аналіз кваліфікації судноводія.

1.6. Підходи щодо розробки методу прогнозування небезпечних траєкторій руху суден в умовах невизначеності дій судноводія

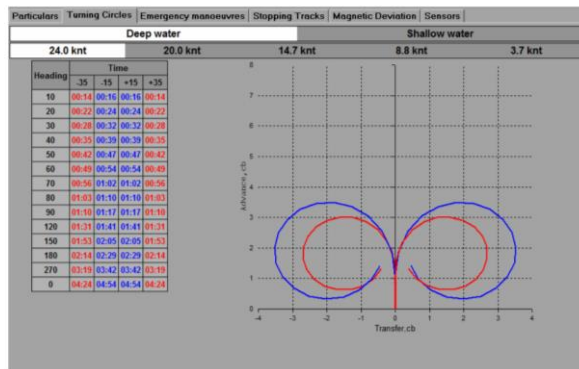
Сучасна морська навігація стикається з низкою викликів, серед яких ключовими є забезпечення безпеки руху суден та точне планування їх траєкторій у складних умовах, зокрема у вузьких акваторіях, протоках і портах [74]. Використання автоматизованих систем (ECDIS, AIS, ARPA, GPS) значно підвищує надійність процесів, однак обробка великих обсягів даних, з

урахуванням досвіду та кваліфікацій судноводіїв [73, 76], вимагає впровадження нових підходів до аналізу та прогнозування траєкторій руху.

З метою аналізу сучасних рішень, розглянемо існуючі засоби автоматизації у рамках використання навігаційних симуляторів.

Так, наприклад, при використанні симулятору Navi-Trainer Professional 5000, оператор-судноводій має можливість скористатися модулем що вказує на імовірну траєкторію руху у лабораторних (ідеальних) умовах, враховуючі швидкість судна по дискретній шкалі [96] (Рис. 1.3).

Turning Circles



Emergency Manoeuvres

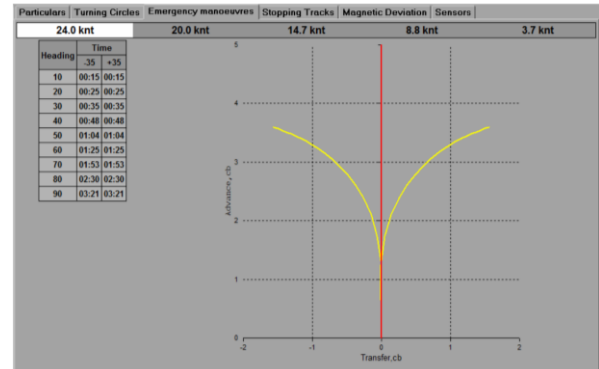


Рисунок 1.3 — Візуальна демонстрація траєкторії руху судна під час маневрування

Використання такої автоматизації на платформі Coning Panel Transas, дійсно дозволяє судноводієві отримати інформацію про маневреність судна під час його повороту, визначити час на його виконання. Однак, дискретна шкала швидкості не щільна (3,7 knt; 8,8 knt; 14,7 knt; 20,0 knt; 24,0 knt;), крім того не враховані флуктуації траєкторії що свідчать про здатність оператора-судноводія керувати курсом під час маневрувань.

У складі ECDIS також є функція, що дозволяє отримати «фантомну» або прогнозовану траєкторію руху судна враховуючі погодні обставини, такі як течія, вітер, інерція, тощо (Рис. 1.4) [97].

Цей факт значно підвищує рівень обізнаності судноводія при прийнятті рішень під час маневрування.

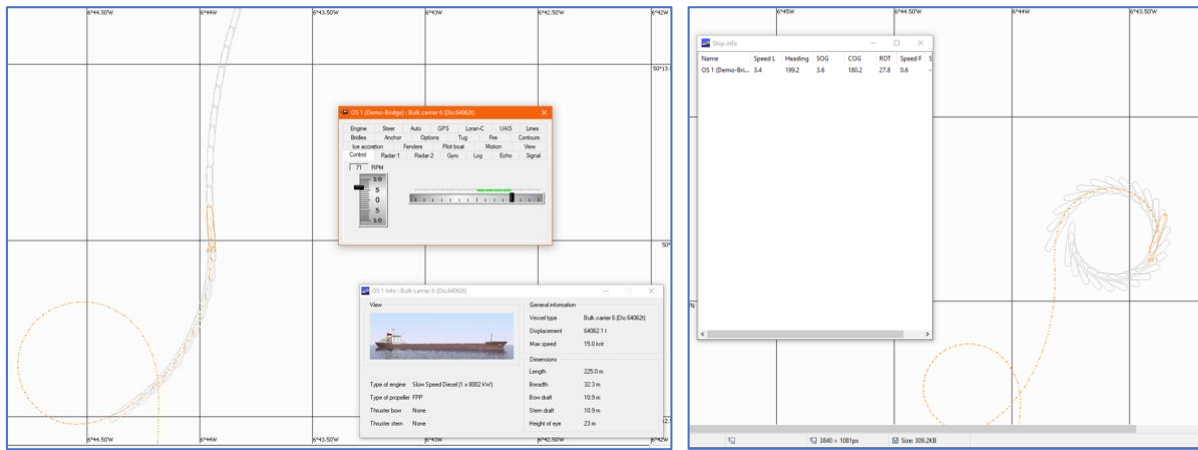


Рисунок 1.4 — Відображення прогнозованої, «фантомної» траєкторії руху судна під час зміни курсу судна

Однак, зазвичай, це дозволяє отримати прогноз в середньому на 6-8 хвилин і не враховує подальші зміни курсу, прогноз будується лише для однієї дії. То того ж не враховано ефект «останньої милі», що може тривати навіть і до 10 хвилин, коли судно залишається некерованим.

Отже виникає невизначеність що відображається у коливаннях траєкторії руху судна під час керування судном операторами-судноводіями при проходженні тренажерної практики на симуляторах. Невпевненість в обранні того чи іншого маневру, визначення кута повороту керма, швидкості, застосуванню підрюлюючих пристроїв, призводить до появи траєкторій руху, які далекі від еталонних і не співпадають із еталонними (Рис. 1.5 а,б).

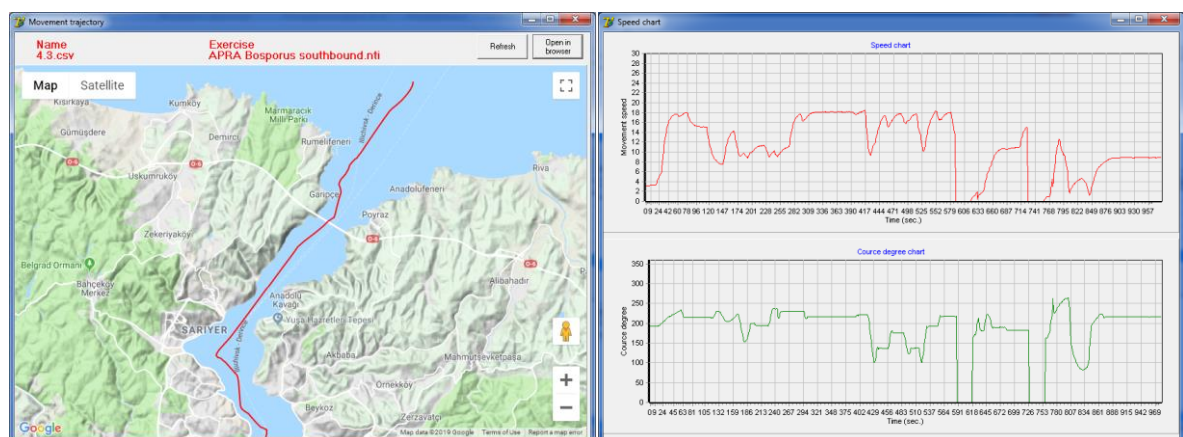


Рисунок 1.5 — Аналіз реальної траєкторії руху судна під час проходження протоки Босфор засобами навігаційного симулятора

Проте, в інструментарії сучасних навігаційних симуляторів є засоби, які можуть враховувати невизначеність по курсу руху судна у вигляді так званої рамки безпеки «Safety frame», яка налаштовується зі всіх чотирьох сторін навколо центральної точки судна [98]. Особливістю налаштувань є те, що по вектору – курсу судна, вказується не відстань, а хвилини, що динамічно впливає на розміри рамки в залежності від швидкості судна (Рис. 1.6).

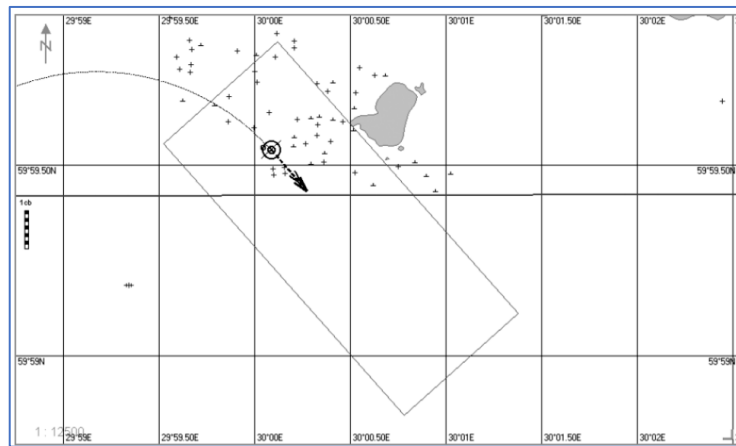


Рисунок 1.6 — Використання «Safety frame» при керуванні рухом суден

Засіб «Safety frame» дійсно стає у нагоді під час керування рухом судна, що підвищує безпеку, однак його застосування більш ефективне в момент перетину зон ризику, ліній розділення руху суден у протоках та небезпечних ізобат. Проте, недостатній рівень кваліфікаційної та навігаційної обізнаності і через це неправильні налаштування «Safety frame», зазвичай спричинює ситуацію, коли оператор-судноводій, отримуючи сигнал тривоги, втрачає логіку і впевненість у своїх діях, зволікає та робить помилки.

Також, судноводій може запрограмувати через режим налаштування маневру зміну траєкторії руху судна (Рис. 1.7). Застосування модулю TRIAL/TGT Simulator та налаштування вікна Trial Manoeuvre дозволяє оператору-судноводію виконати маневр у напіваавтоматичному режимі.

Однак через брак рівня кваліфікаційних параметрів щодо користування ECDIS у потрібний час (особливо в умовах реального часу), не дозволить судноводієві застосувати цей модуль на практиці безпечно для судна та екіпажу.

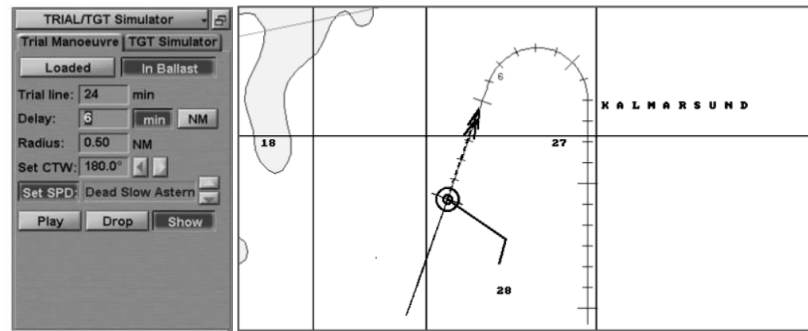


Рисунок 1.7 — Застосування модулю «Trial Manoeuvre»

Окремим засобом ідентифікації рівня кваліфікаційних параметрів під час керування рухом суден, є Transas e-Tutor [99]. Цей автоматизований засіб дозволяє створювати сценарії, проходження яких відповідатиме рівню тренажерної підготовки оператора-судноводія. Transas e-Tutor під час запуску запрограмованого сценарію викликає певні події, які змушують реагувати нестандартно. Зазвичай такі події представляють собою вихід з ладу навігаційного обладнання, різку зміну погодних умов, тощо. (Рис. 1.8).

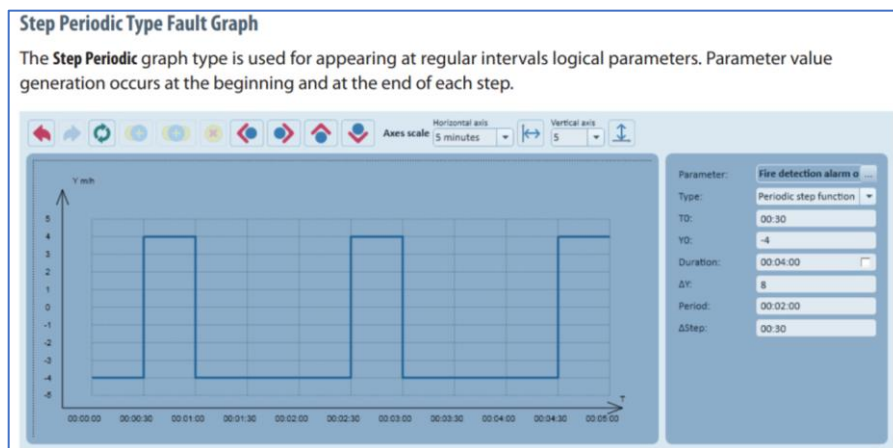


Рис. 1.8 — Формування сценарію у Transas e-Tutor

Крім того під час створення вправи є можливість додавати відповідні правила керування рухом суден, наприклад для розходження із суднами зустрічного курсу (Рис. 1.9).

Застосування Transas e-Tutor, дійсно дозволяє ідентифікувати кваліфікаційні параметри у ситуативній площині практично-тренажерної підготовки операторів-судноводіїв, однак не має функцій автоматизованого

відновлення рівня їх кваліфікації, враховуючі динамічна змінні навігаційні умови.

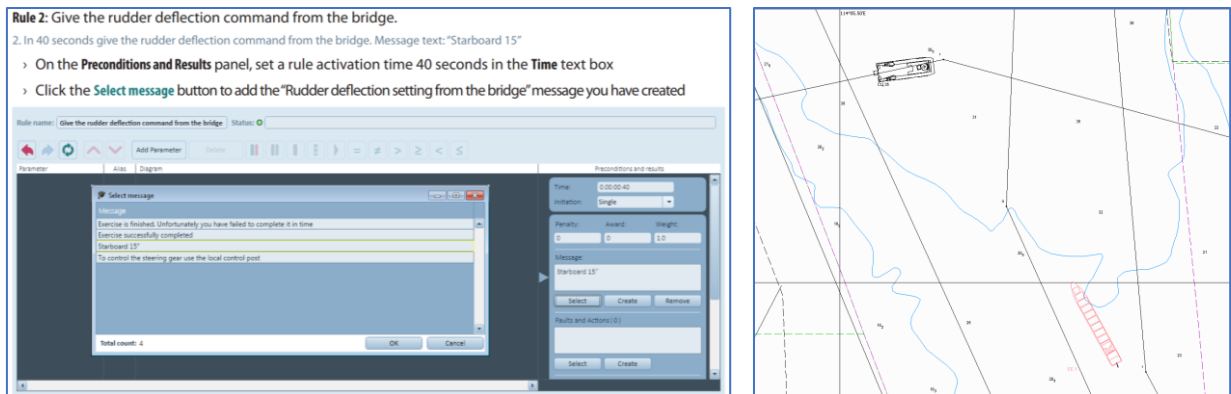


Рис. 1.9 — Введення правил у Transas e-Tutor

У свою чергу, робоче місце інструктора навігаційного симулятора та відповідна документація, дозволяють отримати необхідну інформацію як про саме судно, так і про динамічні процеси його руху (Рис. 1.10) [100].

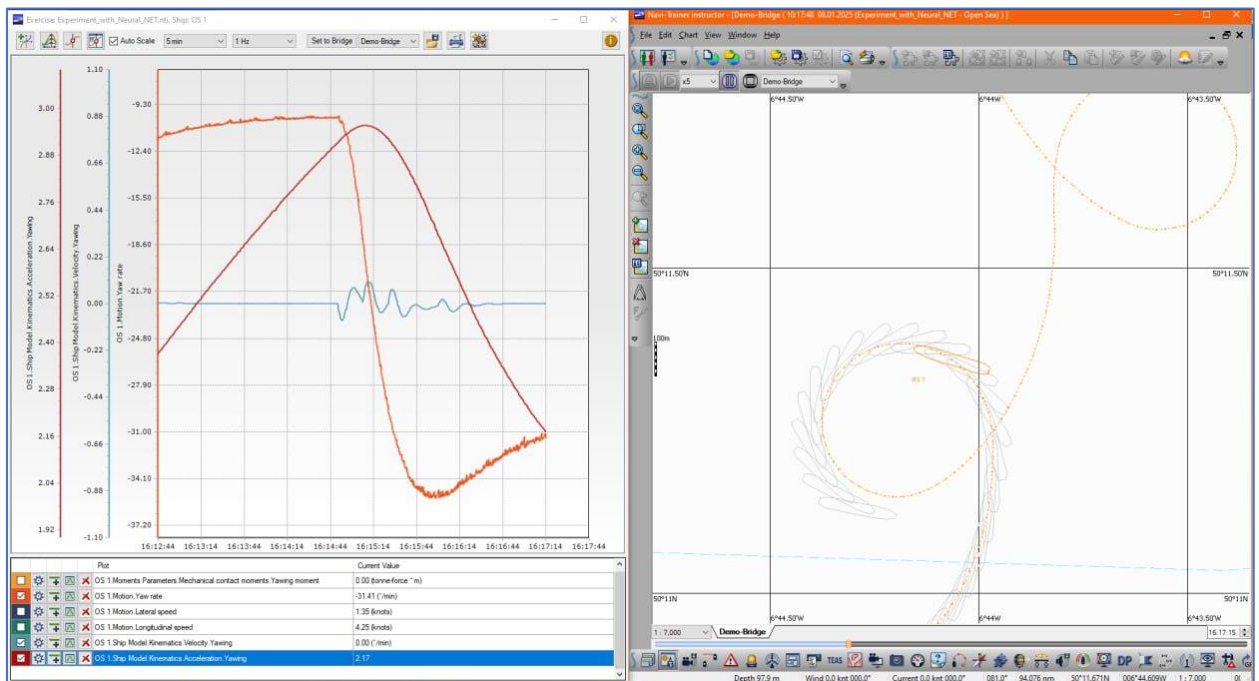


Рис. 1.10 — Засоби відображення динаміки процесів руху судна

Представлені засоби дозволяють інструкторам у режимі пост-фактуму визначати дійсний рівень кваліфікації операторів-судноводіїв, однак не передбачає аналіз його дій у нових обставинах та навігаційних ситуаціях із набором його кваліфікаційних параметрів.

Аналіз сучасних досліджень свідчить про активне застосування різноманітних методів для розв'язання проблематики дослідження в цілому. Запропоновані автоматизовані системи дійсно підвищують рівень аналізу та підготовки операторів судноводіїв, однак не враховують його індивідуальний набір кваліфікаційних параметрів. Саме людський фактор оператора-судноводія і не враховано у проаналізованих засобах автоматизації, а отже створення систем аналізу траєкторій судна для кожного окремого судноводія дадуть змогу визначити ті відхилення що дозволятимуть виконувати автоматизований прогноз руху не в ідеальних умовах а індивідуально-орієнтовано. Все це передбачає застосування формальних та інтелектуальних моделей і засобів обробки даних траєкторій руху судна операторів-судноводіїв по LOG-файлам ECDIS навігаційних тренажерів.

Так, у роботі [101] розглядаються методи кластеризації траєкторій із використанням алгоритмів DBSCAN, GMM та стиснення даних за допомогою алгоритму Douglas-Peucker, що покращує точність аналізу, проте недостаткою є відсутність висвітлення нейронних мереж для цих задач. Робота [102] пропонує алгоритм стиснення траєкторій за принципом Open Window, що дозволяє зменшити час обробки до 87,3 % для портових даних, хоча його евристичний характер не гарантує глобальної оптимальності.

Дослідження [103] застосовують Random Forest для кластеризації суден на основі історичних даних AIS, що знижує помилки прогнозування, але стикаються з проблемами кластеризації в місцях перетину маршрутів. Інші підходи включають використання графових спatio-темпоральних нейронних мереж (ASTGCN) [104] для врахування нелінійних просторово-часових залежностей, моделей на основі багаторівневих характеристик суден (Multi-Rep, FFDM) [105], а також графових нейронних мереж для обчислення схожості траєкторій (CLAIS) [106]. Додаткові методи охоплюють аналіз траєкторій риболовних суден за допомогою перетворення Фур'є [107], гібридні моделі на основі GAT-LSTM [108], нові алгоритми стиснення VATDC_CCRI [109], а також підходи, що поєднують GMM з трансформерами

[110] або Bi-LSTM [111] для покращення точності прогнозування.

Також запропоновано керувальні алгоритми, зокрема PID-регулятори з адаптивною ковзною поверхнею [112] і схеми на базі backstepping для суден з нелінійною динамікою [113]. Інші дослідження [114] об'єднують алгоритми Douglas-Peucker, LCSS та DBSCAN для пришвидшення кластеризації, а модель Stacked-BiGRUs з двоетапною кластеризацією D-KMEANS [115] демонструє значне зниження MSE та MAE у складних умовах навігації.

Отже, існуючі методи кластеризації та прогнозування траєкторій суден, зокрема на основі даних AIS і ECDIS, мають значні переваги – високу точність, ефективне стиснення даних та можливість виявлення аномалій. Водночас, вони стикаються з проблемами високої обчислювальної складності, труднощами масштабування та адаптації до різних умов навігації, зокрема у зонах перетину маршрутів та при обробці аномальних даних. Це свідчить про необхідність розробки комплексного методу, що поєднує сучасні алгоритми кластеризації і машинного навчання для адаптивної обробки даних із систем ECDIS, з метою забезпечення безпеки навігації у вузьких та складних акваторіях.

1.7. Використання нечіткої логіки для автоматизації процесів керування судном в умовах невизначеності кваліфікаційних параметрів судноводія

Нечіткі системи виведення є важливим інструментом у сфері штучного інтелекту та знаходять застосування в численних додатках [116–118]. Ось п'ять найвідоміших нечітких систем виведення:

1. Модель Мамдані: Модель використовує нечітку імплікацію для визначення вихідної нечіткої множини. Нехай R_i ($i = 1, \dots, n$) позначає нечітке правило, тоді вихідна нечітка множина B_i може бути визначена як (1.1):

$$B_i = A_i \otimes C_i, \quad (1.1)$$

де A_i — вхідна нечітка множина, C_i — вихідна нечітка множина, а \otimes — оператор нечіткої імплікації.

2. Модель Такагі-Сугено-Канга (TSK): Модель TSK використовує лінійну комбінацію вхідних змінних замість вихідних нечітких множин. Для кожного правила i вихідний сигнал y_i виражається як (1.2):

$$y_i = k_i + p_i x_1 + q_i x_2 + \dots + r_i x_n, \quad (1.2)$$

де k_i, p_i, q_i, r_i — параметри лінійної функції, а x_1, x_2, x_n — вхідні змінні.

3. Модель Ларсена: Модель Ларсена використовує метод масштабування для агрегації нечітких правил. Вихідна нечітка множина B_i визначається як: $B_i = \mu_{A_i(x)C_i}$, де $\mu_{A_i(x)C_i}$ — ступінь належності вхідного значення x до нечіткої множини A_i , а C_i — вихідна нечітка множина.

4. Модель Цукамото: Модель Цукамото є особливим випадком моделі TSK і використовує експоненціальні функції належності. Вихідний сигнал y_i визначається як: $y_i = \exp^{\alpha_i x}$, де α_i — параметр експоненціальної функції належності, а x — вхідна змінна.

5. Модель Гупти-Навата-Гаптонаваткуна (GAP): Модель GAP поєднує логіку Мамдані та Такагі-Сугено. Вихідна нечітка множина B_i визначається як: $B_i = A_i \otimes (C_i + k_i)$, де A_i — вхідна нечітка множина, C_i — вихідна нечітка множина, \otimes — оператор нечіткої імплікації, а k_i — параметри лінійної функції, пов'язані з вихідною нечіткою множиною.

Основні параметри всіх нечітких моделей виведення включають нечіткі множини.

Нечіткі множини характеризуються функціями належності, які визначають ступінь належності кожного елемента з певної універсальної множини до даної нечіткої множини.

Нехай X — універсальна множина, тоді нечітка множина A на X визначається функцією належності $\mu_A : X \rightarrow [0,1]$, яка вказує ступінь належності кожного елемента $x \in X$ до множини A .

Математичний опис нечіткої множини A може бути представлений як набір пар: $A = \left\{ \left(x, \mu_{A(x)} \mid x \in X \right) \right\}$,

де x — елемент універсальної множини X , а $\mu_{A(x)}$ — ступінь належності елемента x до нечіткої множини A .

Функція належності може бути обрана відповідно до конкретного застосування і може мати різні форми. Враховуючи, що дослідження знаходиться на початковому етапі, прийнемо трикутну форму.

З метою аналізу результативності застосування цього підходу, розроблено концептуальну структуру автоматизації із нечіткою логікою:

1. Імпортування бібліотек:
 - └─ `numpy as np.`
 - └─ `matplotlib.pyplot as plt.`
2. Визначення функцій:
 - └─ `membership_low(x, low, mid).`
 - └─ `membership_medium(x, low, mid, high).`
 - └─ `membership_high(x, mid, high).`
3. Визначення параметрів:
 - └─ «Знання правил і норм».
 - └─ «Комунікативні навички».
 - └─ «Знання систем передачі даних».
 - └─ «Морський досвід».
 - └─ «Здатність приймати рішення».
 - └─ «Навички по роботі з ECDIS».
 - └─ «Організаційні та лідерські навички».
4. Генерація значень X :
 - └─ `x_values = np.linspace(0, 100, 1000).`
5. Визначення значень для Low, Mid, High:
 - └─ `low_mid_high = [(18, 36, 67) for _ in range(7)].`
6. Ітерація за параметрами:
 - └─ для `i`, `parameter` у `enumerate(parameters).`
 - └─ Отримати значення `low`, `mid`, `high` для поточного параметра.
 - └─ Розрахувати значення функцій належності для `low`, `medium` і `high`.
 - └─ `low_membership = [membership_low(x, low, mid) для x in x_values].`
 - └─ `medium_membership = [membership_medium(x, low, mid, high) для x in x_values].`

```

|   └─ high_membership = [membership_high(x, mid, high) для x in
x_values].

└─ Побудувати графіки функцій належності.
|   └─ Створити нову фігуру.
|   └─ Побудувати графік low_membership.
|   └─ Побудувати графік medium_membership.
|   └─ Побудувати графік high_membership.
|   └─ Встановити xlabel як параметр.
|   └─ Встановити ylabel як «Ступінь належності».
|   └─ Додати легенду.
|   └─ Встановити заголовок як f «Функції належності для
параметра "{parameter}"».
7. Відображення графіків:
   └─ plt.show().

```

У результаті імітаційного моделювання отримано графіки нечітких функцій належності для кожного з параметрів. Додатково побудовано багатовимірну функцію належності (рис. 1.11).

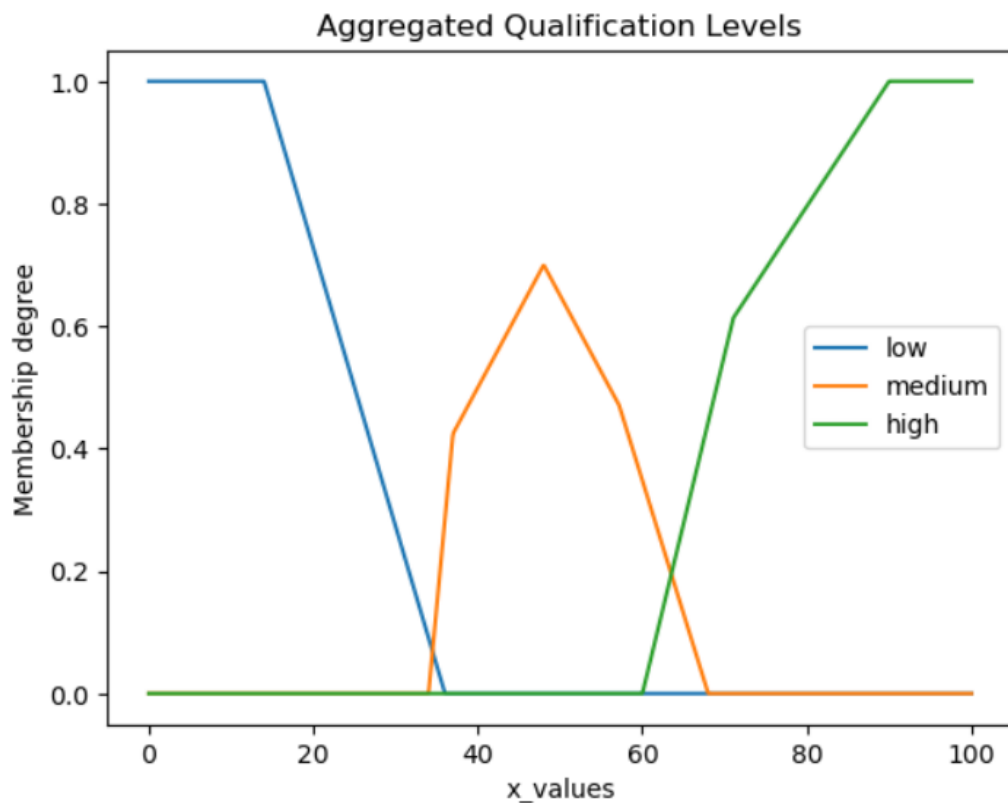


Рисунок 1.11 — Функція належності кваліфікації i -го капітана

Після детального аналізу ключових нечітких систем виводу (Мамдані, TSK, Ларсена, Цукамото, GAP), що забезпечують міцну теоретичну основу для впровадження нечіткої логіки, увага переходить до практичного застосування цих моделей. На другій стадії аналізу пропонується використати потенціал нечітких систем та експертних знань для побудови гнучкої системи прогнозування безпеки мореплавства, здатної адаптуватися до динамічних морських умов та надавати інформацію в режимі реального часу для підтримки прийняття рішень на борту [119].

Запропонована система базується на побудові бази правил, що формується за допомогою експертних знань, з подальшим виконанням наступних етапів: визначення вхідних змінних (видимість, щільність руху, маневреність судна, час доби, погодні умови, опади, глибина, ефективність радару, рівень підготовки капітана), їх фазифікація, оцінка ступеня активації правил, агрегація вихідних нечітких множин та дефазифікація для отримання чітких числових значень рівня безпеки. Для моделювання системи, зокрема для оцінки «безпечної швидкості» за Правилком №6 МППЗС, буде визначено відповідні вхідні та вихідні змінні (див. таблицю 1.4).

Таблиця 1.4. Вхідні та вихідні змінні нечіткої системи

№з/п	Змінні:	Ранжування
Вхідні змінні:		
1	Умови видимості (V):	погана (V_p), середня (V_m), добра (V_g)
2	Щільність руху (D):	низька (D_l), середня (D_m), висока (D_h)
3	Маневреність судна (M):	погана (M_p), середня (M_m), добра (M_g)
4	Фонове освітлення (L):	слабке (L_w), середнє (L_m), сильне (L_s)
5	Погодні умови (W):	спокійні (W_c), змінні (W_v), штормові (W_s)
6	Осадка та глибина (S):	мала (S_s), середня (S_m), велика (S_l)
7	Ефективність радару (R):	низька (R_l), середня (R_m), висока (R_h)

Вихідні змінні:		
1	Безпека навігації (Saf):	небезпечно (Saf_u), помірно безпечно (Saf_m), безпечно (Saf_s)

Тепер сформулюємо нечіткі правила:

- ЯКЩО $V \in V_p$ ТА $D \in D_h$, ТО $Saf \in Saf_u$.
- ЯКЩО $V \in V_g$ ТА $D \in D_l$ ТА $M \in M_g$, ТО $Saf \in Saf_s$.
- ЯКЩО $M \in M_p$ ТА $W \in W_s$, ТО $Saf \in Saf_u$.
- ЯКЩО $L \in L_s$ ТА $R \in R_l$, ТО $Saf \in Saf_m$.
- ЯКЩО $S \in S_s$ ТА $W \in W_c$ ТА $R \in R_h$, ТО $Saf \in Saf_s$.

Ці правила вказують, що безпека навігації у загальному виді залежить від поєднання різних факторів, таких як видимість, щільність руху, маневреність судна, фонове освітлення, погодні умови, осадка та глибина, а також ефективність радара. Нечітка система використовуватиме ці правила для аналізу ситуації та надання оцінки безпеки навігації.

У рамках моделювання розглянемо три сценарії з різними навігаційними умовами.

Сценарій 1: «Навігаційний маршрут через густі тумани в районі Сан-Франциско».

У цьому сценарії судна проходять через зону з поганою видимістю через густі тумани в районі Сан-Франциско. У цій ситуації наступні вхідні змінні можуть мати більший вплив на безпеку навігації:

- умови видимості (V): погана (V_p);
- фонове освітлення (L): слабе (L_w) або середнє (L_m), залежно від часу доби.

Сценарій 2: «Навігаційний маршрут через зону високої щільності руху в районі Суецького каналу».

Тут судна проходять через зону високої щільності руху в районі Суецького каналу. У цій ситуації наступні вхідні змінні можуть мати більший вплив на безпеку навігації:

- щільність руху (D): висока (D_h);

- маневреність судна (M): погана (M_p), середня (M_m) або добра (M_g), залежно від типу судна.

Сценарій 3: «Навігаційний маршрут через штормову зону в Північній Атлантиці».

У цьому сценарії судна стикаються з сильними вітрами та високими хвилями в штормовій зоні Північної Атлантики. У цій ситуації наступні входні змінні можуть мати більший вплив на безпеку навігації:

- погодні умови (W): штормові (W_s);
- Осадка та глибина (S): мала (S_s), середня (S_m) або велика (S_l), залежно від глибини маршруту та осадки судна.

Структура комп'ютерної програми мовою Python буде наступною:

Імпорт необхідних бібліотек:

- `numpy` для роботи з числами та масивами;
- `matplotlib.pyplot` для створення графіків;
- `tkinter` для створення графічного інтерфейсу.

Визначення функцій:

- `gaussian_mf()` — Гаусова функція для визначення ступеня належності;
- `safety_scenario()` — функція для розрахунку ступеня належності безпеки залежно від сценарію та навичок капітана;
- `plot_graph()` — функція для побудови графіків ступеня безпеки для кожного сценарію та типу капітана.

Визначення змінних:

- `safety` — масив рівнів безпеки;
- `saf_u`, `saf_m`, `saf_s` — масиви ступенів належності для кожного сценарію;
- `captain_L`, `captain_M`, `captain_H` — словники з навичками капітанів різних рівнів кваліфікації.

Створення графічного інтерфейсу:

- створення `plot_button` для виклику функції побудови графіків;
- запуск головного циклу обробки подій `tkinter`.

Програма будує графіки безпеки для трьох різних капітанів з різним рівнем підготовки у трьох різних сценаріях морської навігації. Вона використовує Гаусову функцію належності для визначення ступеня безпеки для кожного капітана в кожному сценарії. Рівні підготовки капітанів встановлюються вручну шляхом введення параметрів для видимості (V), щільності руху (D), маневреності судна (M), фонового освітлення (L), погодних умов (W), осадки та глибини (S) та ефективності радара (R).

Розглянемо моделювання нечіткої функції належності безпеки навігації щодо кожного сценарію за рівнем складності (рис. 1.12–1.14).

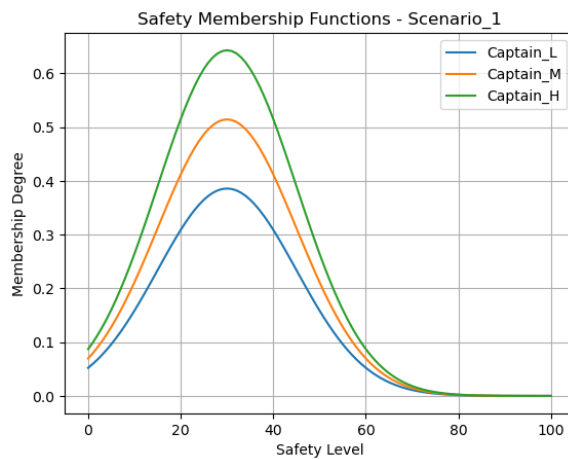


Рисунок 1.12 — Моделювання для сценарію №1 «Туман у Сан-Франциско»

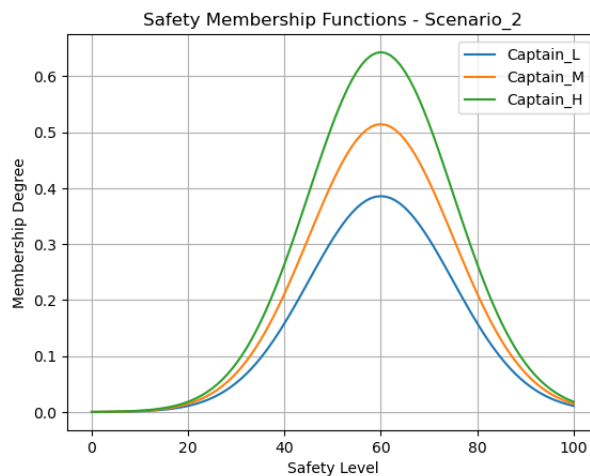


Рисунок 1.13 — Моделювання для сценарію №2
«Щільний рух у Суецькому каналі»

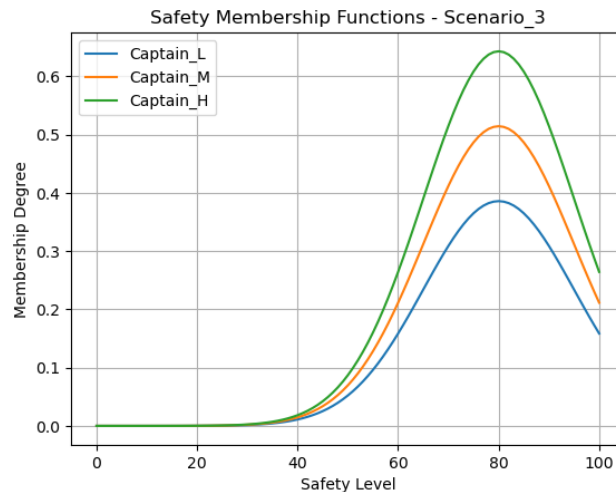


Рисунок 1.14 — Моделювання для сценарію №3
«Штормова зона в Північній Атлантиці»

При запуску програми формуються графіки безпеки для кожного з трьох капітанів у різних сценаріях, що дозволяє чітко візуалізувати вплив рівня їх підготовки на здатність забезпечувати безпеку в морських умовах [120]. Результати моделювання демонструють, що інтеграція нечітких систем виводу з автоматизованими системами управління значно підвищує навігаційну безпеку та зменшує вплив людського фактора. Розроблена модель, яка визначає рівень кваліфікації капітанів в умовах невизначеності, може стати важливим інструментом для сучасної морської навігації.

Ключовими викликами залишаються навігаційні ризики, зокрема, недостатня швидкість реакції, порушення міжнародних норм безпеки та неналежне ведення записів. Ці загрози можуть бути ефективно зменшені завдяки застосуванню автоматизованих систем, які забезпечують автоматизовану реакцію на надзвичайні ситуації та вдосконалену підготовку персоналу через інтелектуальні симулятори. Використання нечітких систем виводу як основного інструменту штучного інтелекту дозволяє створити систему прогнозування безпеки мореплавства, здатну враховувати широкий спектр умов та факторів, що сприяє прийняттю обґрунтованих рішень капітанами.

Розвиток запропонованої програми має потенціал значно полегшити оцінку судноводіїв у режимі реального часу, допомогти ідентифікувати потреби у додатковій підготовці, ефективно управляти ризиками та підтримувати планування сценаріїв для всебічного аналізу. Такий комплексний підхід сприятиме підвищенню безпеки та ефективності морського транспорту.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ I

У першому розділі проведено аналіз науково-методичних підходів, математичних моделей, інформаційних технологій та інтелектуальних систем, спрямованих на ідентифікацію, прогнозування та управління кваліфікаційною складовою людського фактора в морських організаційно-технічних системах. З аналізу літературних джерел випливає, що кваліфікація суб'єктів морського транспорту, зокрема судноводіїв, безпосередньо впливає на безпеку та ефективність навігаційних процесів, особливо в умовах невизначеності та високої щільності трафіку. Недостатній рівень кваліфікаційних параметрів може призводити до підвищення ризиків зіткнень, порушення експлуатаційних норм і загального погіршення безпеки мореплавства. Проблеми формалізації впливу людського фактора зумовлені багатовимірністю систем, стохастичністю зовнішніх факторів та складними динамічними взаємодіями між технічними елементами, інформаційними потоками та психофізіологічними особливостями персоналу.

Для подолання цих проблем пропонуються методи багатокритеріального аналізу, оптимізації, застосування нечіткої логіки, нейромережевих алгоритмів та машинного навчання, а також підходи до обробки великих обсягів навігаційних даних (наприклад, ECDIS та AIS). Аналіз літератури показав необхідність розробки засобів інтеграції автоматизованих інтелектуальних систем підтримки рішень для судноводіїв, що дозволить прогнозувати безпечні траєкторії, мінімізувати навігаційні

ризиків та підвищити рівень сприйняття ситуації. Додатково, оптимізація процесів формування та відновлення кваліфікаційних параметрів, застосування нечітких систем виводу (моделі Мамдані, TSK та ін.) для формалізації експертних знань, автоматизація процесів підготовки через дистанційне навчання та симулятори віртуальної/доповненої реальності, а також моделювання та кластеризація траєкторій руху суден дозволять визначати складні патерни, виявляти аномалії та прогнозувати потенційно небезпечні сценарії з урахуванням кваліфікаційних характеристик.

Отже, результати аналізу свідчать про необхідність переходу від статичних моделей до комплексних автоматизованих та адаптивних систем, що інтегрують кваліфікаційні, поведінкові та операційні аспекти діяльності судноводіїв. Такий підхід забезпечить підвищення ефективності автоматизації, оперативне відновлення кваліфікаційних параметрів та зниження впливу людського фактора як ключового елемента ризику в морських організаційно-технічних системах.

РОЗДІЛ II

РОЗРОБКА КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ МОДЕЛІ СУДНОВОДІЯ В УМОВАХ НАВІГАЦІЙНОГО РИЗИКУ

2.1. Підходи щодо оптимізації процесів виконання кваліфікаційних вимог суб'єктів морських організаційно-технічних об'єктів

В рамках аналізу зазначених вище процесів, етапів формування стратегії впливу на кваліфікаційну модель суб'єкта морських організаційно-технічних об'єктів, запропонуємо підхід щодо оптимізації процесів виконання кваліфікаційних вимог. Для визначення послідовності дій визначимо їх схематичну структуру (рис. 2.1).

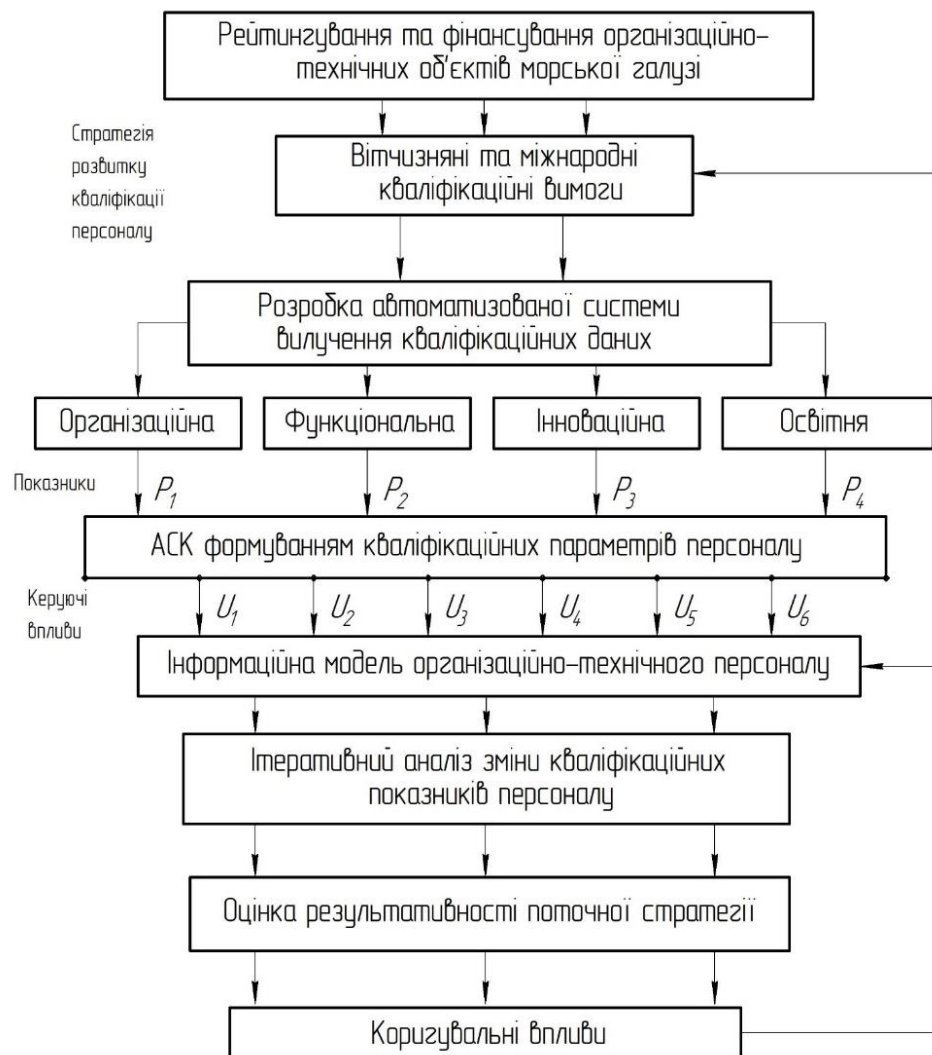


Рисунок 2.1 — Структурно-логічна схема впливу на показники зростання кваліфікації персоналу морських організаційно-технічних об'єктів

Відповідно до схеми, важливим етапом є визначення поточних вимог з боку організаційно-технічних об'єктів морської галузі з метою отримання цільової стратегії формування кваліфікаційних параметрів персоналу P_i . Керуючи множиною впливів U_i з боку морських організацій, з'являється можливість формувати модель персоналу за умов динаміки розвитку галузі загалом.

Важливою особливістю є визначення кроку впливу часу. Залежно від категорії персоналу, такий крок буде різним і не завжди дискретним.

У свою чергу також необхідно враховувати і психологічну складову під час роботи з персоналом для його цілеорієнтування у часових рамках. При цьому формалізація завдання у загальному вигляді матиме вигляд (2.1):

$$\begin{aligned} F &= (P - P^*), \\ F(U_1, U_2, U_3, U_4, \dots, U_n) &\rightarrow \min, \\ P \geq P^* &\Rightarrow P(U_1, U_2, U_3, U_4, \dots, U_n) \geq P^*, \end{aligned} \quad (2.1)$$

Тоді параметри можна апроксимувати щодо збільшення (2.2):

$$P(U_1, U_2, U_3, U_4, \dots, U_n) = \frac{\partial P}{\partial U_1} U_1 + \frac{\partial P}{\partial U_2} U_2 + \dots + \frac{\partial P}{\partial U_n} U_n. \quad (2.2)$$

При цьому, введення коефіцієнта підсилення k дозволить отримати (2.3):

$$P = k_1 P_1 + k_2 P_2 + \dots + k_n P_n \rightarrow \min, F \rightarrow \min, \quad (2.3)$$

Отже, з'являється можливість визначити коефіцієнт чутливості впливу U_i на P (2.4):

$$\frac{\partial P}{\partial U_i} = k_1 \frac{\partial P_1}{\partial U_i} + k_2 \frac{\partial P_2}{\partial U_i} + \dots + k_n \frac{\partial P_n}{\partial U_i}. \quad (2.4)$$

Одержання експериментальних даних, а також їх статистична обробка дозволить визначити вагові коефіцієнти впливу факторів на процеси керування станом кваліфікаційних параметрів щодо персоналу організаційно-технічних систем морської галузі.

2.2. Структура кваліфікаційної моделі судноводія

Отже, із врахуванням зазначених формальних описів, методів та принципів, структура кваліфікаційної моделі судноводія (КМС), буде мати такий вигляд:

- 1. Вхідні дані забезпечують інформацію для всіх модулів, підтримуючи актуальність та точність аналізу.
- 2. Модуль оцінки рівня небезпеки використовує дані з навігаційних параметрів та кваліфікації судноводія для розрахунку ризиків.
- 3. Модуль ідентифікації кваліфікаційних параметрів впливає на оцінку ризиків, враховуючи рівень КП судноводія.

Важливою умовою при розробці КМС є врахування взаємодії між її компонентами. Розробка КСМ передбачає створення наступних зв'язків (рис. 2.2):

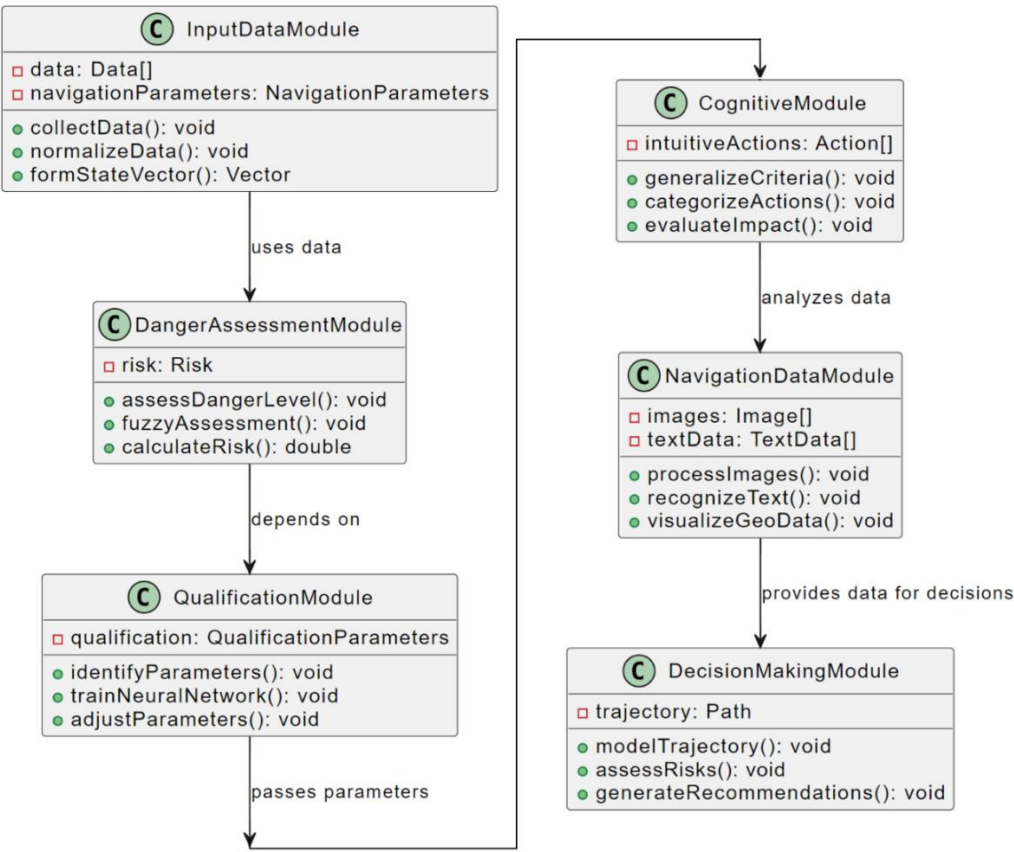


Рисунок 2.2 — Схема взаємодії між компонентами кваліфікаційної моделі судноводія

4. Когнітивний модуль інтуїтивних дій враховує людський фактор та може коригувати прогнозування та рекомендації.

5. Модуль обробки навігаційних даних забезпечує актуальні та точні дані для модулів прогнозування та прийняття рішень.

6. Модуль прогнозування та прийняття рішень інтегрує інформацію з усіх модулів для комплексного аналізу та підтримки судноводія.

Отже переходимо до розгляду кожного модулю моделі КМС.

2.2.1. Модуль вхідних даних КМС та параметри навігації

Опис вхідних даних КМС та параметри навігації (рис. 2.3).

1. Збір даних.

Навігаційні параметри (швидкість судна $S(t)$; курс судна $\theta(t)$; позиція судна $(x(t), y(t))$; близькість до інших суден $P(t)$; технічний стан судна $T_s(t)$; погодні умови $W(t)$; час доби $C(t)$; глибина під кілем $H(t)$; течія $V_{\text{current}}(t)$; вітер $V_{\text{wind}}(t)$; видимість $Vis(t)$; інтенсивність судноплавства $D(t)$; небезпечні зони $Z_{\text{danger}}(x,y)$; осадка судна D_{draft} ; маневрені характеристики судна $M(t)$.

Дані з системи ECDIS та AIS (детальні електронні навігаційні карти; дані про інші судна: позиція, курс, швидкість, тип) [121].

Дані з LMS Moodle (результати тестів R_{test} ; активність судноводія A_{LMS} ; історія навчання H_{learning}).

Дані з тренажерів та VR-систем (реакції судноводія в різних сценаріях $R_{\text{sim}}(t)$; час реакції $T_{\text{reaction}}(t)$; точність маневрування $Acc_{\text{maneuver}}(t)$).

2. Передобробка даних та інтеграція в модель.

Опис як зібрані дані з різних джерел передобробляються та інтегруються в модель кваліфікації судноводія для реальних навігаційних ситуацій.

3. Синхронізація та агрегування даних.

Часова синхронізація: оскільки дані надходять з різних джерел з різними часовими мітками та частотою оновлення, необхідно синхронізувати їх до спільного часового кроку Δt . Встановлюється загальна шкала часу t_1, t_2, \dots, t_T , де T — кількість часових інтервалів.

Інтерполяція та дискретизація: дані з більш високою частотою

агрегуються до Δt шляхом усереднення. Дані з нижчою частотою інтерполюються для отримання значень на кожному t_k .

Агрегування даних: всі параметри для кожного моменту часу t_k об'єднуються в єдиний вектор стану $x(t_k)$.

4. Нормалізація та масштабування параметрів.

Для забезпечення коректності та стабільності роботи моделі всі параметри нормалізуються до діапазону $[0,1]$ або стандартизуються (Z-score нормалізація).

$$\text{Мін-макс нормалізація: } x_{\text{norm}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}},$$

$$\text{Z-score нормалізація: } x_{\text{std}} = \frac{x - \mu_x}{\sigma_x},$$

де μ_x — середнє значення параметра x , σ_x — стандартне відхилення.

Застосування нормалізації: навігаційні параметри $S(t)$, $\theta(t)$, $P(t)$, $T_s(t)$, $W(t)$, $H(t)$, $V_{\text{current}}(t)$, $V_{\text{wind}}(t)$, $Vis(t)$, $D(t)$ нормалізуються за допомогою відповідних методів.

5. Обробка та фільтрація даних.

Фільтрація шумів: Застосовуються фільтри низьких частот або фільтр Калмана для згладжування даних та видалення шумів.

Виявлення та обробка викидів. Використовуються статистичні методи для виявлення аномальних значень (наприклад, метод кватилів). Викиди можуть бути замінені на медіанне значення або усунуті з вибірки.

6. Виділення релевантних ознак.

На основі нормалізованих та очищених даних формуються ознаки, що будуть використовуватися в моделі.

Навігаційні ознаки — швидкість судна: $S_{\text{norm}}(t)$; курс судна: $\theta_{\text{norm}}(t)$; відхилення від запланованого курсу: $\Delta\theta_{\text{norm}}(t) = \theta_{\text{norm}}(t) - \theta_{\text{planned, norm}}(t)$; близькість до інших суден: $P_{\text{norm}}(t)$; глибина під кілем: $H_{\text{norm}}(t)$; видимість: $Vis_{\text{norm}}(t)$.

Екологічні ознаки — погодні умови: параметри $W_{\text{norm}}(t)$ розбиваються на окремі ознаки (вітер, хвилі тощо); течія та вітер: $V_{\text{current, norm}}(t)$, $V_{\text{wind, norm}}(t)$.

Технічні ознаки — технічний стан судна: $T_{s, \text{norm}}(t)$; маневрені

характеристики: параметри $M_{\text{norm}}(t)$ можуть включати радіус циркуляції, гальмівний шлях тощо.

Кваліфікаційні параметри — результати тестів: агрегуються в один показник або вектор $R_{\text{test, norm}}$; активність в LMS Moodle: $A_{\text{LMS, norm}}$; дані з тренажерів та VR-систем: $R_{\text{sim, norm}}(t)$, $T_{\text{reaction, norm}}(t)$, $Acc_{\text{maneuver, norm}}(t)$.

7. Формування вектора стану системи.

Всі виділені ознаки об'єднуються в єдиний вектор стану для кожного моменту часу t : $x(t)=[S_{\text{norm}}(t), \theta_{\text{norm}}(t), P_{\text{norm}}(t), H_{\text{norm}}(t), Vis_{\text{norm}}(t), V_{\text{current, norm}}(t), V_{\text{wind, norm}}(t), T_{s, \text{norm}}(t), R_{\text{sim, norm}}(t), T_{\text{reaction, norm}}(t), Acc_{\text{maneuver, norm}}(t), R_{\text{test, norm}}, A_{\text{LMS, norm}}, \dots]$.

8. Математична формалізація моделі.

Модель кваліфікації судноводія в реальній ситуації може бути представлена у вигляді функції: $k(t)=f(\mathbf{x}(t), \Theta^*)$, де $k(t) \in [0,1]$ — оцінка кваліфікації судноводія в момент часу t . $\mathbf{x}(t)$ — вектор стану системи в момент часу t . Θ^* — параметри моделі, що потребують налаштування (вагові коефіцієнти, параметри функцій активації тощо).

Можливі форми функції f :

Лінійна регресія: $k(t) = \mathbf{w}^T \mathbf{x}(t) + b$, де \mathbf{w} — вектор вагових коефіцієнтів, b — зсув.

Нелінійна модель (нейронна мережа): $k(t) = \sigma(\mathbf{w}_2^T \phi(\mathbf{W}_1 \mathbf{x}(t) + \mathbf{b}_1) + \mathbf{b}_2)$, де \mathbf{W}_1 , \mathbf{w}_2 — матриця та вектор вагових коефіцієнтів відповідно.

\mathbf{b}_1 , \mathbf{b}_2 — вектори зсувів.

$\phi(\cdot)$ — функція активації прихованого шару (наприклад, ReLU).

$\sigma(\cdot)$ — сигмоїдна функція для обмеження виходу в діапазоні $[0,1]$.

Нечітка логічна модель: Використовуються нечіткі правила для моделювання взаємозв'язків між ознаками та кваліфікацією.

Дефазифікація результатів для отримання числового значення $k(t)$.

9. Визначення параметрів моделі.

Навчання моделі: використовуються історичні дані з відомими оцінками кваліфікації $k_{\text{true}}(t)$ для налаштування параметрів Θ^* .

Мінімізується функція втрат (2.5):

$$L = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (k(t) - k_{true}(t))^2. \quad (2.5)$$

Оптимізація параметрів виконується за допомогою методів градієнтного спуску або його варіацій.

Регуляризація: Для запобігання перенавчанню використовуються методи регуляризації (L_1 , L_2 — регуляризація, Dropout у випадку нейронних мереж).

10. Валідація та тестування моделі.

Дані розбиваються на навчальну, валідаційну та тестову вибірки. Оцінюються метрики якості моделі: середньоквадратична похибка (MSE), коефіцієнт детермінації (R^2).

11. Використання моделі в реальному часі.

Оцінка кваліфікації в реальному часі: в режимі реального часу обчислюється $k(t)$ на основі поточних значень параметрів $x(t)$.

Інтеграція з системою автоматизації навігації: Якщо $k(t)$ падає нижче певного порогу $k_{thresholdk}$, система може активувати додаткові механізми контролю або підтримки. Врахування психофізіологічного стану: Параметр $k(t)$ може бути скоригований з урахуванням психофізіологічного стану судноводія $S(t)$, як описано раніше.

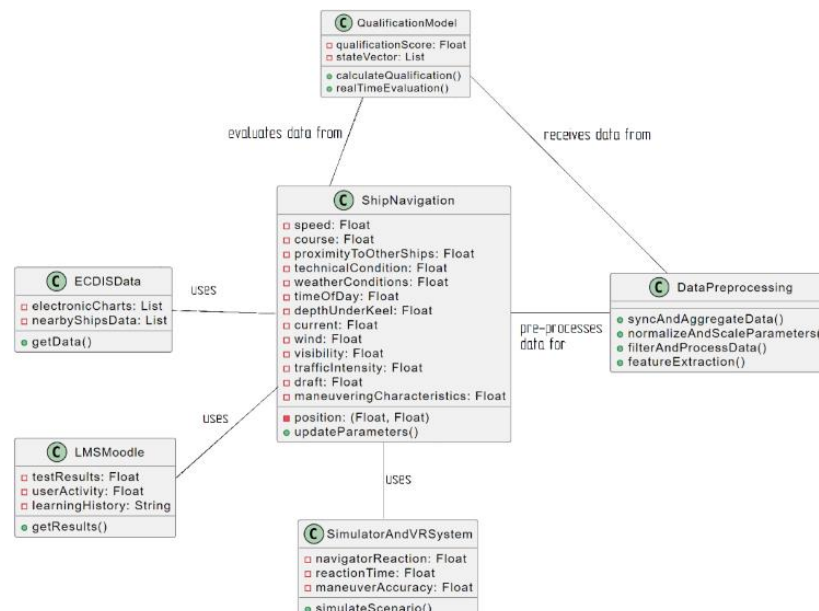


Рисунок 2.3 — Модуль збору даних для кваліфікаційної моделі судноводія

2.2.2. Модуль оцінки рівня небезпеки

1. Нечітка логіка та багатокритеріальна оцінка ризику (рис. 2.4).

1.1. Функції належності для кожного параметра.

Для параметра x_i використовуються гаусівські трикутні функції належності тощо.

Гаусівська функція: $\mu_i(x_i) = e^{-\frac{(x_i - c_i)^2}{2\sigma_i^2}}$, де c_i — середнє значення, σ_i — стандартне відхилення.

Також можуть бути застосовані: трикутна функція приналежності та інші.

1.2. Нечіткі правила (правила бази знань).

Правила типу «Якщо-то», що враховують досвід морських перевезень:

Правило 1: Якщо $S(t)$ — висока і $P(t)$ — мала і $Vis(t)$ - погана, то ризик — критичний.

Правило 2: Якщо $H(t) D_{\text{draft}}$ — мала глибина під кілем і $V_{\text{current}}(t)$ — сильна течія, то ризик — високий.

1.3. Агрегування та дефазифікація.

Агрегування за допомогою T -норми (мінімум) або S -норми (максимум).

Дефазифікація методом центру ваги (2.6):

$$R = \frac{\int r \cdot \mu_R(r) dr}{\int \mu_R(r) dr} \quad (2.6)$$

2. Математична модель ризику з використанням аналітичних функцій.

Опишемо ризик як функцію (2.7):

$$R(t) = \frac{\sum_{i=1}^n w_i \cdot f_i(x_i(t))}{\sum_{i=1}^n w_i}, \quad (2.7)$$

де w_i — вагові коефіцієнти, визначені експертами;

$f_i(x_i(t))$ — нормовані функції ризику для кожного параметра.

Приклад функції ризику для глибини під кілем (2.8):

$$f_H(H(t)) = \begin{cases} 1, & H(t) - D_{draft} \leq H_{min} \\ \frac{H(t) - D_{draft} - H_{min}}{H_{safe} - H_{min}}, & H_{min} < H(t) - D_{draft} < H_{safe} \\ 0, & H(t) - D_{draft} \geq H_{safe} \end{cases} \quad (2.8)$$

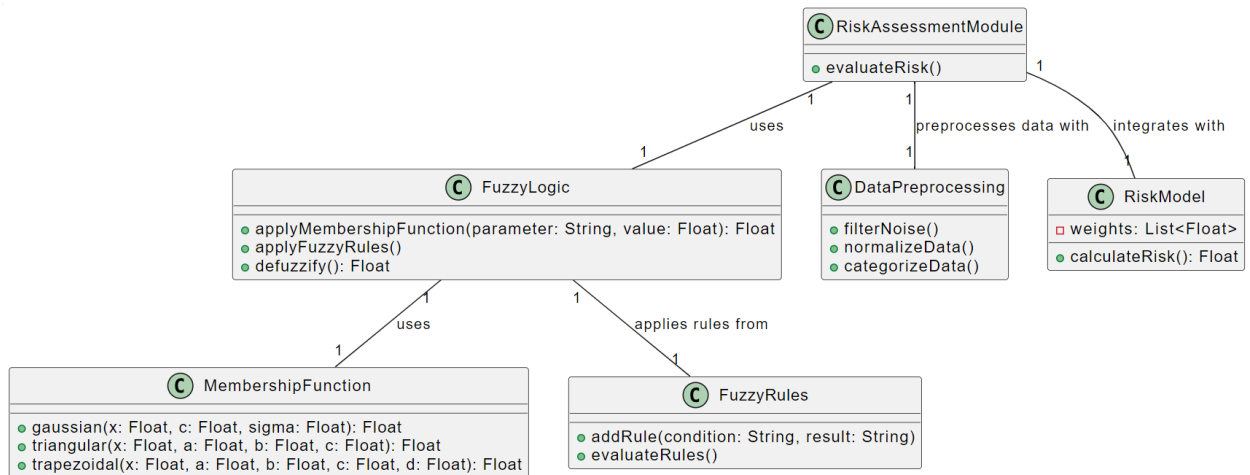


Рисунок 2.4 — Схема модулю оцінки рівня небезпеки

2.2.3. Модуль ідентифікації кваліфікаційних параметрів судноводія

(рис. 2.5)

1. Алгоритм ідентифікації кваліфікаційних параметрів

1.1. Постановка задачі

Метою цього модуля є розробка математичної моделі та алгоритму для автоматизованої ідентифікації кваліфікаційних параметрів судноводія на основі програми підготовки спеціалізації 271.01 «Навігація і управління морськими суднами». Модель повинна враховувати всі аспекти професійної компетенції, передбачені програмою, а також використовувати різноманітні джерела даних для оцінки рівня підготовки судноводія.

1.2. Збір та попередня обробка даних.

Джерела даних:

а) система управління навчанням (LMS Moodle): Результати тестів: $R_{test} = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$, де: $r_j \in [0, 100]$ — відсотковий результат j -го тесту. Активність судноводія: $A_{LMS} = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$, де: a_i - показники активності судноводія в LMS (кількість входів, час на платформі, виконані завдання тощо). Історія

навчання: H_{learning} — записи про пройдені курси, отримані сертифікати тощо.

б) Тренажери та VR-системи: Реакції судноводія в змодельованих ситуаціях: $R_{\text{sim}} = \{s_1, s_2, \dots, s_k\}$, де: s_k - набір показників для k -ї змодельованої ситуації.

Час реакції: $T_{\text{reaction}} = \{t_1, t_2, \dots, t_k\}$, де: t_k - час реакції на k -ту ситуацію.

Точність виконання маневрів: $\text{Acc}_{\text{maneuver}} = \{\text{acc}_1, \text{acc}_2, \dots, \text{acc}_k\}$, де: $\text{acc}_k \in [0, 1]$ — точність виконання k -го маневру.

с) Дані з реальних навігаційних операцій. Дії судноводія під час вахти: $D_{\text{actions}} = \{d_1, d_2, \dots, d_l\}$, де: d_l - набір дій, виконаних під час l -тої вахти.

Відхилення від запланованого маршруту: $\Delta_{\text{route}} = \{\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_l\}$, де δ_l — відхилення від маршруту під час l -тої вахти.

Рішення, прийняті в критичних ситуаціях: $D_{\text{decisions}} = \{\text{dec}_1, \text{dec}_2, \dots, \text{dec}_p\}$, де dec_p — оцінка якості рішення в p -тій критичній ситуації.

Попередня обробка даних. Нормалізація: приведення даних до єдиного масштабу для забезпечення коректності подальших розрахунків.

Нормалізований показник: $x_{\text{norm}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$, де: x — вихідне значення

показника; x_{\min} , x_{\max} — мінімальне та максимальне значення показника.

Фільтрація: видалення шумів та аномальних значень за допомогою фільтра Калмана або інших методів.

Виділення ознак: формування вектора ознак X для кожного судноводія: $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]$ — загальна кількість ознак, отриманих з усіх джерел даних.

1.3. Математична модель кваліфікаційних параметрів.

Визначення кваліфікаційних параметрів. Нехай існує набір кваліфікаційних параметрів $K = \{k_1, k_2, \dots, k_M\}$, де: $k_i \in [0, 1]$ — рівень володіння i -тою компетенцією. M — кількість компетенцій, визначених на основі програми підготовки.

Набори кваліфікаційних параметрів: k_1 : знання міжнародних правил запобігання зіткненню суден (COLREG); k_2 : навички маневрування в складних умовах; k_3 : здатність приймати рішення в критичних ситуаціях; k_4 : технічна

грамотність у використанні навігаційного обладнання; k_5 : рівень стомленості та психофізіологічний стан.

Формування функцій належності. Для кожного кваліфікаційного параметра k_i визначаються функції належності $\mu_{k_i}(x)$, що відображають ступінь володіння судноводієм відповідною компетенцією.

Застосування трикутної функції належності для параметра k_i (2.9):

$$\mu_{k_i}(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a_i \\ \frac{x - a_i}{b_i - a_i}, & a_i < x < b_i \\ \frac{c_i - x}{c_i - b_i}, & b_i < x < c_i \\ 0, & x \geq c_i \end{cases}, \quad (2.9)$$

де a_i, b_i, c_i — параметри функції належності для k_i ;

x — нормалізований показник, що впливає на компетенцію k_i ;

$\mu_{k_i}(x) \in [0,1]$ — ступінь належності значення x до компетенції k_i .

Побудова нечіткої бази правил. Нечіткі правила мають вигляд: Якщо x_1 належить до A_1 і x_2 належить до A_2 то k_i належить до K_i , де: x_1, x_2 — ознаки з вектора X ; A_1, A_2 — лінгвістичні терми (наприклад, «високий», «середній», «низький»); K_i — лінгвістична оцінка компетенції k_i .

Математична модель ідентифікації. Агрегація правил: Використовується метод Мамдані для агрегації правил. Ступінь активації кожного правила обчислюється як мінімум ступенів належності вхідних ознак.

Висновок для параметра k_i : дефазифікація виконується методом центру ваги (2.54).

1.4. Обробка даних та оцінка кваліфікаційних параметрів.

Формування вектора ознак X . Вектор ознак X складається з нормалізованих значень показників, що впливають на кваліфікаційні параметри: $X = [x_1, x_2, \dots, x_N]$, де: $x_n \in [0,1]$ — нормалізований показник.

Використання нейронних мереж. Для моделювання складних нелінійних взаємозв'язків між ознаками та кваліфікаційними параметрами використовується багатошарова нейронна мережа (MLP).

Архітектура мережі: вхідний шар: N нейронів (за кількістю ознак).

Приховані шари: один або кілька шарів з нелінійними функціями активації (ReLU, sigmoid, tanh).

Вихідний шар: M нейронів (за кількістю кваліфікаційних параметрів).

Вихід прихованого нейрона: $h_j = f_{hidden} \left(\sum_{n=1}^N w_{nj} x_n + b_j \right)$, де h_j — вихід j -го нейрона прихованого шару.

w_{nj} — ваговий коефіцієнт між n -м вхідним нейроном та j -м прихованим нейроном.

b_j — зсув (bias) j -го прихованого нейрона.

$f_{hidden}(\cdot)$ — функція активації прихованого шару.

Вихід вихідного нейрона (кваліфікаційного параметра) (2.10):

$$k_i = f_{output} \left(\sum_{j=1}^H w_{ji} h_j + b_i \right), \quad (2.10)$$

де H — кількість нейронів у прихованому шарі.

w_{ji} — ваговий коефіцієнт між j -м прихованим нейроном та i -м вихідним нейроном.

b_i — зсув i -го вихідного нейрона.

$f_{output}(\cdot)$ — функція активації вихідного шару (наприклад, сигмоїдна).

1.5. Навчання нейронної мережі.

Функція втрат. Використовується функція середньоквадратичної похибки (MSE) (2.11):

$$L = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (k_i^{pred} - k_i^{true})^2, \quad (2.11)$$

де k_i^{pred} — прогнозоване значення кваліфікаційного параметра k_i , k_i^{true} — фактичне (еталонне) значення кваліфікаційного параметра k_i .

Оптимізація вагових коефіцієнтів. Використовується алгоритм зворотного поширення помилки. Оптимізатори: SGD (стохастичний градієнтний спуск), Adam, RMSProp. Гіперпараметри: швидкість навчання η , розмір батчу, кількість епох.

Валідація та тестування.

Розподіл даних на навчальну, валідаційну та тестову вибірки. Оцінка метрик якості: MSE, MAE (середня абсолютна помилка), коефіцієнт детермінації R^2 .

1.6. Ідентифікація та корекція прогалів у кваліфікації.

Виявлення критичних параметрів. Встановлюється порогове значення $k_i^{threshold}$ для кожного КП. Якщо $k_i < k_i^{threshold}$, то КП k_i потребує покращення.

Формування плану відновлення КП. Визначення навчальних матеріалів та тренувань для підвищення рівня k_i . Моніторинг прогресу після проведення навчання.

1.7. Вплив кваліфікаційних параметрів на рівень ризику

Розрахунок інтегрального показника кваліфікації: $Q = \frac{\sum_{i=1}^M v_i k_i}{\sum_{i=1}^M v_i}$, де: v_i — ваговий коефіцієнт важливості компетенції k_i . $Q \in [0,1]$ — інтегральний показник кваліфікації судноводія.

Коригування рівня ризику. Рівень ризику R коригується з урахуванням кваліфікації судноводія: $R_{adjusted} = R \cdot (1 + \alpha(1 - Q))$, де R — базовий рівень ризику, визначений на основі навігаційних параметрів. $\alpha \geq 0$ — коефіцієнт впливу кваліфікації на ризик.

1.8. Врахування психофізіологічного стану.

Модель психофізіологічного стану.

Коефіцієнт психофізіологічного стану $S \in [0,1]$: $S = e^{-\beta F}$, де $F \geq 0$ — рівень стомленості або стресу, $\beta \geq 0$ — коефіцієнт впливу стомленості на стан.

Коригування кваліфікаційних параметрів. Ефективний кваліфікаційний параметр: $k_i^{eff} = k_i \cdot S$

Вплив на рівень ризику. Фінальний рівень ризику: $R_{final} = R_{adjusted} \cdot (1 + \gamma(1 - S))$, де $\gamma \geq 0$ — коефіцієнт впливу психофізіологічного стану на ризик.

1.9. Динаміка зміни кваліфікаційних параметрів.

Модель навчання та забування: $\frac{dk_i}{dt} = \mu_i U_i(t) - \lambda_i k_i(t)$, де $\frac{dk_i}{dt}$ — швидкість зміни кваліфікаційного параметра k_i , $\mu_i \geq 0$ — коефіцієнт навчання.

$U_i(t) \geq 0$ — інтенсивність навчання в момент часу t , $\lambda_i \geq 0$ — коефіцієнт забування.

Розв'язок рівняння (2.12):

$$U_i(t) = U_i; \quad k_i(t) = \left(k_i(0) - \frac{\mu_i U_i}{\lambda_i} \right) e^{-\lambda_i t} + \frac{\mu_i U_i}{\lambda_i}. \quad (2.12)$$

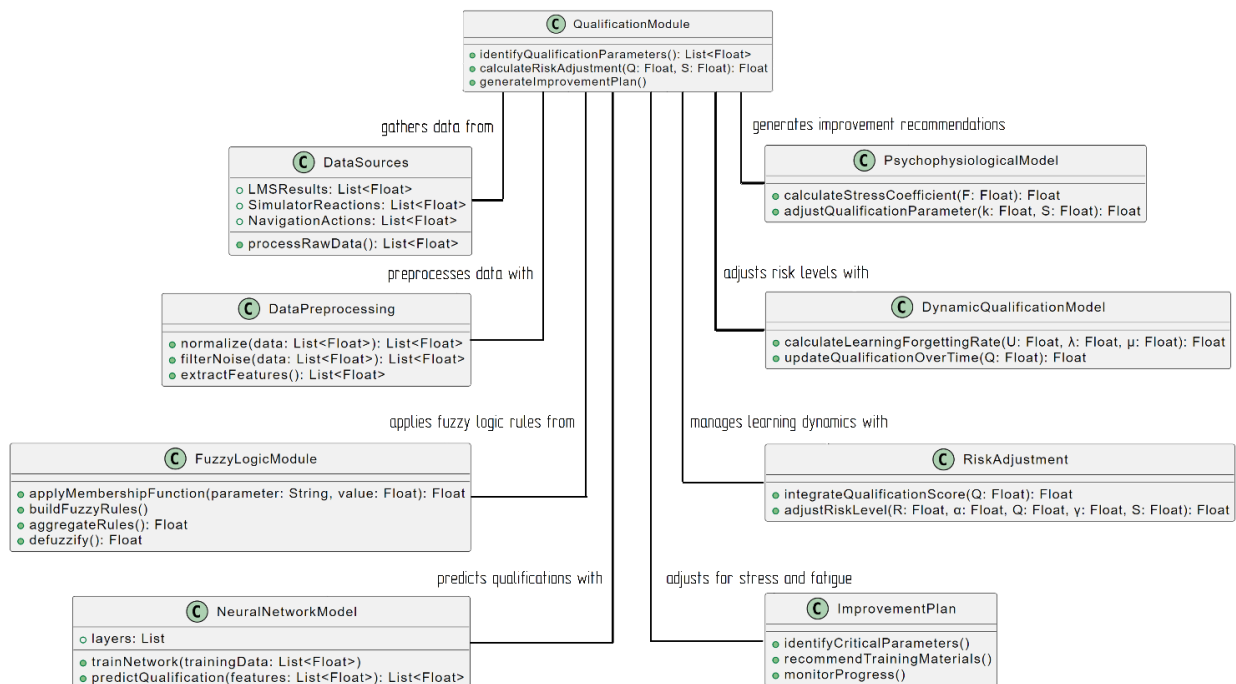


Рисунок 2.5 — Схема модулю ідентифікації кваліфікаційних параметрів судноводія

Отже розширена математична модель ідентифікації КП судноводія, поєднує в собі елементи нечіткої логіки та нейронних мереж.

Модель враховує: різноманітні джерела даних, включаючи результати тестів, тренувань, дій у реальних навігаційних ситуаціях; нелінійні взаємозв'язки між показниками та КП через використання нейронних мереж; нечіткі правила виводу для моделювання невизначеності; динаміку зміни кваліфікаційних параметрів з часом, враховуючи процеси навчання та

забування; вплив психофізіологічного стану на кваліфікацію та рівень ризику; можливість коригування рівня ризику на основі інтегрального показника кваліфікації судноводія.

2.2.4. Модуль ідентифікації інтуїтивних дій операторів-судноводіїв у критичних ситуаціях

У критичних навігаційних ситуаціях оператори-судноводії можуть покладатися на інтуїтивні дії, які, хоча іноді корисні, можуть призвести до помилок і підвищення навігаційного ризику. Для ефективного управління цими ризиками необхідно розробити модель, яка ідентифікує та аналізує інтуїтивні дії судноводіїв, узагальнюючи різні чинники та поєднуючи їх у загальні категорії [73].

1. Мета модуля (рис. 2.6): розробити узагальнену модель ідентифікації інтуїтивних дій операторів-судноводіїв у критичних ситуаціях; узагальнити та поєднати ознаки інтуїтивних дій у загальні категорії для спрощення аналізу; забезпечити можливість ідентифікації інтуїтивних дій в режимі реального часу для управління навігаційними ризиками.

2. Узагальнення критеріїв та поєднання в категорії.

Визначимо 15-ть початкових категорій інтуїтивних дій. Кожна категорія включає в себе відповідні критерії, прояви та фактори.

Категорія 1: Сприйняття та оцінка ситуації

Опис: інтуїтивне сприйняття та оцінка навігаційної ситуації без детального аналізу. Швидке усвідомлення змін, іноді без належного врахування всіх факторів.

Поєднані початкові категорії: категорія 1 — сприйняття та оцінка ситуації, категорія 11 — відображення часу, категорія 14 — вплив досвіду подій.

Критерії: занадто швидке прийняття рішення без детального аналізу. Спонтанне визначення часових рамок для виконання дій. Підсвідоме використання минулого досвіду в поточних нових рішеннях.

Фактори: $Z\alpha_{int}$ — інтуїтивне сприйняття ситуації; $Time_{int}$ — інтуїтивне відображення часу; $Echo_{int}$ — інтуїтивне «відлуння» подій.

Категорія 2: Прийняття рішень та вибір дій

Опис: інтуїтивне прийняття рішень у критичних ситуаціях. Вибір дій на основі «відчуття» правильності без об'єктивних обґрунтувань.

Поєднані початкові категорії: категорія 2 — динаміка інтуїції та вибір дій, категорія 6 — прийняття рішень у критичних ситуаціях, категорія 7 — пошук винагород та ефектів, категорія 8 — серендипність та інтуїція.

Критерії: раптове відчуття «правильності дій». Швидке рішення без довготривалого аналізу, інтуїтивне визначення найбільш безпечних дій, раптове знаходження рішень без явної причини.

Фактори: τ_{int} — інтуїтивний вибір; Ev_{int} — інтуїтивне реагування на події; $Rewards_{int}$, $Effects_{int}$ — інтуїтивне сприйняття винагород та наслідків; $Idea_{int}$ — інтуїтивне формування ідей.

Категорія 3: Когнітивні процеси та обробка інформації

Опис: інтуїтивне розуміння складної інформації та асоціативні зв'язки. Підсвідоме опрацювання навігаційних даних та образів.

Поєднані початкові категорії: категорія 3 — когнітивні процеси, категорія 12 — складні зображення та події та категорія 5 — комплексна модель поведінки.

Критерії: миттєве розуміння складної інформації. Інтуїтивне сприйняття зображень та навігаційних схем. Багатозадачність без свідомого фокусу.

Фактори: $Cog_{int}(P_a, P_b)$ — інтуїтивне розуміння послідовності дій; $ImageSchemas_{int}$ — інтуїтивне сприйняття зображень; $LAoT_{int}$ — інтуїтивні дії з інструментами та обладнанням.

Категорія 4: Адаптація до змін та управління ресурсами

Опис: інтуїтивна адаптація до нових умов без детального аналізу. Інтуїтивне управління ресурсами та часом.

Поєднані початкові категорії: категорія 4 — адаптація до змін, категорія 9 — пошук ресурсів та синтез часу та категорія 13 — цикли часу та ритми.

Критерії: швидка адаптація без аналізу. Ефективне використання ресурсів та часу без планування. Синхронізація роботи з циклами доби інтуїтивно.

Фактори: $\Xi_{\text{int}} \setminus X_i$ — інтуїтивна адаптація; *Resource-Search*_{int}, *Time-Synthesis*_{int} — інтуїтивне управління ресурсами та часом; *Rhythms*_{int} — інтуїтивне узгодження ритмів.

Категорія 5: Вплив зовнішніх факторів та особливостей навігаційної зони

Опис: інтуїтивне сприйняття глобальних та місцевих умов, що впливають на навігацію. Підсвідоме врахування особливостей навігаційної зони.

Поєднані початкові категорії: категорія 10 — світові події та категорія 15 — особливості навігаційної зони.

Критерії: адаптація до глобальних навігаційних практик інтуїтивно. Глибоке, неусвідомлене сприйняття місцевості.

Фактори: *WorldEv*_{int} — інтуїтивне сприйняття світових подій; *Ag*_{int} — інтуїтивне відчуття місця.

Узагальнення та поєднання критеріїв у п'ять основних категорій дозволяє більш ефективно аналізувати інтуїтивні дії операторів-судноводіїв та спрощує процес ідентифікації таких дій в режимі реального часу.

3. Застосування узагальненої моделі.

Ідентифікація інтуїтивних дій: використовуючи узагальнені категорії, можна швидше та точніше виявляти інтуїтивні дії судноводіїв.

Оцінка ризиків: кожна категорія пов'язана з певними ризиками, що дозволяє оцінювати потенційний вплив інтуїтивних дій на навігаційну безпеку.

Розробка стратегій управління: розуміння загальних категорій допомагає розробляти ефективні стратегії для мінімізації негативних наслідків інтуїтивних дій.

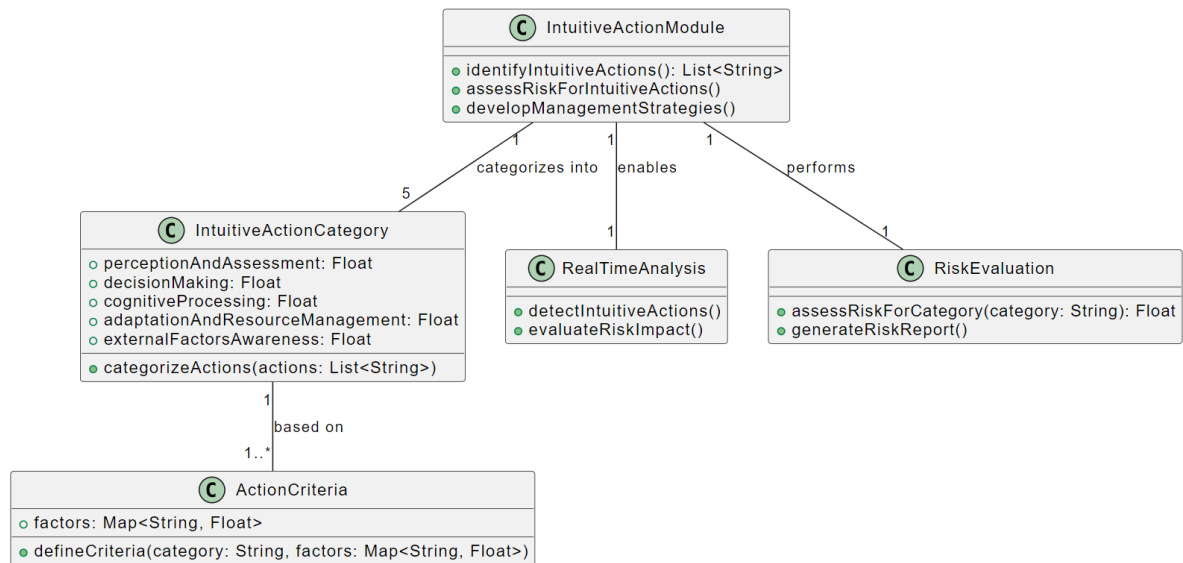


Рисунок 2.6 — Схема модулю ідентифікації інтуїтивних дій операторів-судноводіїв

2.2.5. Модуль обробки навігаційних даних та геолокацій

Обробка навігаційних даних та геолокацій є критично важливою для забезпечення безпеки та ефективності руху суден. Складність навігаційних операцій вимагає впровадження автоматизованих систем підтримки прийняття рішень (СППР), які враховують фактори невизначеності та неповноти даних.

Метою модуля є розробка методу інтеграції автоматизованих засобів підтримки прийняття рішень для судноводія з урахуванням факторів невизначеності в повноті навігаційних даних (рис. 2.7).

Завдання модуля: Розробити автоматизовані інструменти для збору та обробки навігаційних даних з ECDIS. Забезпечити аналіз та порівняння текстових даних і геолокацій. Створити механізми візуалізації географічних даних на інтерактивних картах. Розробити систему підтримки прийняття рішень для судноводія на основі отриманих даних.

1. Структура модуля.

Модуль складається з чотирьох основних компонентів (рис. 2.6):

1.1. компонент автоматизованої обробки зображень та розпізнавання тексту (OCR)

Функції: захоплення скріншотів дисплея ECDIS в реальному часі [122]. Попередня обробка зображень для покращення якості розпізнавання. Розпізнавання текстової інформації з використанням OCR технологій. Збереження отриманих даних для подальшого аналізу.

Особливості: використання бібліотеки Tesseract для високоточного розпізнавання тексту. Виділення областей інтересу (ROI) на зображенні для фокусування на ключових даних. Автоматизація процесу збору даних без втручання оператора.

1.2. Компонент аналізу та порівняння текстових даних і геолокацій.

Функції: завантаження та структурування даних з файлів. Порівняння текстової інформації між різними скріншотами ECDIS. Обчислення схожості текстових даних з використанням алгоритмів порівняння. Аналіз геолокацій шляхом обчислення відстаней між координатами.

Особливості: використання формули Гаверсина для точного обчислення відстаней між точками на земній поверхні. Перетворення координат з DMS у десятковий формат для уніфікації даних. Можливість визначення рівня схожості як у текстових даних, так і в геолокаціях.

1.3. Компонент візуалізації географічних даних на карті.

Функції: створення інтерактивних карт з відображенням маршруту судна. Додавання маркерів для конкретних геолокацій та зон небезпеки. Візуалізація відхилень від запланованого маршруту. Збереження карт у веб-форматі для зручного доступу.

Особливості: використання бібліотеки Folium для інтерактивної візуалізації на основі даних Leaflet.js. Можливість додавання концентричних кіл для позначення зон безпеки або ризику. Автоматичне оновлення карти при надходженні нових даних.

1.4. Компонент підтримки прийняття рішень для судноводія.

Функції: порівняння поточних навігаційних даних з еталонними шаблонами. Визначення ступеня відповідності та виявлення можливих ризиків. Надання рекомендацій на основі експертного словника дій. Інтеграція з іншими модулями для комплексного аналізу ситуації.

Особливості: використання алгоритмів машинного навчання для покращення точності рекомендацій. Можливість адаптації системи під специфічні маршрути та умови плавання. Зручний інтерфейс для відображення рекомендацій та попереджень судноводію.

2. Інтеграція компонентів в систему підтримки прийняття рішень.

Зв'язок між компонентами: дані, отримані з компоненту OCR, передаються до компоненти аналізу та порівняння.

Результати аналізу використовуються як в компоненті візуалізації, так і в компоненті підтримки прийняття рішень.

Компонент підтримки прийняття рішень генерує рекомендації, які можуть бути відображені на інтерактивній карті.

Переваги інтеграції: забезпечує цілісність та узгодженість даних у системі. Підвищує швидкість обробки та аналізу інформації. Покращує якість прийняття рішень завдяки комплексному підходу.

3. Результати та переваги використання модуля.

Покращення навігаційної безпеки: своєчасне виявлення потенційних ризиків та небезпечних ситуацій. Зменшення ймовірності людських помилок за рахунок автоматизації процесів.

Економічна ефективність: оптимізація маршруту призводить до скорочення часу плавання. Зниження витрат на паливо та експлуатацію судна.

Підвищення ситуаційної обізнаності: інтерактивна візуалізація допомагає судноводію краще розуміти навігаційну ситуацію. Надання релевантних рекомендацій сприяє прийняттю обґрунтованих рішень.

Розроблений модуль обробки навігаційних даних та геолокацій є важливим елементом системи підтримки прийняття рішень для судноводія. Його впровадження сприяє підвищенню безпеки та ефективності

судноплавства, забезпечуючи: автоматизацію збору та аналізу навігаційних даних; інтеграцію сучасних технологій для покращення процесу прийняття рішень; можливість адаптації системи до різних умов та вимог судноводіїв.

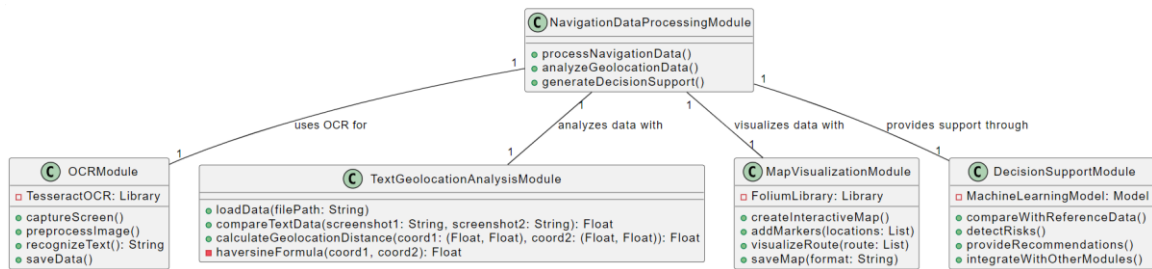


Рисунок 2.7 — Схема модулю обробки навігаційних даних та геолокацій

2.2.6. Модуль прогнозування траєкторій суден та оцінки ризиків

У попередніх модулях було розроблено основу системи підтримки прийняття рішень для судноводія, включаючи обробку навігаційних даних, аналіз геолокацій та візуалізацію інформації. Наступним логічним кроком є інтеграція модуля прогнозування траєкторій суден та оцінки ризиків, який дозволить передбачати можливі сценарії розвитку навігаційної ситуації та вчасно виявляти потенційні загрози.

Мета модуля (рис. 2.8): Інтеграція прогнозування траєкторій у загальну структуру СППР для підвищення безпеки навігації. Оцінка ризиків та виявлення небезпечних ситуацій, враховуючи фактори невизначеності та людського фактора. Надання судноводію релевантних рекомендацій для прийняття оптимальних рішень в режимі реального часу.

1. Взаємозв'язок з попередніми модулями.

Модуль прогнозування тісно пов'язаний з іншими компонентами СППР:

Дані з модуля обробки навігаційних даних використовуються для формування вхідних параметрів моделі прогнозування. Результати аналізу та кластеризації з попередніх модулів слугують основою для визначення початкових умов та параметрів прогнозу. Візуалізація географічної інформації з модулю забезпечує наочне представлення прогнозованих траєкторій та зон

ризиків. Модуль підтримки прийняття рішень використовує результати прогнозування для надання рекомендацій судноводію.

2. Структура модуля (рис. 2.7).

Модуль складається з наступних компонентів:

2.1. збір та підготовка даних: Агрегація навігаційних даних з різних джерел (ECDIS, GPS). Попередня обробка: фільтрація, нормалізація та очищення даних для підвищення якості прогнозування.

2.2. Моделювання та прогнозування траєкторій.

Використання алгоритмів машинного навчання, зокрема багатошарових нейронних мереж (MLP), для прогнозування майбутнього положення суден. Адаптація моделей до специфічних умов плавання та характеристик судна.

2.3. Оцінка ризиків.

Аналіз прогнозованих траєкторій на предмет можливих зіткнень або наближення до небезпечних зон. Врахування факторів невизначеності та людського фактора при оцінці ризиків. Класифікація ризиків за рівнем критичності для пріоритизації дій.

2.4. Інтеграція з СППР.

Передача результатів прогнозування та оцінки ризиків до модуля підтримки прийняття рішень. Генерація рекомендацій для судноводія на основі аналізу даних. Візуалізація рекомендацій та ризиків на інтерактивних картах.

3. Переваги та очікувані результати.

Покращення безпеки судноплавства через вчасне виявлення потенційних небезпек. Підвищення ефективності прийняття рішень завдяки наданню актуальних та точних рекомендацій. Зниження навантаження на судноводія за рахунок автоматизації аналізу складних навігаційних ситуацій. Оптимізація маршрутів з урахуванням прогнозованих умов та можливих ризиків.

Модуль прогнозування траєкторій суден та оцінки ризиків є критичним компонентом СППР, який забезпечує: Цілісний підхід до аналізу навігаційної

ситуації та підтримки судноводія. Інтеграцію з іншими модулями для обміну даними та узгодженості результатів. Гнучкість та адаптивність до різних умов плавання та навігаційних викликів.

Розробка модуля прогнозування траєкторій суден та оцінки ризиків, з урахуванням попередніх шести модулів, дозволяє створити комплексну та ефективну систему підтримки прийняття рішень для судноводія. Це сприяє підвищенню безпеки та ефективності морського судноплавства, зменшуючи ризики та оптимізуючи процес навігації.

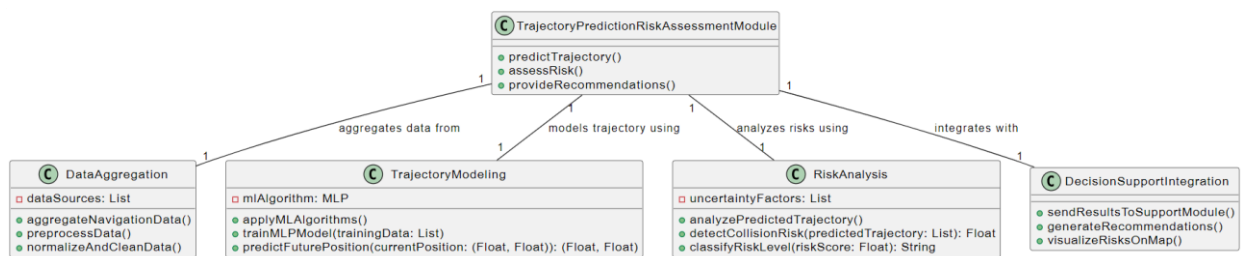


Рисунок 2.8 — Схема модулю прогнозування траєкторій суден та оцінки їх ризиків

У ході проведеного дослідження було розроблено комплексну кваліфікаційну модель судноводія для автоматизованого керування судном, яка враховує технічні, когнітивні та поведінкові аспекти професійної діяльності. Модель спрямована на підвищення ефективності прийняття рішень у реальному часі та забезпечення безпечної навігації в умовах змінного середовища.

Загалом, проведене дослідження дозволило створити комплексну кваліфікаційну модель судноводія, яка може бути інтегрована з існуючими навігаційними системами, такими як ECDIS та інших навігаційних.

Можливості застосування моделі полягають у:

- *підвищенні безпеки судноплавства.* Модель дозволяє вчасно виявляти потенційні ризики та надавати рекомендації для їх мінімізації, що сприяє зниженню кількості навігаційних інцидентів.

- *інтеграції із існуючими навігаційними системами*. Модель може бути впроваджена в сучасні навігаційні комплекси, що забезпечує її практичну реалізацію без значних змін в інфраструктурі суден.

2.3. Створення схеми обробки даних для розробки методу ідентифікації та відновлення кваліфікаційних параметрів судноводія

Враховуючі результати вищезазначеного аналізу, пропонується комплексний підхід, що складається з 16-ти етапів, починаючи із групи збору та аналізу даних. Розроблена схема розкриває послідовність дій, спрямованих на ефективне відновлення кваліфікаційних параметрів судноводієм в режимі реального часу під час керування рухом судна (рис. 2.9–2.12).

Збір та аналіз даних

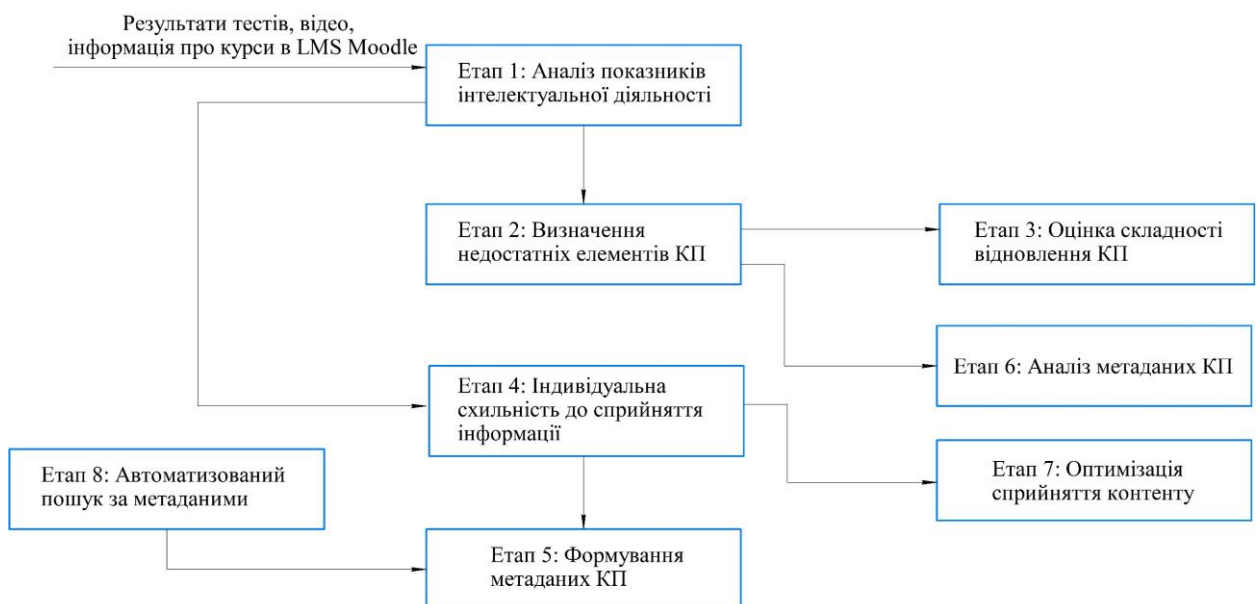


Рисунок 2.9 — Операціоналізація групи збору та аналізу даних

Процес аналізу даних складається з декількох етапів, починаючи з аналізу показників інтелектуальної діяльності, що включає оцінку результатів тестів та інформації курсів у системі LMS Moodle.

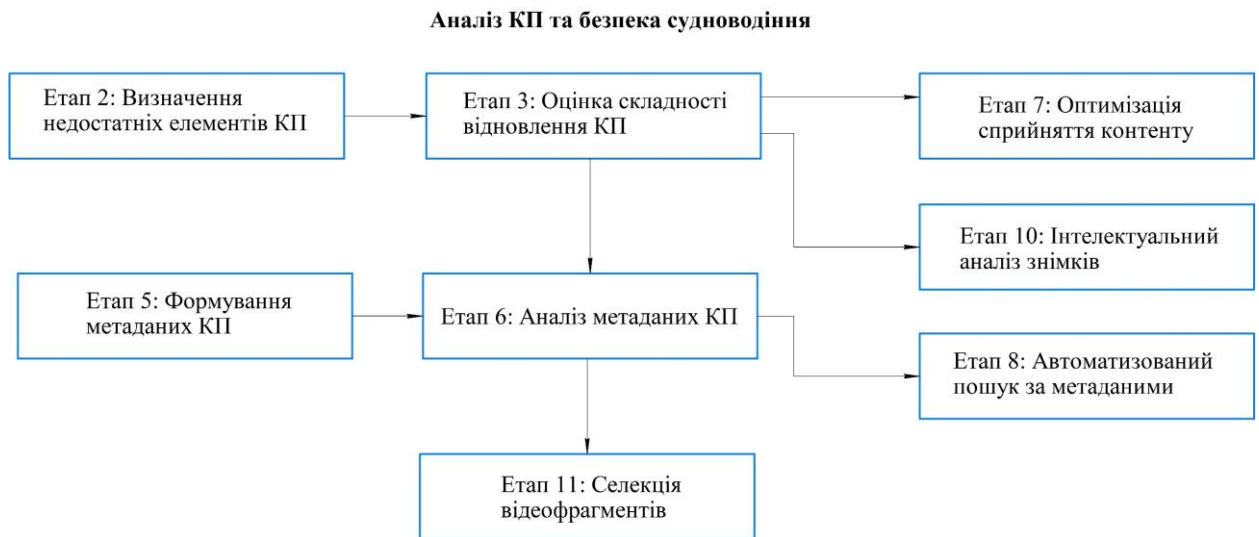


Рисунок 2.10 — Операціоналізація групи аналізу та безпеки судноводіння

На наступних етапах визначаються недостатні елементи кваліфікаційних параметрів (КП), аналізується індивідуальна схильність до сприйняття інформації, та формуються метадані для кращого розуміння та оптимізації когнітивних процесів. Вихідні дані кожного етапу використовуються для покращення наступних етапів, забезпечуючи глибокий зв'язок та інтеграцію між процесами.

Далі, починаючи з оцінки складності відновлення КП, дані про недостатні КП з попереднього етапу аналізуються для визначення їх складності. На наступному етапі метадані КП формуються та аналізуються, щоб підготувати інформацію для автоматизованого пошуку та селекції відеодокументів. Результати цих аналізів використовуються для оптимізації сприйняття контенту та інтелектуального аналізу знімків, що, у свою чергу, сприяє підвищенню безпеки судноводіння.

Наступною складовою є оптимізація сприйняття контенту на основі прогнозів реакцій та оцінки складності КП, автоматизований пошук за метаданими для відбору відповідних даних, та аналіз відеозаписів для визначення ефективних підходів до навчання та відновлення.

Планування та оптимізація відновлення КП

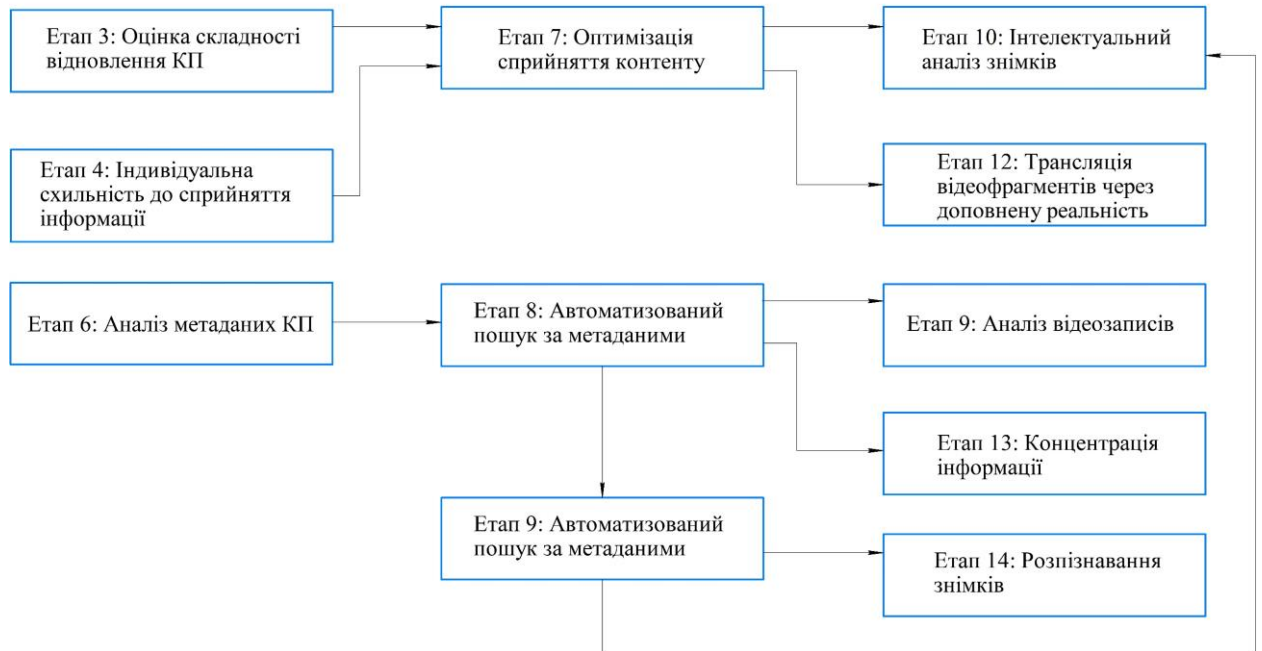


Рисунок 2.11 — Операціоналізація групи планування та оптимізації відновлення кваліфікаційних параметрів

Результати цих аналізів слугують основою для інтелектуального аналізу знімків та подальшої концентрації інформації, що дозволяє розробити ефективні стратегії для покращення когнітивних функцій.

У свою чергу, процес оптимізації сприйняття контенту та відновлення когнітивного потенціалу розгортається через кілька взаємопов'язаних етапів. Починаючи з інтелектуального аналізу знімків, що використовує дані про складність КП і відеозаписи, далі відбувається селекція відеофрагментів для подальшої трансляції через доповнену реальність.

Оперативні етапи

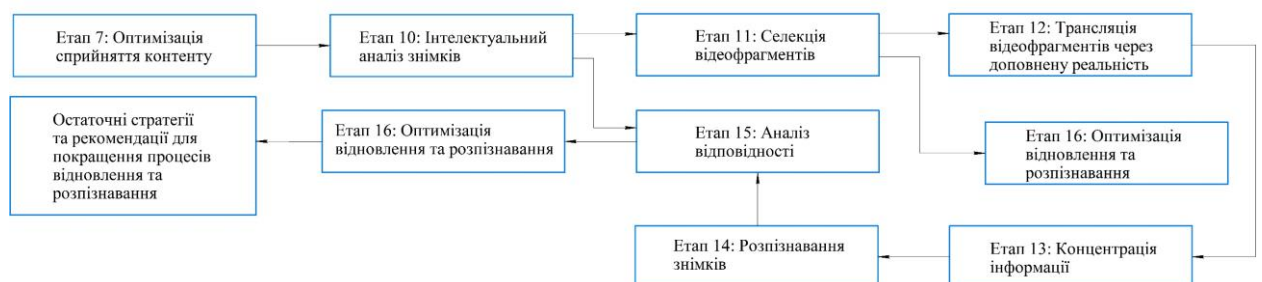


Рисунок 2.12 — Операціоналізація групи оперативних етапів моделі

Концентрація інформації веде до розпізнавання знімків і аналізу їх відповідності до навігаційних даних. Останній етап включає оптимізацію відновлення та розпізнавання на основі всіх аналізованих даних, що призводить до формування остаточних стратегій та рекомендацій для покращення цих процесів.

Відповідно до схеми обробки даних методу ідентифікації та відновлення кваліфікаційних параметрів судноводія, опишімо формальну структуру етапів методу.

Етап 1: Аналіз показників інтелектуальної діяльності. Аналізуються результати проходження тестів, завдань, факти перегляду відео тощо

Інформаційні ресурси: база даних LMS Moodle (Modular Object-Oriented Dynamic Learning Environment).

Курси (mdl_course): містить інформацію про кожен курс, створений у системі, включаючи назву курсу, короткий опис, дату початку та закінчення.

Модулі курсу (mdl_course_modules): містить інформацію про різні модулі або ресурси всередині кожного курсу, такі як тести, завдання, відео та форуми.

Завдання (mdl_assign): відомості про завдання, створені у рамках курсу.

Тести (mdl_quiz): містить інформацію про тести в курсі, включаючи питання та налаштування тесту.

Питання тесту (mdl_question): відомості про питання, пов'язані з тестами.

Результати тестів (mdl_quiz_attempts): містить дані про спроби проходження тесту користувачами, включаючи дату та час спроби, кількість набраних балів тощо.

Етап 2: Визначення недостатніх елементів КП

2. 1. Збір даних і аналіз КП: збір даних про недостатні кваліфікаційні параметри судноводіїв. Аналіз існуючих даних для ідентифікації потенційно

відсутніх або слабких КП.

2. 2. Кореляційний аналіз для визначення зв'язку між КП (кореляція Пірсона) (2.13):

$$r = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2 \sum (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (2.13)$$

де r — коефіцієнт кореляції Пірсона, x_i — значення i -го елемента змінної, \bar{x} — середнє значення всіх елементів змінної x , y_i — значення i -го елемента змінної y , \bar{y} — середнє значення всіх елементів змінної y .

Використовується для виявлення зв'язків між різними КП, щоб зрозуміти, які КП впливають на безпеку плавання і які потребують удосконалення.

2. 3. Машинне навчання для кластеризації КП.

Метод k -середніх для групування КП (2.14):

$$S_i^{(t)} = \left\{ x_p : \|x_p - \mu_i^{(t)}\| \leq \|x_p - \mu_j^{(t)}\| \forall j, 1 \leq j \leq k \right\}, \quad (2.14)$$

де $S_i^{(t)}$ — i -й кластер на t -й ітерації, x_p — p -й об'єкт даних, який потрібно класифікувати до кластера, $\mu_i^{(t)}$ — центроїд i -го кластера на t -й ітерації, $\|x_p - \mu_i^{(t)}\|$ — відстань від p -го об'єкта даних до центроїда i -го кластера, $\|x_p - \mu_j^{(t)}\|$ — відстань від p -го об'єкта даних до центроїда j -го кластера, k — загальна кількість кластерів.

Використовується для ідентифікації груп КП (як околиці точки маршруту), що можуть мати схожі недостатні елементи, та виявлення відсутності в межах цих груп.

2. 4. Теорія графів для ранжування КП.

Матриця суміжності для зв'язків між КП (2.15), (2.16):

$$A_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{якщо } КП_i \text{ залежить від } КП_j \\ 0 & \text{інакше} \end{cases}, \quad (2.15)$$

де 1 – існує зв'язок (залежність) між вузлами i та j ;

$$\deg(v) = \sum_{u \in G} A_{uv}, \quad (2.16)$$

де $\deg(v)$ – ступінь вузла, $\sum_{u \in G} A_{uv}$ – обчислюється для всіх вузлів u , які належать до графу G .

Використовується для визначення важливості кожного КП у контексті загальної безпеки плавання, особливо в конкретних локаціях.

2. 5. Динамічне моделювання для оптимізації навчання.

Рекурсивна формула Беллмана для розробки оптимальних стратегій відновлення КП (2.17):

$$V(i, j) = \max_{a \in A} \left\{ R(i, a) + \gamma \sum_{j \in S} P_{ij}(a) V(j) \right\}, \quad (2.17)$$

де $V(i, j)$ — функція цінності, яка визначає оптимальну цінність для стану i та дії j , A — множина можливих дій; $R(i, a)$ — функція винагороди, яка визначає винагороду за виконання дії a в стані i , $P_{ij}(a)$ — ймовірність переходу з стану i в стан j після виконання дії a , $V(j)$ — цінність стану j , яка вже була визначена, S — множина можливих станів.

Використовується для розробки планів навчання або тренувань, що враховують індивідуальні недостатні КП та їх ранги в різних локаціях.

Етап 3: Оцінка складності відновлення КП

3. 1. Комбінаторний аналіз для структурної складності КП.

Мета: оцінити можливу кількість станів або конфігурацій, які може приймати кожен КП, враховуючі індивідуальні особливості судноводія.

Комбінаторне число для розрахунку варіацій КП (2.18):

$$C(n, k) = \frac{n!}{k!(n-k)!}, \quad (2.18)$$

де $C(n, k)$ — кількість комбінацій k елементів з n .

Застосування: визначення кількості різних способів, якими КП може бути відновлений або поліпшений, виходячи з його поточного стану.

3. 2. Топологічний аналіз для визначення залежності між КП.

Мета: встановити структуру залежності між КП та визначити ключові КП.

Метод: використання топологічних графів та центральності вузлів.

Формула центральності вузлів (2.19):

$$C(v) = \frac{\sum_{s \neq v \neq t \in V} \sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}}, \quad (2.19)$$

де $C(v)$ — центральність вузла v , σ_{st} — загальна кількість найкоротших шляхів від вузла s до t ;

$\sigma_{st}(v)$ — кількість цих шляхів, що проходять через v .

Застосування: ідентифікація КП, які мають найбільший вплив на загальну безпеку.

3. 3. Системна динаміка для оцінки впливу КП на безпеку.

Проблема: моделювання динаміки розвитку навичок навігації відповідно до змін у інших КП.

Застосування системної динаміки: використання диференціальних рівнянь для опису динаміки змін у КП.

Припустимо, навички навігації (N) залежать від часу (t) та впливу інших КП (P). Модель динаміки (2.20):

$$\frac{dN}{dt} = f(N, P, t). \quad (2.20)$$

Якщо з часом зростає вплив інших КП, наприклад, через додаткове навчання, це може позитивно вплинути на розвиток навичок навігації.

Етап 4: Індивідуальна схильність до сприйняття інформації

4. 1. Лінійна регресія для прогнозування реакцій (2.21):

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon, \quad (2.21)$$

де Y — залежна змінна, яку ми намагаємося прогнозувати, β_0 — коефіцієнт перехоплення, він представляє значення Y , коли всі незалежні змінні дорівнюють 0, $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ — коефіцієнти при незалежних змінних, які показують середнє змінення в залежній змінній Y з одиницею змінної X_i , X_1, X_2, \dots, X_n — незалежні змінні, які використовуються для прогнозування Y , ε — термін помилки, який представляє випадкове відхилення Y від лінії регресії.

Ця формула використовується для прогнозування, як судноводій реагуватиме на різні види інформації. Кожен коефіцієнт β представляє вагу, яку має кожен тип інформації (наприклад, візуальна або звукова) у визначенні загальної реакції.

4. 2. Аналіз основних компонент PCA, (Principal Component Analysis) (2.22):

$$PCA(X) = W^T X, \quad (2.22)$$

де $PCA(X)$ — результат застосування методу головних компонент до набору даних, W^T — транспонована матриця W (W — матриця вагових коефіцієнтів, де кожен стовпець є вектором однієї з головних компонент, X — вихідний набір даних).

РСА використовується для зменшення розмірності дата-сету, зберігаючи при цьому найбільш важливу інформацію. У контексті даного дослідження, це дозволить визначити, які комбінації інформаційних сигналів є найважливішими для судноводія.

4. 3. Ентропія Шеннона для оцінки інформаційної цінності (2.23):

$$H(X) = -\sum_{i=1}^n p(x_i) \log p(x_i), \quad (2.23)$$

де $H(X)$ — ентропія набору даних, n — кількість можливих станів або подій, $p(x_i)$ — ймовірність i -ї події чи стану x_i в наборі даних, $\log p(x_i)$ — логарифм ймовірності i -ї події.

Ентропія Шеннона вимірює кількість інформації в наборі даних.

З'являється можливість оцінити, які види інформації є найбільш «інформативними» або «непередбачуваними» для судноводія, що може допомогти в оптимізації інформаційних каналів.

4. 4. Марківські ланцюги для передбачення поведінки (2.24):

$$P(X_{n+1} = x | X_n = x_n, X_{n-1} = x_{n-1}, \dots, X_0 = x_0) = P(X_{n+1} = x | X_n = x_n), \quad (2.24)$$

де P — ймовірність, X_{n+1} — наступний стан системи, x — конкретне значення наступного стану системи, для якого розраховується ймовірність, $X_n = x_n$ — поточний стан системи, $X_{n-1} = x_{n-1}, \dots, X_0 = x_0$ — попередні стани системи від найновішого до стартового стану.

Марківські ланцюги можуть бути використані для моделювання того, як судноводій переходить від одного стану реакції на інший відповідно до отриманої інформації [74]. Це дозволяє оцінити, як судноводій реагуватиме на послідовність інформаційних факторів.

Етап 5: Формування метаданих КП

5. 1. Онтологічне моделювання для класифікації КП (2.25):

$$\forall x (KP(x) \rightarrow \exists y (Час(y) \wedge Залежність(x, y))). \quad (2.25)$$

Ця формула використовується для моделювання відносин між КП і термінальними характеристиками маршруту. Визначається, що для кожного КП існує відповідний часовий параметр, від якого він залежить [123]. Це дозволить організувати метадані КП з урахуванням часу до маршрутної точки.

5. 2. Аналіз часових рядів для прогнозування змін КП (2.26) [124]:

$$\left(1 - \sum_{i=1}^p \phi_i L^i (1-L)^d Y_t = \left(1 + \sum_{i=1}^q \theta_i L^i \right) \varepsilon_t \right), \quad (2.26)$$

де Y_t — значення часового ряду в час t , p — порядок компоненти авторегресії моделі, Φ_i — коефіцієнти авторегресії, L — оператор зсуву часових рядів (Lag operator), q — порядок компоненти ковзаючої середньої моделі, θ_i — коефіцієнти ковзаючої середньої, ε_t — термін помилки (або інновації) в час t .

Модель ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) дозволяє аналізувати часові ряди КП для виявлення тенденцій та передбачення майбутніх змін. Дозволяє прогнозувати, як часові обмеження до маршрутної точки впливають на потребу відновлення певних КП.

5. 3. Когнітивне моделювання (2.27):

$$S_i = f\left(\sum_{j=1}^n w_{ij} X_j\right), \quad (2.27)$$

де S_i – вихідний сигнал або реакція i -го елемента системи;

$f(\cdot)$ — функція активації, яка може перетворювати вхідний сигнал у вихідний стан;

$\sum_{j=1}^n$ — сигма-нотація, яка вказує на сумування вкладу всіх вхідних сигналів;

w_{ij} – ваговий коефіцієнт, що визначає вплив j -го вхідного сигналу на i -й елемент;

X_j – вхідний сигнал або стан j -го елемента.

Когнітивна мережа з ваговими коефіцієнтами може бути використана для моделювання взаємодії між різними КП та визначення їх впливу на загальну здатність оператора ефективно виконувати свої обов'язки [125]. Це дозволяє адаптувати тренувальні програми, враховуючи індивідуальні особливості кожного оператора.

5. 4. Оптимізаційні алгоритми для планування маршруту (2.28):

$$D(v) = \min(D(u) + l(u, v)), \quad (2.28)$$

$D(v)$ – відстань від початкового вузла до вузла v , $D(u)$ — відстань від початкового вузла до вузла u , $l(u, v)$ – довжина ребра між вузлами u і v .

Алгоритм Дейкстри може бути використаний для оптимізації маршрутного планування, враховуючи часові обмеження та потребу відновлення різних КП. Це допомагає визначити найбільш ефективний маршрут, враховуючи всі чинники, що впливають на виконання завдань

оператором.

Етап 6: Аналіз метаданих КП

Генеруються структури, що найбільш ємно об'єднують недостатні елементи КП відносно маршрутної точки (МТ). У випадку точок які мають повторення елементів КП, передбачено розподіл контенту для відновлення таким чином, щоб найбільш ефективно відновити КП по кожній з МТ.

6. 1. Ієрархічний кластерний аналіз для об'єднання КП.

Мета: генерація структур, що об'єднують недостатні елементи КП відносно МТ у вигляді метричного простору (2.29) :

$$d(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}, \quad (2.29)$$

де $d(X, Y)$ — відстань між кластерами X та Y , x_i, y_i — елементи кластерів.

Ця формула використовується для визначення «відстані» між різними КП. Кластери з найменшою відстанню об'єднуються, створюючи групи КП, які потребують відновлення в певній маршрутній точці.

6. 2. Мережа Байєса для оптимізації розподілу контенту.

Мета: оптимізація відновлення КП, враховуючи ряд очікуваних МТ (2.30):

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}, \quad (2.30)$$

де $P(A|B)$ — умовна ймовірність події A за умови B , $P(B|A)$ — умовна ймовірність B за умови A , $P(A)$, $P(B)$ – ймовірності подій A та B відповідно.

Ця формула допомагає визначити ймовірність того, що певний КП потрібно відновити, враховуючи інформацію про маршрутну точку та інші пов'язані КП.

6. 3. Мінімізація часу, необхідного для відновлення КП.

6. 3. 1. Цільова функція: $\min Z = \sum_{i=1}^n w_i t_i$,

де w_i — ваговий коефіцієнт для i -того КП, що відображає його пріоритетність чи важливість;

t_i — час, необхідний для відновлення i -того КП.

6. 3. 2. Обмеження ресурсів (2.31):

$$\sum_{i=1}^n r_{ij} \cdot x_{ij} \leq R_j, \forall j \in J, \quad (2.31)$$

r_{ij} — час використання j -го ресурсу для i -того КП;

x_{ij} — бінарна змінна, яка вказує на використання j -го ресурсу для i -того КП;

R — загальна кількість доступних годин j -го ресурсу.

6. 3. 3. Часові обмеження та залежності (2.32):

$$t_i \geq t_{i-1} + d_{i-1}, \forall i \in \{2, \dots, n\}, \quad (2.32)$$

де d_{i-1} — тривалість завдання, що безпосередньо передує i -тому КП.

6. 3. 4. Нечіткі елементи.

Для врахування невизначеності можна використати ймовірнісні розподіли або нечіткі змінні. Наприклад, якщо t_i має нормальний розподіл (2.33):

$$t_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2), \quad (2.33)$$

де μ_i — середній час відновлення для i -того КП;

σ_i^2 — дисперсія часу відновлення.

6. 3. 5. Множинний критерій оптимізації.

Якщо є додаткові цілі, такі як мінімізація вартості, можна використати підхід Парето-оптимальності (2.34):

$$\min Y = \sum_{i=1}^n c_i t_i, \quad (2.34)$$

де c_i — вартість відновлення i -того КП.

6. 3. 6. Бінарні змінні:

$$x_{ij} \in \{0,1\}, \forall i \in I, \forall j \in J,$$

де $x_{ij}=1$ якщо j -й ресурс використовується для i -того КП, інакше 0.

Цей підхід зосереджений на мінімізації загального часу, який потрібен для відновлення усіх необхідних КП до кожної з маршрутних точок, з урахуванням повторення елементів та необхідності їх ефективного розподілу.

Етап 7: Оптимізація сприйняття контенту

7. 1. Теорія графів для аналізу взаємозв'язків.

Мета: визначення оптимальних зв'язків між метаданими КП, враховуючи різні параметри. Центральність за посередництвом (Betweenness Centrality) (2.35):

$$C_B(v) = \sum_{s \neq v \neq t} \frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}}, \quad (2.35)$$

де $C_B(v)$ — центральність вузла v , σ_{st} — загальна кількість найкоротших шляхів від вузла s до t , $\sigma_{st}(v)$ — кількість цих шляхів, що проходять через v .

7. 2. Лінійне програмування для оптимізації сприйняття контенту

Мета: мінімізація загального часу сприйняття контенту, враховуючи фізіологічні та когнітивні обмеження (2.36):

$$\min Z = \sum_{i=1}^n c_i x_i, \sum_{i=1}^n a_{ij} x_i \leq b_j, \forall j, \quad (2.36)$$

де Z — цільова функція, c_i — вартість використання i -го ресурсу, x_i — кількість використання i -го ресурсу, a_{ij} — коефіцієнт, що визначає вплив i -го ресурсу на j -те обмеження, b_j — межа j -того обмеження.

7. 3. Нейронні мережі для моделювання перцептивних здібностей.

Розширення формули нейронної мережі:

Нехай x включає не лише вхідні дані, а й параметри, такі як стан втоми (f), рівень уваги (a), і наявне навантаження на увагу (l). Тоді розширена формула нейронної мережі може бути виражена так (2.37):

$$y = f(W \cdot (x \oplus f \oplus a \oplus l) + b), \quad (2.37)$$

де \oplus означає конкатенацію векторів.

7. 4. Моделювання втоми та уваги.

Для відображення динаміки втоми і уваги можуть бути використані диференціальні рівняння (2.38):

$$\frac{df}{dt} = -\alpha f + \beta, \quad \frac{da}{dt} = -\gamma a + \delta, \quad (2.38)$$

де $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ є параметрами, які описують швидкість зниження втоми та уваги та їх відновлення відповідно.

7. 5. Інтеграція часових рядів.

Часові ряди можуть бути інтегровані в модель для врахування історії сприйняття інформації судноводієм. Використання RNN (Recurrent Neural Network — рекурентна нейронна мережа) або LSTM (Long Short-Term Memory — довготривала-короткочасна пам'ять) для оброблення послідовності вхідних даних (2.39):

$$h_t = \text{LSTM}(x_t, h_{t-1}), \quad y_t = \text{softmax}(W_y h_t + b_y), \quad (2.39)$$

де h_t — прихований стан на часовому кроці t , x_t — вхідні дані на часовому кроці t , W_y, b_y — параметри, які потрібно навчити.

7. 6. Функції активації.

Залежно від типу завдання, можуть бути використані різноманітні функції активації для різних шарів мережі, наприклад ReLU (Rectified Linear Unit — виправлений лінійний елемент) або сигмоїда для завдань класифікації.

Етап 8: Автоматизований пошук за метаданими

8. 1. Нечітка логіка для визначення пріоритетів.

Мета: Врахування пріоритетів та відсотків відповідності навігаційних ситуацій (2.40):

$$Z = \frac{\sum_{i=1}^n w_i x_i}{\sum_{i=1}^n w_i}, \quad (2.40)$$

де Z — вихідний параметр нечіткої логіки, x_i — вхідні параметри (наприклад, ступінь відповідності ситуації), w_i — ваги, що відповідають пріоритетам.

8. 2. Оптимізація пошуку в базах даних.

Мета: поліпшення ефективності та точності пошуку даних, враховуючи складні критерії відповідності.

Використання алгоритму бінарного пошуку:

while $l \leq r$: $m = \lceil (l+r)/2 \rceil$ if array[m] < target: $l = m+1$ elseif array[m],

де l і r — ліва і права межі пошуку в масиві, m — середина діапазону, array[m] — елемент на позиції m , target — шукане значення:

target: $l = m+1$ elseif array[m] > target: $r = m-1$ else: return m ,

де array[m] — елемент на позиції.

8. 3. Візуалізація даних для аналізу.

Мета: надання інтуїтивно зрозумілої візуалізації для аналізу великих наборів даних.

Використання мережевих графіків (2.41):

draw(V, E): for each $v \in V$: drawVertex(v) for each $(u, v) \in E$: drawEdge(u, v), (2.41)

V — вершини мережі (наприклад, кваліфікаційні параметри), E — ребра, що з'єднують вершини (показують взаємозв'язки), drawVertex і drawEdge — функції для візуалізації вершин та ребр.

Етап 9: Аналіз відеозаписів

9. 1. Використання конволюційних нейронних мереж, CNN (Convolutional Neural Networks) для аналізу зображень.

Мета: ефективний аналіз та розпізнавання об'єктів у відеозаписах (2.42):

$$f(X) = \text{ReLU}(W * X + B), \quad (2.42)$$

де X — вхідне зображення, W — вагові коефіцієнти фільтра, B — зміщення, $*$ — операція конволюції, ReLU — функція активації (наприклад, Rectified Linear Unit).

9. 2. Алгоритми виявлення змін для визначення рівня ризику.

Мета: автоматичне виявлення змін у відеозаписах, що можуть вказувати на підвищений рівень ризику (2.43):

$$D(X_t, X_{t-\Delta t}) = \|X_t - X_{t-\Delta t}\|, \quad (2.43)$$

де D — міра відмінності між поточним кадром X_t та попереднім $X_{t-\Delta}$, Δt — часовий інтервал між кадрами.

9. 3. Аналіз часових рядів для оцінки ризиків.

Мета: Оцінка рівня ризику з урахуванням часових характеристик відеоряду (2.44):

$$R_t = \alpha \sum_{i=1}^n w_i R_{t-i} + \varepsilon_t, \quad (2.44)$$

де R_t — оцінка ризику в час t , w_i — вагові коефіцієнти, що відображають вплив попередніх даних, ε_t — випадковий шум, α — коефіцієнт згладжування.

Етап 10: Інтелектуальний аналіз знімків

10. 1. Глибоке навчання для розпізнавання зображень.

Мета: автоматичне визначення характеристик навігаційної ситуації з відеозаписів (2.45):

$$f(X) = \text{softmax}(W \cdot g(X) + b), \quad (2.45)$$

де X — вхідне зображення, $g(X)$ — функція ознак витягнута з глибокої нейронної мережі, W і b — вагові коефіцієнти та зміщення, softmax — функція активації для класифікації.

10. 2. Машинне навчання для визначення відповідності даних.

Мета: аналіз відеоданих на відповідність з інформацією з ECDIS, AIS, GPS, ARPA. Алгоритм випадкових лісів для класифікації (2.46):

$$P(y|X) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I(h_i(X) = y), \quad (2.46)$$

де $P(y|X)$ — ймовірність того, що зображення X належить до класу y , N — кількість дерев в ансамблі, $h_i(X)$ — рішення i -того дерева, I — індикаторна функція.

10. 3. Аналіз відповідності за допомогою статистичних методів.

Мета: оцінка відсотка відповідності між навігаційними даними та зображеннями (2.47):

$$V = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\text{similarity}(D_i, S_i)), \quad (2.47)$$

де V — середня відповідність, m — кількість вимірювань, D_i — дані з інтелектуального модуля, S_i — стандартні навігаційні дані (ECDIS, AIS, GPS, ARPA), similarity — функція визначення схожості.

Етап 11: Селекція відеофрагментів

11. 1. Модель глибокого навчання з трансформерами для аналізу відео.

Мета: використання трансформерів для розпізнавання ключових характеристик відео, які відповідають правилам безпеки.

Енкодер трансформера:

$$H = \text{LayerNorm}(X + \text{MultiHeadAttention}(X)),$$

$$Z = \text{LayerNorm}(H + \text{FFN}(H)).$$

де X — вхідні дані (зображення відео), $\text{MultiHeadAttention}$ — механізм багатовимірної уваги, FFN (Feedforward Neural Network — прямопропускна нейронна мережа) — повнозв'язна мережа, LayerNorm — нормалізація шару.

11. 2. Метод SVM (Support Vector Machine — машина опорних векторів) для класифікації відео.

Мета: використання SVM для точної класифікації відео фрагментів за допомогою визначених критеріїв (2.48):

$$f(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x) + b \right), \quad (2.48)$$

де x_i — вектори підтримуючих векторів, y_i — мітки класів, K — функція ядра, α_i, b — параметри, навчені моделлю.

11. 3. Семантичний аналіз змісту відео.

Мета: автоматизований семантичний аналіз змісту відео для виявлення відповідності безпеці. Використання аналізу глибоких семантичних ознак (2.49):

$$S = \sum_{j=1}^m w_j \cdot \text{SemanticFeature}(X, j), \quad (2.49)$$

де S — семантичний оцінка відео, w_i — вага j -тої семантичної ознаки, $\text{SemanticFeature}(X, j)$ — функція для визначення j -тої семантичної ознаки в відео X .

Етап 12: Трансляція відеофрагментів через доповнену реальність

12. 1. Багатофакторна модель оцінки візуального комфорту.

Мета: оцінка візуального комфорту та перевантаження при використанні доповненої реальності (2.50):

$$V_C = \alpha \cdot E_C + \beta \cdot S_C + \gamma \cdot T_C, \quad (2.50)$$

де V_C — загальний візуальний комфорт, E_C — ергономічний комфорт (наприклад, зручність окулярів), S_C — сенсорний комфорт (вплив на зір), T_C — темпоральний комфорт (вплив на увагу), α, β, γ — вагові коефіцієнти для кожного фактора.

12. 2. Модель предиктивного кодування для потоку контенту.

Мета: оптимізація потоку контенту на основі поточної ситуації та поведінки судноводія (2.51):

$$P_t = \sigma(W \cdot H_{t-1} + U \cdot X_t + b), \quad (2.51)$$

де P_t — прогнозований потік контенту в час t , H_{t-1} — попередній стан моделі, X_t — вхідні дані (наприклад, сигнали з ECDIS, AIS), W , U , b — параметри моделі, σ — сигмоїдна активаційна функція.

12. 3. Адаптивний алгоритм управління навантаженням.

Мета: адаптація потоку контенту до рівня навантаження та втоми судноводія (2.52):

$$L_t = f(C_t, V_t, M_t), \quad (2.52)$$

де L_t — рівень навантаження на судноводія в час t , C_t — поточний контент, V_t — оцінка втоми, M_t — моніторинг уваги, f — функція адаптації.

Етап 13: Концентрація інформації

13. 1. Модель лінгвістичної змінної для оцінки складності сприйняття.

Мета: оцінка динамічної складності сприйняття інформації (2.53):

$$S(t) = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot f_i(t), \quad (2.53)$$

де $S(t)$ — складність сприйняття в час t , λ_i — лінгвістичні коефіцієнти для різних типів інформації, $f_i(t)$ — інтенсивність подачі i -го типу інформації в час.

13. 2. Модель оцінки психологічного навантаження.

Мета: визначення рівня психологічного навантаження та ризику перевантаження (2.54):

$$P(t) = \int_0^t e^{-\alpha(t-\tau)} \cdot I(\tau) d\tau, \quad (2.54)$$

де $P(t)$ — психологічне навантаження в час t , $I(\tau)$ — інтенсивність інформаційного потоку в час τ , α — коефіцієнт затухання, який визначає швидкість «забування» або адаптації.

13. 3. Модель динамічної адаптації інформаційного потоку.

Мета: адаптація інформаційного потоку для запобігання критичному перевантаженню (2.55):

$$D(t) = \theta \cdot (1 - e^{-\beta \cdot L(t)}), \quad (2.55)$$

де $D(t)$ — ступінь адаптації інформаційного потоку в час, $L(t)$ — поточний рівень навантаження, β — параметри моделі, що визначають швидкість та інтенсивність адаптації.

Етап 14: Розпізнавання знімків

14. 1. Система зворотного зв'язку з адаптивним контролером.

Мета: регулювання навантаження на основі поточного стану системи і зовнішніх факторів [126, 127] (2.56):

$$U(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \frac{de(t)}{dt}, \quad (2.56)$$

де $U(t)$ — керуючий сигнал в час, $e(t)$ — помилка між бажаним і фактичним станом системи, K_p , K_i , K_d — коефіцієнти пропорційного, інтегрального та диференційного контролю.

14. 2. Модель нечіткого логічного контролера.

Мета: формування керуючого сигналу на основі нечіткої логіки для адаптації до невизначеності та змінних умов (2.57):

$$U(t)^* = \sum_{i=1}^n w_i \cdot F_i(t), \quad (2.57)$$

де $U(t)^*$ — керуючий сигнал, w_i — вагові коефіцієнти, $F(t)$ — нечіткі правила, засновані на поточних умовах і параметрах.

14. 3. Модель динамічної адаптації навантаження.

Мета: динамічне коригування навантаження на основі поточного стану системи і заданих параметрів (2.58), у вигляді суперпозиції:

$$L(t) = L_0 + \sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot X_i(t), \quad (2.58)$$

де $L(t)$ — загальне навантаження системи, L_0 — базове навантаження, α_i — коефіцієнти впливу, $X_i(t)$ — зовнішні фактори або параметри системи.

Етап 15: Аналіз відповідності

15. 1. Визначення складової людського фактора відбувається на основі аналізу виконання ним операцій та завдань під час несення навігаційної вахти.

Початковий етап такої ідентифікації починається під час проходження тренажерної практики з використанням симуляторів. Саме під час роботи з симуляторами, з'являється можливість зафіксувати значні відставання за часом виконання команд, операцій, збоїв у логіці виконання послідовних дій тощо.

Мета: виявлення індивідуальних особливостей судноводіїв, заснованих на даних тренажерних практик (2.59):

$$I = \sum_{i=1}^n (w_{ti} \cdot T_i + w_{pi} \cdot P_i + w_{ci} \cdot C_i), \quad (2.59)$$

де I — інтегрований показник індивідуальної ефективності, T_i — часові показники в тренажерних практиках, P_i — психологічні показники, C_i — когнітивні показники, w_{ti} , w_{pi} , w_{ci} — вагові коефіцієнти.

15. 2. Розширена модель штучного інтелекту для прогнозування ризику.

Мета: оцінка ризику, пов'язаного з недостатністю кваліфікаційних параметрів, використовуючи глибоке навчання.

Використання модифікованої нейронної мережі з архітектурою LSTM для аналізу часових послідовностей (2.60), (2.61):

$$R_t = \sigma(W_f \cdot [H_{t-1}, X_t] + b_f), \quad I_t = \sigma(W_i \cdot [H_{t-1}, X_t] + b_i), \quad O_t = \sigma(W_o \cdot [H_{t-1}, X_t] + b_o), \quad (2.60)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tanh(W_c \cdot [H_{t-1}, X_t] + b_c), \quad H_t = o_t \cdot \tanh(C_t), \quad (2.61)$$

де R_t — ризик в час t , H_{t-1} — попередній стан мережі, X_t — вхідні дані, W_f , W_i , W_o , W_c та b_f , b_i , b_o , b_c — параметри мережі, σ — сигмоїдна активаційна функція, f_t , i_t , o_t — втрачені кваліфікаційні параметри, ті що входять та вихідні LSTM.

15. 3. Модель оптимізації розподілу ресурсів.

Мета: розподіл ресурсів та керівних вказівок на основі поточних потреб і кваліфікацій (2.62):

$$O = \min \left(\sum_{j=1}^m r_j \cdot \left(\sum_{i=1}^n \lambda_{ij} \cdot Q_i \right) \right), \quad (2.62)$$

де O — оптимізоване рішення, r_j — ресурси доступні для j -го завдання, λ_{ij} — вагові коефіцієнти для розподілу ресурсів, Q_i — кваліфікаційні параметри i -го судноводія.

Етап 16: Оптимізація, відновлення та розпізнавання

16. 1. Розширена модель виявлення аномалій з використанням штучного інтелекту.

Використання нейронної мережі для виявлення аномалій [128] (2.63):

$$A(x) = \text{softmax}(W_2 \cdot \text{ReLU}(W_1 \cdot x + b_1) + b_2), \quad (2.63)$$

де W_1 , W_2 , b_1 , b_2 — параметри мережі, x — вектор вхідних даних (наприклад, параметри навігації та стан судна), ReLU — функція активації, softmax — функція для класифікації виходу.

16. 2. Комплексна модель оптимізації взаємодії між людиною та машиною.

Використання вагової моделі для оптимізації взаємодії (2.64):

$$O(t) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i \cdot H_i(t) + \beta_i \cdot S_i(t)), \quad (2.64)$$

де $O(t)$ — оптимізоване рішення у час t , $H_i(t)$, $S_i(t)$ — показники взаємодії людини та системи відповідно, α_i , β_i — коефіцієнти, що враховують важливість кожного аспекту взаємодії.

Запропоновані формальні описи дозволять визначити найбільш дієві структурні елементи для побудови кваліфікаційної моделі судноводія із можливістю відновлення окремих КП відповідно до поточної ситуації.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ II

У рамках другого розділу було розроблено підхід до формування кваліфікаційної моделі судноводія з урахуванням динамічних умов навігаційного середовища та впливу людського фактора. Проведений аналіз теоретичних і практичних аспектів дозволив створити цілісну концепцію, що

поєднує в собі методи автоматизації, нечіткої логіки, штучного інтелекту та когнітивних підходів.

Основні результати й досягнення другого розділу полягають у наступному:

1. Визначено, що в сучасних умовах інтенсифікації морського трафіку та підвищеного інформаційного навантаження судноводій є ключовим елементом забезпечення безпеки та ефективності навігації. Кваліфікаційна модель має враховувати не лише технічні знання та навички, а й когнітивні й поведінкові особливості оператора-судноводія, його здатність приймати рішення в умовах невизначеності та ризику.

2. Розроблено системну архітектуру, яка включає набір модулів:

- *Модуль вхідних даних*: для збору, нормалізації та фільтрації навігаційних параметрів, технічних характеристик, інформації про стан навігаційного обладнання, даних тренажерних центрів та систем дистанційного навчання.

- *Модуль оцінки рівня небезпеки*: застосування нечіткої логіки та багатокритеріальних підходів для визначення навігаційних ризиків, враховуючи параметри оточення, погодних умов та стану судна.

- *Модуль ідентифікації кваліфікаційних параметрів*: використання нейронних мереж, методів машинного навчання та нечітких правил для визначення ступеня володіння компетенціями, критичними для безпечної навігації.

- *Когнітивний модуль інтуїтивних дій*: визначення та аналіз інтуїтивних рішень судноводія в критичних ситуаціях, узагальнення чинників інтуїції та їх впливу на рівень безпеки.

- *Модуль обробки навігаційних даних та геолокацій*: інтеграція автоматизованих засобів обробки інформації з ECDIS, AIS та інших систем для покращення ситуаційної обізнаності.

- *Модуль прогнозування траєкторій та прийняття рішень*: застосування алгоритмів прогнозування поведінки суден та виявлення

потенційних загроз, врахування характеристик кваліфікаційної моделі судноводія для формування оптимальних стратегій керування рухом.

Отже, було вперше розроблено комплексну кваліфікаційну модель судноводія для автоматизованого керування судном в умовах невизначеності навігаційного середовища, що полягає у використанні інтегрованого підходу до формалізації людського фактора (технічні, когнітивні, поведінкові параметри) та врахування динамічних змін кваліфікаційних характеристик оператора, на відміну від існуючих рішень, у запропонованій моделі реалізовано механізми комплексної оцінки й адаптації дій судноводія з використанням інтелектуальних методів ідентифікації та прогнозування, які дозволяють суттєво зменшити ризики помилкових або несвоєчасних рішень, мінімізувати імовірність аварійних ситуацій та підвищити рівень безпеки судноплавства. Розроблена модель інтегрується з навігаційними системами підтримки прийняття рішень, такими як ECDIS та AIS, а також з освітніми системами (LMS Moodle), тренажерами та VR-комплексами. Таким чином, забезпечується безперервний моніторинг рівня КП судноводія, виявлення прогалин у знаннях і навичках, а також формування рекомендацій для підвищення кваліфікації.

Використання кваліфікаційної моделі судноводія в умовах навігаційного ризику підсилює здатність автоматизованих систем керування рухом прогнозувати небезпечні ситуації та пропонувати оптимальні стратегії маневрування. Це сприятиме мінімізації людських помилок, підвищенню рівня безпеки, зменшенню ймовірності аварійних ситуацій та зниженню економічних втрат.

Таким чином, у другому розділі сформовано науково-практичну основу для побудови застосування елементів кваліфікаційної моделі судноводія у розробці методів ідентифікації та обробки даних. Запропоновані підходи й інструменти відкривають перспективи для інтегрування автоматизованих систем підтримки прийняття рішень у морській навігації.

РОЗДІЛ III

МЕТОД АВТОМАТИЗОВАНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ КВАЛІФІКАЦІЙНИХ ПАРАМЕТРІВ ОПЕРАТОРІВ-СУДНОВОДІЇВ В УМОВАХ РИЗИКУ

В останні роки технології на основі штучного інтелекту все активніше впроваджуються в завдання управління морським судном у складних навігаційних умовах. Застосовуються нейромережеві моделі для передбачення оптимальних траєкторій маневрування, системи комп'ютерного зору для розпізнавання навколишніх об'єктів і визначення їх динаміки, а також алгоритми машинного навчання для аналізу метеорологічних умов та автоматичного коригування курсу судна. Ці нововведення значно підвищують безпеку та ефективність морського транспорту, особливо в складних і небезпечних для навігації районах [129–131].

Незважаючи на явний прогрес у зазначеному напрямку, застосування в ряді завдань морського транспорту інтелектуальних систем та появу е-навігації, в абсолютній більшості водного транспорту рішення щодо управління судном приймає оператор-судноводій [130]. Навігаційні прилади, датчики, сенсори та пристрої є джерелами інформації, на основі якої приймається управлінське рішення з повною відповідальністю за його наслідки, незважаючи на складність і критичність ситуації [131]. Незважаючи на високий рівень катастроф з вини людського фактора, інтелектуальні, автоматизовані та автоматичні системи прогнозування траєкторій, підтримки прийняття рішень та оптимального управління не можуть охопити весь спектр навігаційних ситуацій і нівелювати людський фактор на всьому маршруті переходу судна [74]. Але водночас значення зазначених інформаційних систем для безпеки судноводіння досить велике, що відзначається в ряді провідних досліджень цієї галузі [132–134].

Отже, виникає протиріччя між двома концепціями: між контролем над ситуацією з боку оператора-судноводія та комплексом інформаційних систем ідентифікації ситуації та управління судном. Розмежувати ці дві концепції не

вдається можливим через нестабільність прогнозованого рівня безпеки як їх цільової функції. Якщо штучні автоматичні системи мають чіткі алгоритми і можуть бути проаналізовані шляхом комп'ютерного моделювання в заданих умовах та обмеженнях, то процеси прийняття рішень людиною базуються на складноформалізованих процесах інтелектуальної діяльності оператора як суб'єкта.

3.1. Розробка методу ідентифікації кваліфікаційних параметрів операторів-судноводіїв в організаційно-технічних системах управління рухом судна

Усе зазначене вказує на явну складність у розмежуванні функцій між оператором і автоматизованими системами управління судном. І дійсно, час виконання складних операцій, нестандартних маневрів з урахуванням багатьох факторів у кожного оператора буде різним [120]. У певний момент часу кожен оператор, виконуючи свої функціональні обов'язки, має різний відносно своїх колег рівень впевненості, який залежить від структурних параметрів кваліфікації. Саме набір кваліфікаційних параметрів впливає на виконання конкретних завдань з управління судном відносно умов і факторів, які визначають навігаційну ситуацію.

Слід врахувати, що в критичних ситуаціях, коли час на прийняття рішень оператором мінімальний, а його організм перебуває в стресовому стані, процеси відновлення кваліфікаційних параметрів надзвичайно ускладнені, що призводить до катастрофічних наслідків [135].

Як наслідок, виникає явна необхідність у контролі над внутрішніми факторами невизначеності щодо дій оператора-судноводія, що є актуальним завданням. Створення системи автоматизованого контролю безпеки прийняття рішень дозволить на ранніх етапах руху судна виконувати прогноз того, наскільки кваліфікаційні параметри оператора-судноводія достатні для виконання завдань у певних навігаційних умовах.

Однак проблеми створення систем, що ідентифікують кваліфікаційні

параметри операторів-судноводіїв, досить суттєві. Це виражається в декількох категоріях:

1. Суб'єктивність людського фактора: процес прийняття рішень людиною складно формалізувати. Він залежить від інтуїції, досвіду та інших неявних факторів, що робить його складно передбачуваним і відмінним від алгоритмів штучного інтелекту. Також слід враховувати індивідуальні відмінності між операторами-судноводіями: різні рівні впевненості та кваліфікаційні параметри можуть призвести до різних швидкостей реакцій та алгоритмів прийняття рішень.

2. Людино-машинна — взаємодія операторів-судноводіїв із системами навігації та управління судном: Протиріччя між ручним і автоматичним управлінням може призвести до помилок операторів-судноводіїв, особливо в критичні моменти. Також виникає складність у визначенні, де саме має починатися і закінчуватися контроль автоматизованої системи, а де — контроль людини-оператора.

3. Визначення кваліфікаційних параметрів: Складність у визначенні та вимірюванні кваліфікаційних параметрів операторів-судноводіїв може призвести до неточностей у прогнозуванні та контролі руху судна. З цього випливає, що постійне оновлення даних про кваліфікацію оператора-судноводія необхідне для точного контролю та прогнозування, що може бути складним завданням у динамічному середовищі управління судном.

4. Технологічні обмеження: на поточному етапі розвитку автоматизованих та інтелектуальних технологій виникає складність у розробці достатньо просунутих інструментів для точного та своєчасного аналізу всіх необхідних параметрів.

Усе зазначене вказує на те, що проблема є нетривіальною, об'єктивно існує і вимагає вирішення шляхом створення спеціалізованих автоматизованих та інтелектуальних методів і підходів.

Отже, на цьому етапі дослідження, необхідно розробити метод ідентифікації кваліфікаційних параметрів операторів-судноводіїв в

організаційно-технічних системах управління судном засобами інтелектуальних систем на основі нечіткої логіки. Для вирішення зазначеної проблеми необхідно виконати такі завдання:

1. Розробити алгоритм автоматизованої обробки експериментальних навігаційних даних ECDIS у складних районах плавання з метою зменшення суб'єктивності визначення параметрів нечітких функцій належності відносно навігаційних факторів.

2. На основі отриманих нечітких функцій належності описати їх формальну структуру і побудувати нечітку базу правил інтелектуальної системи ідентифікації навігаційних ризиків при управлінні судном у складних (критичних) умовах.

3. Провести імітаційне нечітке моделювання з урахуванням моделі кваліфікаційних параметрів оператора-судноводія. Дослідити на основі отриманих експериментальних даних вплив кваліфікаційних параметрів на збільшення загального показника ризику при управлінні судном.

3.2. Алгоритм автоматизованої обробки експериментальних навігаційних даних ECDIS у складних районах плавання

Розробимо алгоритм обробки експериментальних навігаційних даних ECDIS на основі програмних засобів для параметрів нечітких функцій належності відносно навігаційних факторів.

Для вирішення поставленого завдання були отримані дані з системи симулятора TRANSAS 5000 [136], наступним чином: було виконано авторизацію як інструктора, з головного меню системи вибрано «Інструменти» та розділ «LOG-file». Це дозволило отримати доступ до «Історії треків» як до ключового розділу для аналізу хронології переходу судна. Зосередивши увагу на цікавому для нас часовому інтервалі, була активована функція «Експорт», обравши формат CSV. Після збереження даних проведено детальну перевірку експортованого файлу (рис. 3.1) на предмет того, що всі необхідні дані успішно отримані та готові до подальшого аналізу.

TIME	LAT	LON	COG	SOG	HDG	LOG	SET	DRIFT	SPD F	SPD A
0	41,25713646	29,15372911	193	3,122	193	3,122	103	0	-0,002	-0,002
5	41,25707015	29,15370873	193	3,126	193	3,126	103	0	0	-0,006
10	41,25700185	29,15368768	193	3,13	193	3,13	103	0	-0,001	-0,006
15	41,25693353	29,15366677	193	3,134	193	3,134	103	0	-0,001	-0,008
20	41,2568652	29,15364579	193	3,139	193	3,139	103	0	0	-0,009
25	41,25679688	29,15362476	193	3,143	193	3,143	103	0	-0,001	-0,01
30	41,25672856	29,15360382	193	3,148	193	3,148	103	0	-0,001	-0,011
35	41,25666024	29,15358285	193	3,152	193	3,152	103	0	0	-0,012
40	41,25659192	29,15356183	193	3,156	193	3,156	103	0	-0,001	-0,013
45	41,25651973	29,15354089	193	3,16	193	3,16	103	0	-0,001	-0,013
50	41,25644615	29,15351991	193	3,164	193	3,164	103	0	-0,001	-0,014
55	41,25637263	29,15349888	193	3,202	193	3,202	103	0	0,009	-0,026
60	41,25629818	29,15347564	193	3,452	193	3,452	103	0	0,039	-0,059
65	41,25621476	29,153451	192	4	194	3,999	103	0,1	0,333	-0,515
70	41,25611476	29,15342222	192	4,92	195	4,909	105	0,3	0,693	-1,36
75	41,255991	29,15338443	193	6,125	199	6,094	108	0,6	0,934	-2,163
80	41,2558408	29,15333135	195	7,324	203	7,267	112	0,9	1,034	-2,859
85	41,25566894	29,15325865	198	8,299	208	8,185	118	1,4	1,269	-4,022
90	41,25548283	29,15315881	204	9,131	215	8,963	124	1,7	1,304	-4,793

Рисунок 3.1 — Експорт даних з симулятора TRANSAS

Для аналізу було обрано локацію Босфор, яка характеризується певними особливостями її проходження. Кваліфікаційні параметри судноводія відіграють критичну роль у безпечному проходженні протоки Босфор [137]. Необхідний досвід управління судном у складних та обмежених умовах, знання місцевих лоцій, а також вміння швидко приймати рішення в складних умовах. Відсутність достатнього досвіду, недостатня підготовка або переоцінка своїх можливостей судноводієм можуть значно збільшити ризики при переході протоки. Кожна допущена помилка або затримка у прийнятті рішення може призвести до катастрофічних наслідків, таких як зіткнення, посадка судна на міліну, що, в свою чергу, призведе до екологічних, економічних та людських втрат.

Виходячи з представлених даних про швидкість і курс судна, можна зробити висновок, що судно протягом більшої частини часу підтримувало стабільну швидкість, однак були моменти різкого гальмування. Це може вказувати на несподівані перешкоди або маневри, необхідні для уникнення зіткнень. Курс судна також зазнавав коливань, що може вказувати на складнощі в управлінні через течії або інші судна (рис. 3.2).

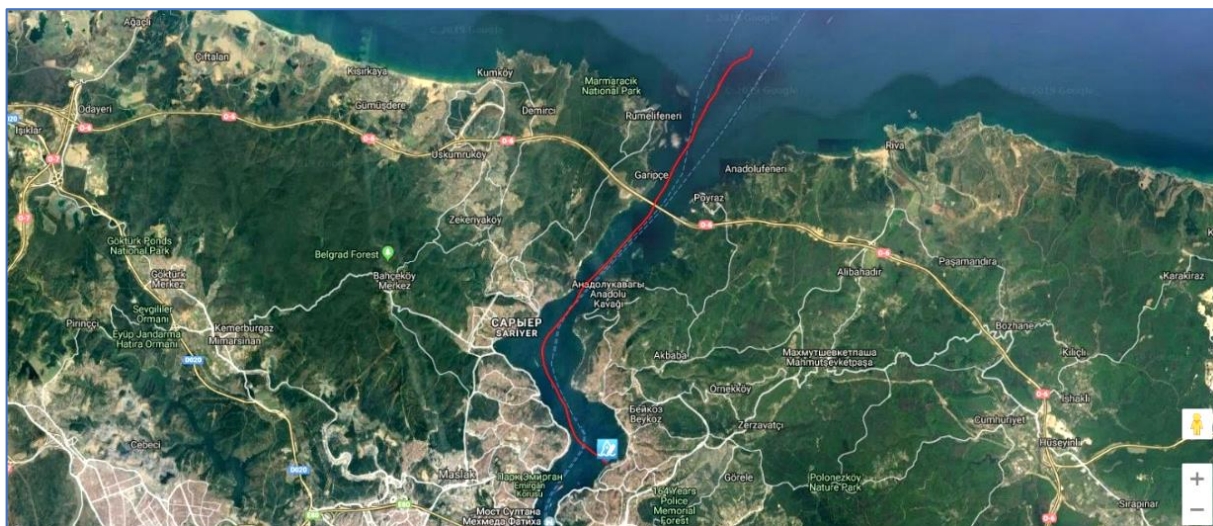


Рисунок 3.2 — Траєкторія руху судна в локації Босфор

Аналіз даних на основі траєкторії та числових характеристик руху судна дозволяє перейти до формування нечітких функцій належності автоматизованим шляхом. З цією метою розробимо програмний засіб для обробки числових навігаційних даних маршруту, на основі чого будуть побудовані відповідні нечіткі функції належності.

Відповідно, було розроблено програму мовою Python [137] яка аналізує дані з файлу CSV, що містять значення параметрів руху судна, для прикладу - швидкості (SOG). Спираючись на ці дані, програма виконує дві основні задачі:

1. Категоризація даних: значення швидкості розділяються на різні категорії, такі як «Дуже повільно», «Повільно», «Середньо», «Швидко», «Дуже швидко» і «Критично швидко». Потім виводиться розподіл цих категорій, і програма створює стовпчасту діаграму для візуалізації цього розподілу.

2. Генерація нечіткої належності: програма визначає функції належності для кожної з категорій швидкості на основі трапецієподібних функцій. Ці функції показують, наскільки кожне значення швидкості відповідає різним категоріям. Потім програма виводить графік, що показує функції належності для кожної з категорій. Після цього програма розраховує і виводить ступінь належності кожного значення швидкості до певної категорії. Таким чином, програма аналізує дані про швидкість і застосовує до них нечітку логіку для

категоризації та визначення ступеня належності до різних категорій.

Розглянемо фрагмент алгоритму і результат програмування на основі параметра швидкості судна відносно ґрунту — SOG (рис.3.3).



Рисунок 3.3 — Алгоритм обробки експериментальних даних ECDIS

На основі запропонованого алгоритму були отримані відповідні графіки, що ілюструють показники руху судна за його експериментальними даними (рис. 3.4).

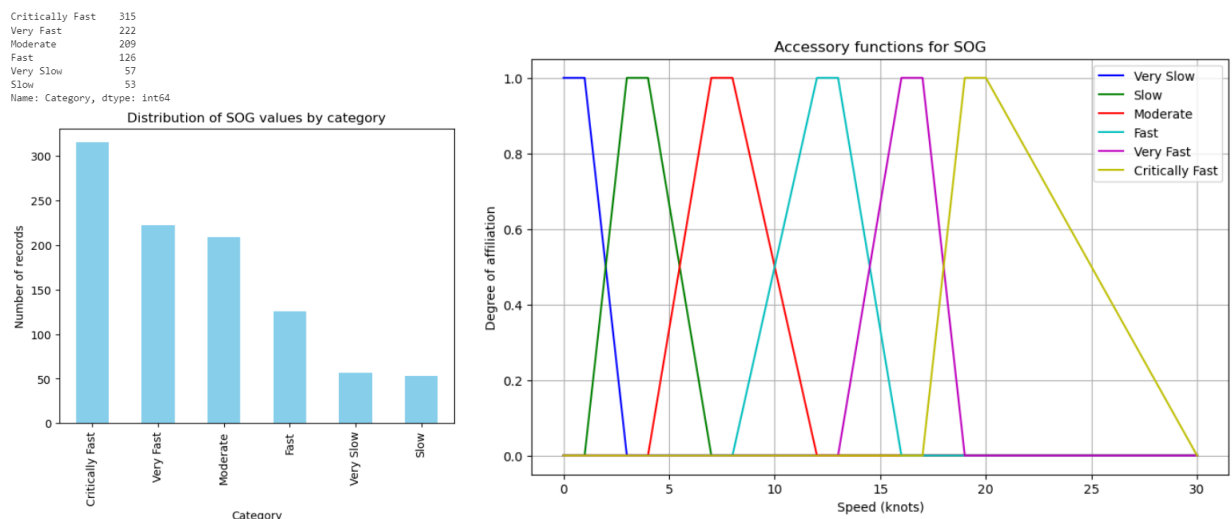


Рисунок 3.4 — Графіки категоризації та формування функцій належності

На графіках визначено два результати роботи програми:

1. Розподіл значень SOG за категоріями: на стовпчастій діаграмі показано розподіл значень швидкості (SOG) за різними категоріями. Категорія «Критично швидко» має найбільшу кількість записів, що робить її найбільш поширеною у представлених даних. Наступними за частотою йдуть категорії «Дуже швидко» і «Швидко». Категорії «Повільно» і «Дуже повільно» найменш представлені в даних.

2. Функції належності для SOG: Графік показує трапецієподібні функції належності для різних категорій швидкості. Кожна лінія (колір) представляє певну категорію швидкості, а їх перетини вказують на нечіткість належності значення швидкості до тієї чи іншої категорії. Наприклад, швидкість 5 вузлів має певний ступінь належності до категорій «Повільно» і «Середньо», що видно з перетину зеленої та червоної ліній.

3.3. Формальна структура та нечітка база правил інтелектуальної системи ідентифікації навігаційних ризиків при управлінні судном

Для цього були проаналізовані та виділені типи функцій належності [138–140], які найбільшою мірою можуть описати ряд наступних навігаційних параметрів:

1. Близькість суден із зустрічним курсом — Proximity of oncoming vessels (рис. 3.5):

$$\mu_{V_{Far}}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq -0,36 \\ \frac{x+0,36}{0,04+0,36} & \text{if } -0,36 < x \leq -0,04 \\ 1, & \text{if } -0,04 < x \leq 0,04 \\ \frac{0,22-x}{0,22-0,04} & \text{if } -0,04 < x \leq 0,22 \\ 0, & \text{if } x > 0,22 \end{cases} ; \mu_{Far}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,1 \\ \frac{x+0,1}{0,16+0,1} & \text{if } 0,1 < x \leq 0,16 \\ 1, & \text{if } 0,16 < x \leq 0,2 \\ \frac{0,31-x}{0,31-0,2} & \text{if } 0,2 < x \leq 0,31 \\ 0, & \text{if } x > 0,31 \end{cases}$$

$$\mu_{Moderate}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,23 \\ \frac{x-0,23}{0,28-0,23} & \text{if } 0,23 < x \leq 0,28 \\ 1, & \text{if } 0,28 < x \leq 0,32 \\ \frac{0,37-x}{0,37-0,32} & \text{if } 0,32 < x \leq 0,37 \\ 0, & \text{if } x > 0,37 \end{cases} ; \mu_{Close}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,31 \\ \frac{x-0,31}{0,42-0,31} & \text{if } 0,31 < x \leq 0,42 \\ 1, & \text{if } 0,42 < x \leq 0,46 \\ \frac{0,62-x}{0,62-0,46} & \text{if } 0,46 < x \leq 0,62 \\ 0, & \text{if } x > 0,62 \end{cases}$$

$$\mu_{VClose}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,45 \\ \frac{x-0,45}{0,59-0,45} & \text{if } 0,45 < x \leq 0,59 \\ 1, & \text{if } 0,59 < x \leq 0,65 \\ \frac{0,83-x}{0,83-0,65} & \text{if } 0,65 < x \leq 0,83 \\ 0, & \text{if } x > 0,83 \end{cases} ; \mu_{TClose}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,56 \\ \frac{x-0,56}{0,96-0,56} & \text{if } 0,56 < x \leq 0,96 \\ 1, & \text{if } 0,96 < x \leq 1,06 \\ \frac{1,46-x}{1,46-1,06} & \text{if } 1,06 < x \leq 1,46 \\ 0, & \text{if } x > 1,46 \end{cases}$$

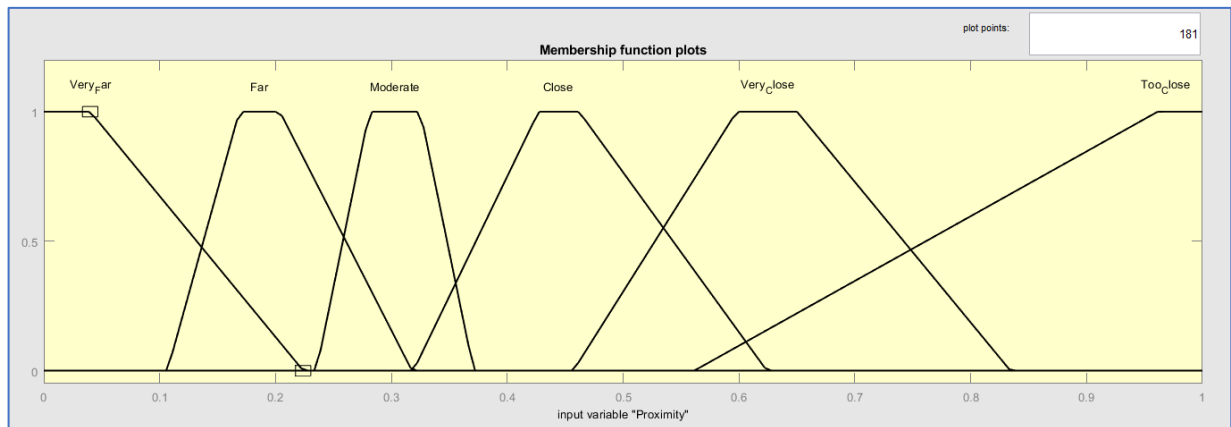


Рисунок 3.5 — Функція належності: trapezmf

2. Технічний стан судна — Technical condition of the vessel (рис.3.6):

$$\mu_{Excellent}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq -0,26 \text{ or } x \geq 0,15 \\ \frac{x-0,26}{0,25} & \text{if } -0,26 \leq x < 0,00 \\ 1, & \text{if } 0,00 \leq x < 0,01 \\ \frac{0,15-x}{0,13} & \text{if } 0,01 \leq x \leq 0,15 \end{cases} ; \mu_{Satisf}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq -0,08 \text{ or } x \geq 0,3 \\ \frac{x+0,08}{0,25} & \text{if } -0,08 \leq x < 0,18 \\ 1, & \text{if } 0,18 \leq x < 0,24 \\ \frac{0,35-x}{0,1} & \text{if } 0,24 \leq x \leq 0,35 \end{cases} ;$$

$$\mu_{MinorHD}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,25 \text{ or } x \geq 0,46 \\ \frac{x+0,25}{0,08} & \text{if } 0,25 \leq x < 0,33 \\ 1, & \text{if } 0,33 \leq x < 0,38 \\ \frac{0,47-x}{0,08} & \text{if } 0,38 \leq x \leq 0,47 \end{cases} ; \mu_{MediumD}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,34 \text{ or } x \geq 0,86 \\ \frac{x+0,34}{0,148} & \text{if } 0,345 \leq x < 0,49 \\ 1, & \text{if } 0,49 \leq x < 0,54 \\ \frac{0,86-x}{0,323} & \text{if } 0,54 \leq x \leq 0,86 \end{cases} ;$$

$$\mu_{SevereD}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,61 \text{ or } x \geq 0,9 \\ \frac{x+0,61}{0,2} & \text{if } 0,61 \leq x < 0,81 \\ 1, & \text{if } 0,815 \leq x < 0,817 \\ \frac{0,9-x}{0,09} & \text{if } 0,817 \leq x \leq 0,9 \end{cases} ; \mu_{Critical}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,84 \text{ or } x \geq 1,22 \\ \frac{x-0,84}{0,107} & \text{if } 0,84 \leq x < 0,95 \\ 1, & \text{if } 0,95 \leq x < 1 \\ \frac{0,9-x}{0,09} & \text{if } 1 \leq x \leq 1,22 \end{cases} .$$

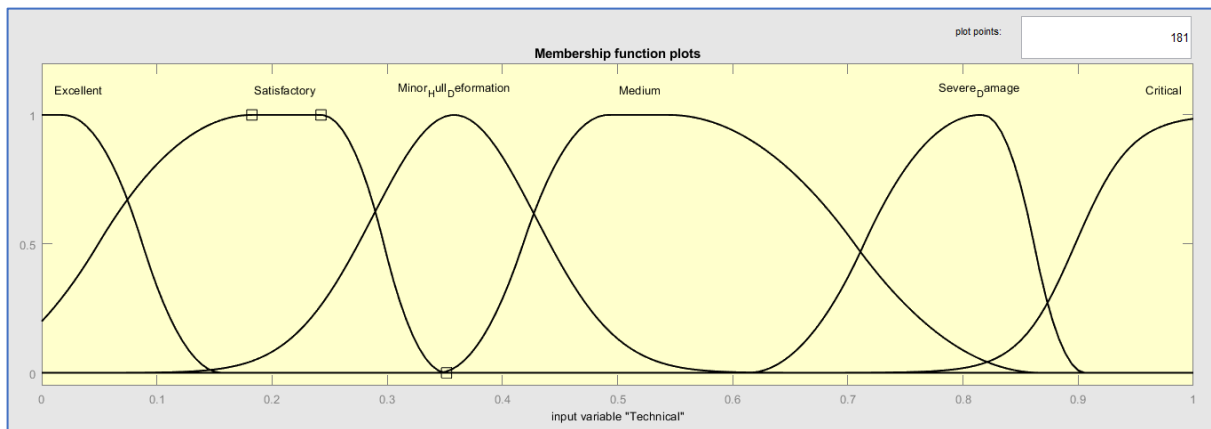


Рисунок 3.6 — Функція належності: μ_{imf}

3. Близькість до небезпечної ізобати, ліній розділення в протоках — Proximity to dangerous isobaths and separation lines in straits (рис. 3.7):

$$\begin{aligned} \mu_{VeryF}(x) &= e^{-\frac{(x-0,175)^2}{2 \times (-0,026)^2}} ; \quad \mu_{Far}(x) = e^{-\frac{(x-0,06)^2}{2 \times 0,22^2}} ; \\ \mu_{Moderate}(x) &= e^{-\frac{(x-0,04)^2}{2 \times 0,37^2}} ; \quad \mu_{Close}(x) = e^{-\frac{(x-0,05)^2}{2 \times 0,53^2}} ; \\ \mu_{VClose}(x) &= e^{-\frac{(x-0,08)^2}{2 \times 0,7^2}} ; \quad \mu_{TClose}(x) = e^{-\frac{(x-0,21)^2}{2 \times 1^2}} . \end{aligned}$$

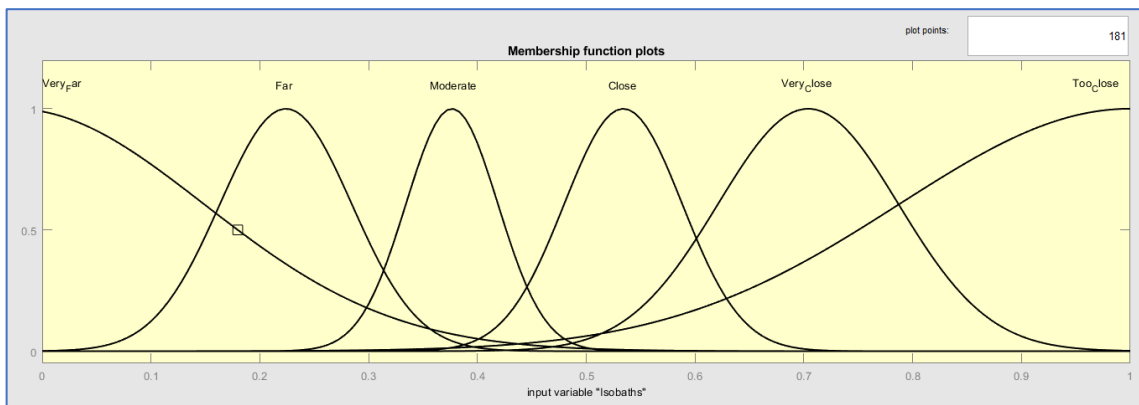


Рисунок 3.7 — Функція належності: gaussmf

4. Течії — Currents (рис. 3.8):

$$\mu_{Weak}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x + 0,01}{0,06} \right|^{2\frac{1}{3}}}; \quad \mu_{Moderate}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - 0,17}{0,09} \right|^{2\frac{1}{2}}};$$

$$\mu_{Noticeable}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - 0,35}{0,08} \right|^{2\frac{1}{2}}}; \quad \mu_{Strong}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - 0,58}{0,05} \right|^{5\frac{2}{3}}};$$

$$\mu_{VStrong}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - 0,77}{0,05} \right|^{5\frac{2}{3}}}; \quad \mu_{Critical}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - 1}{0,1} \right|^{2\frac{1}{2}}}.$$

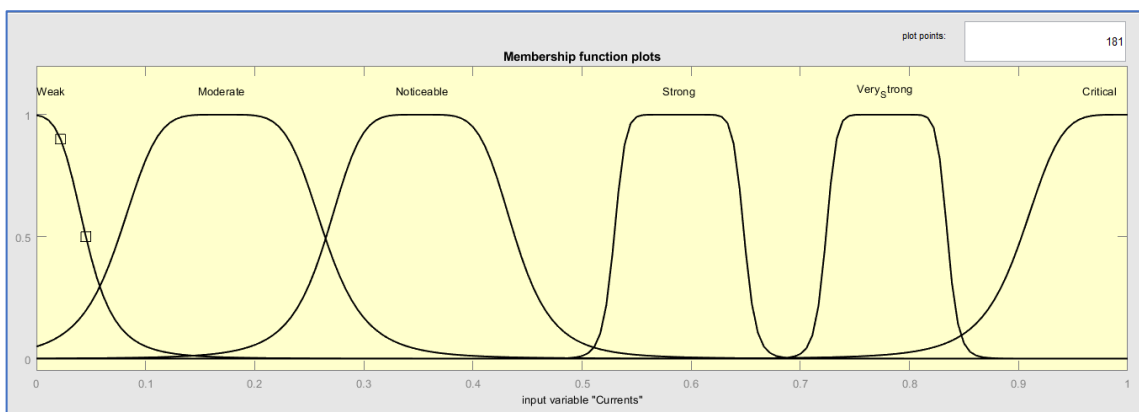


Рисунок 3.8 — Функція належності: gbellmf.

5. Вітер – Wind (рис. 3.9):

$$\begin{aligned}\mu_{Weak}(x_1) &= \frac{x+0,4}{0,4}; & \mu_{Weak}(x_2) &= \frac{0,12-x}{0,12}; \\ \mu_{Moderate}(x_1) &= \frac{x-0,03}{0,15-0,03}; & \mu_{Moderate}(x_2) &= \frac{0,26-x}{0,26-0,15}; \\ \mu_{Noticeable}(x_1) &= \frac{x-0,17}{0,31-0,17}; & \mu_{Noticeable}(x_2) &= \frac{0,45-x}{0,45-0,31};\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\mu_{Strong}(x_1) &= \frac{x-0,38}{0,5-0,38}; & \mu_{Strong}(x_2) &= \frac{0,65-x}{0,65-0,5} \\ \mu_{VStrong}(x_1) &= \frac{x-0,57}{0,69-0,57}; & \mu_{VStrong}(x_2) &= \frac{0,82-x}{0,82-0,69} \\ \mu_{Critical}(x_1) &= \frac{x-0,76}{0,93-0,76}; & \mu_{Critical}(x_2) &= \frac{1,11-x}{1,11-0,93}\end{aligned}$$

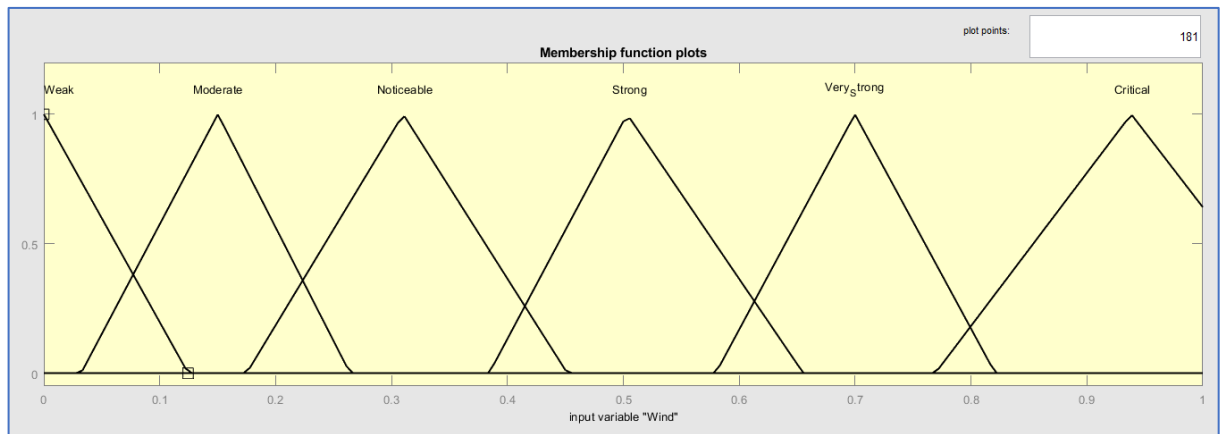


Рисунок 3.9 — Функція належності: trimf

6. Видимість — Visibility (рис. 3.10):

$$\begin{aligned}\mu_{Excellent}(x) &= \frac{1}{1+e^{-0,09(x-13,7)}} - \frac{1}{1+e^{94,85(x-0,17)}}; \\ \mu_{Good}(x) &= \frac{1}{1+e^{0,2(x-51,4)}} - \frac{1}{1+e^{39,3(x-0,32)}}; \\ \mu_{Satisfactory}(x) &= \frac{1}{1+e^{0,39(x-63,8)}} - \frac{1}{1+e^{66(x-0,55)}}; \\ \mu_{Poor}(x) &= \frac{1}{1+e^{0,5(x-17,4)}} - \frac{1}{1+e^{114(x-0,74)}}; \\ \mu_{VPoor}(x) &= \frac{1}{1+e^{0,78(x-130)}} - \frac{1}{1+e^{66,5(x-0,91)}}; \\ \mu_{Critical}(x) &= \frac{1}{1+e^{0,93(x-50,7)}} - \frac{1}{1+e^{36(x-1,17)}}.\end{aligned}$$

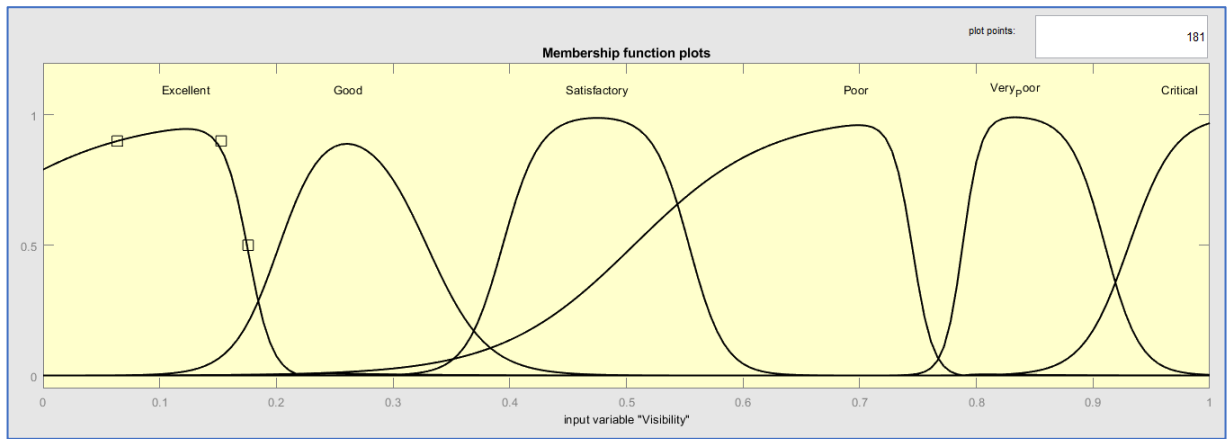


Рисунок 3.10 — Функція належності: dsigmf

7. Поточна швидкість судна — Current vessel speed (рис. 3.11):

$$\mu_{VSlow}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq -0,36 \\ \frac{x+0,36}{0,04+0,36} & \text{if } -0,36 < x < -0,04 \\ 1, & \text{if } -0,04 \leq x < 0,18 \\ \frac{0,18-x}{0,18-0,04} & \text{if } 0,04 < x < 0,18 \\ 0 & \text{if } x \geq 0,18 \end{cases} ; \mu_{Slow}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,04 \\ \frac{x-0,04}{0,16-0,04} & \text{if } 0,04 < x < 0,16 \\ 1, & \text{if } 0,16 \leq x < 0,24 \\ \frac{0,34-x}{0,34-0,24} & \text{if } 0,24 < x < 0,34 \\ 0 & \text{if } x \geq 0,34 \end{cases}$$

$$\mu_{Moderate}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,25 \\ \frac{x-0,25}{0,38-0,25} & \text{if } 0,25 < x < 0,38 \\ 1, & \text{if } 0,38 \leq x < 0,46 \\ \frac{0,59-x}{0,59-0,46} & \text{if } 0,46 < x < 0,59 \\ 0 & \text{if } x \geq 0,59 \end{cases} ; \mu_{Fast}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,49 \\ \frac{x-0,49}{0,59-0,49} & \text{if } 0,49 < x < 0,59 \\ 1, & \text{if } 0,59 \leq x < 0,65 \\ \frac{0,75-x}{0,75-0,65} & \text{if } 0,65 < x < 0,75 \\ 0 & \text{if } x \geq 0,75 \end{cases}$$

$$\mu_{VFast}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,66 \\ \frac{x-0,66}{0,78-0,66} & \text{if } 0,66 < x < 0,78 \\ 1, & \text{if } 0,78 \leq x < 0,83 \\ \frac{0,89-x}{0,89-0,83} & \text{if } 0,83 < x < 0,88 \\ 0 & \text{if } x \geq 0,88 \end{cases} ; \mu_{Critical}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,79 \\ \frac{x-0,79}{0,78-0,66} & \text{if } 0,79 < x < 0,93 \\ 1, & \text{if } 0,93 \leq x < 1,04 \\ \frac{1,44-x}{1,44-1,04} & \text{if } 1,04 < x < 1,44 \\ 0 & \text{if } x \geq 1,44 \end{cases}$$

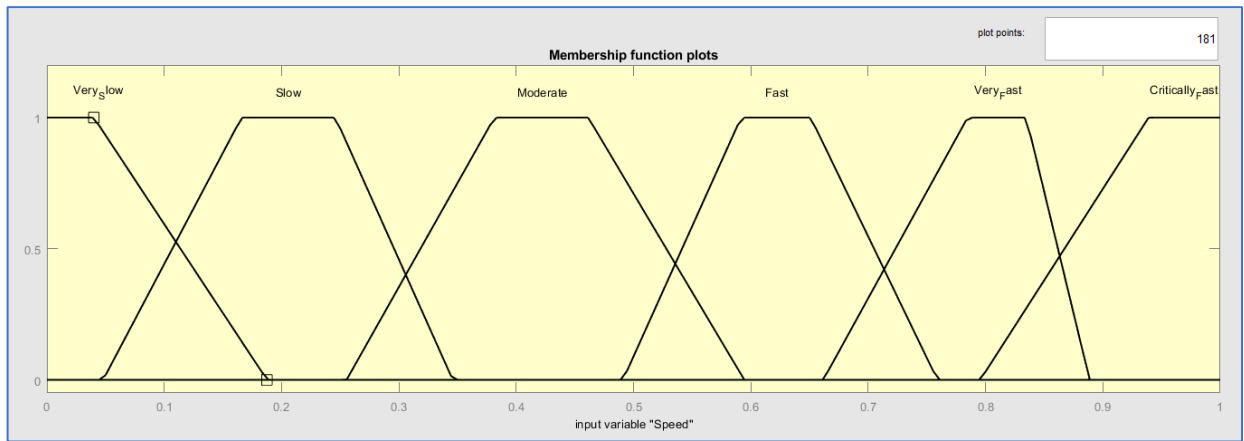


Рисунок 3.11 — Функція належності: trapmf

8. Складність утримання курсу судна — Difficulty in maintaining the vessel's course (рис. 3.12):

$$\begin{aligned}\mu_{VEasy}(x) &= e^{-\frac{(x-0.06)^2}{2 \times 0.0007^2}}; & \mu_{Easy}(x) &= e^{-\frac{(x-0.04)^2}{2 \times 0.195^2}}; \\ \mu_{Moderate}(x) &= e^{-\frac{(x-0.09)^2}{2 \times 0.36^2}}; & \mu_{Difficult}(x) &= e^{-\frac{(x-0.09)^2}{2 \times 0.6^2}}; \\ \mu_{VDifficult}(x) &= e^{-\frac{(x-0.06)^2}{2 \times 0.77^2}}; & \mu_{CDifficult}(x) &= e^{-\frac{(x-0.07)^2}{2 \times 1^2}}.\end{aligned}$$

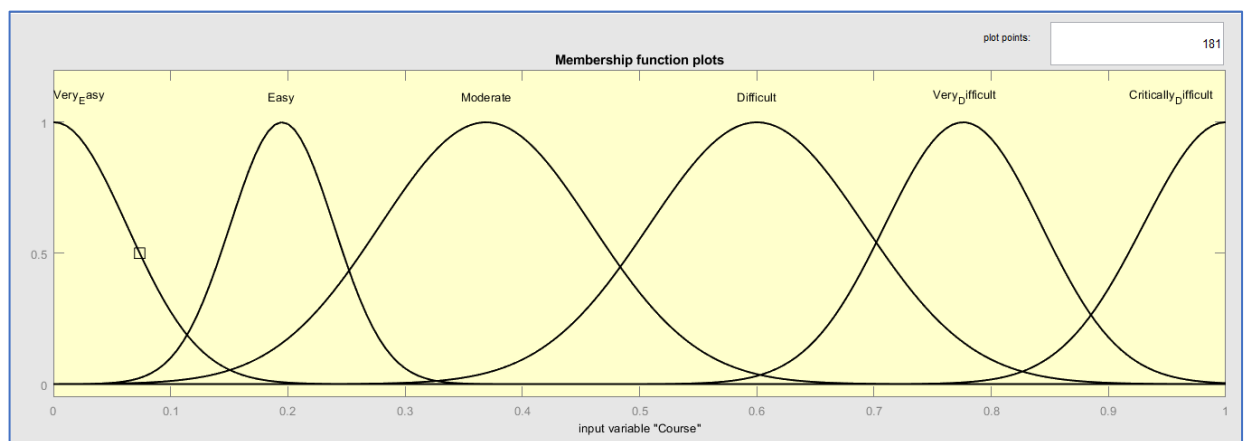


Рисунок 3.12 — Функція належності: gaussmf

9. Час доби — Time of day (рис. 3.13):

$$\mu_{Day}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq -0,36 \\ \frac{x+0,36}{0,04+0,36} & \text{if } -0,36 < x < -0,04 \\ 1, & \text{if } -0,04 \leq x < 0,16 \\ \frac{0,16-x}{0,16-0,04} & \text{if } 0,04 < x < 0,16 \\ 0 & \text{if } x \geq 0,16 \end{cases} ; \mu_{Evening}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,09 \\ \frac{x-0,09}{0,13-0,09} & \text{if } 0,09 < x < 0,13 \\ 1, & \text{if } 0,13 \leq x < 0,21 \\ \frac{0,34-x}{0,34-0,21} & \text{if } 0,21 < x < 0,34 \\ 0 & \text{if } x \geq 0,34 \end{cases}$$

$$\mu_{Dusk}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,31 \\ \frac{x-0,31}{0,36-0,31} & \text{if } 0,31 < x < 0,36 \\ 1, & \text{if } 0,36 \leq x < 0,44 \\ \frac{0,58-x}{0,58-0,44} & \text{if } 0,44 < x < 0,58 \\ 0 & \text{if } x \geq 0,58 \end{cases} ; \mu_{Night}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,49 \\ \frac{x-0,49}{0,55-0,49} & \text{if } 0,49 < x < 0,55 \\ 1, & \text{if } 0,55 \leq x < 0,65 \\ \frac{0,78-x}{0,78-0,65} & \text{if } 0,65 < x < 0,78 \\ 0 & \text{if } x \geq 0,78 \end{cases}$$

$$\mu_{DNight}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,68 \\ \frac{x-0,68}{0,76-0,68} & \text{if } 0,68 < x < 0,76 \\ 1, & \text{if } 0,76 \leq x < 0,86 \\ \frac{0,92-x}{0,92-0,86} & \text{if } 0,86 < x < 0,92 \\ 0 & \text{if } x \geq 0,92 \end{cases} ; \mu_{Dawn}(x) = \begin{cases} 0, & \text{if } x \leq 0,81 \\ \frac{x-0,81}{0,81-0,68} & \text{if } 0,81 < x < 0,92 \\ 1, & \text{if } 0,92 \leq x < 1,01 \\ \frac{1,38-x}{1,38-1,01} & \text{if } 1,01 < x < 1,38 \\ 0 & \text{if } x \geq 1,38 \end{cases}$$

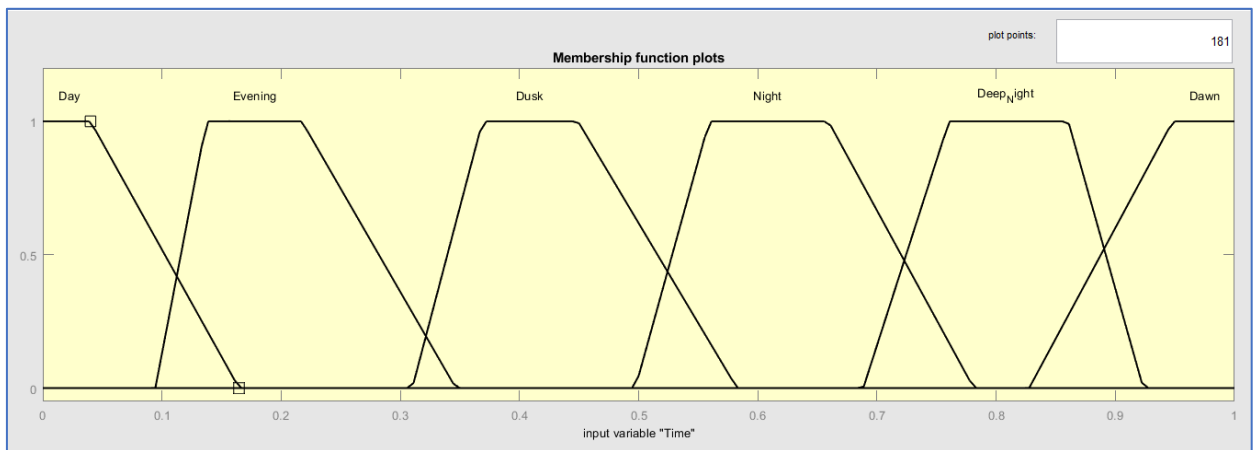


Рисунок 3.13 — Функція належності: trapmf

10. Інтенсивність судноплавства — Shipping intensity у поточній точці маршруту (рис. 3.14):

$$\mu_{VLow}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - 0,02}{0,12} \right|^{4\frac{1}{2}}}; \quad \mu_{Low}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - 0,26}{0,08} \right|^{4\frac{1}{2}}};$$

$$\mu_{Moderate}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - 0,48}{0,06} \right|^4}; \quad \mu_{Hight}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - 0,65}{0,05} \right|^{4\frac{1}{2}}};$$

$$\mu_{VHigh}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - 0,8}{0,06} \right|^{4\frac{1}{2}}}; \quad \mu_{Critical}(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - 1}{0,07} \right|^{4\frac{1}{2}}}.$$

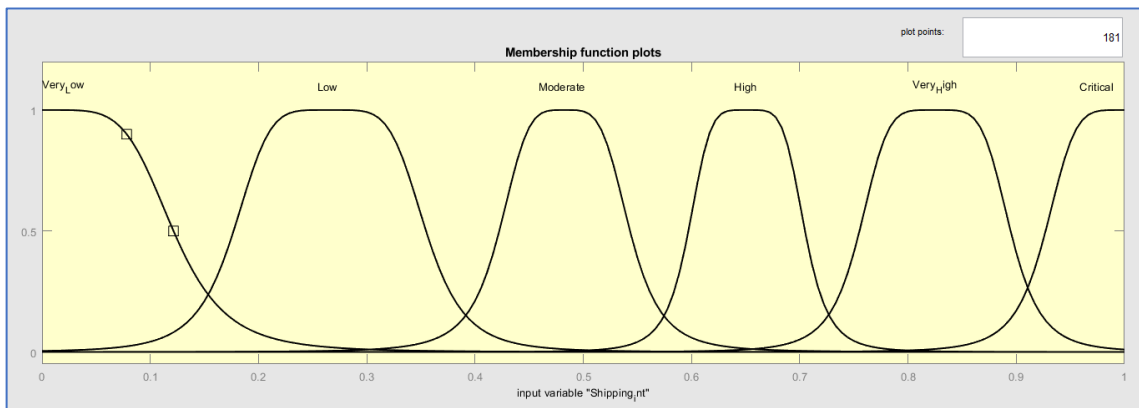


Рисунок 3.14 — Функція належності: gbellmf

Таким чином, на основі експериментальних даних були отримані формальні вирази нечітких функцій належності виду, відображеного на рисунках 3.5–3.14. У подальшому нечітке моделювання дозволить виділити фактори, що виникають із поєднання базових кваліфікаційних параметрів щодо операцій з навігаційними пристроями-факторами. А врахування індивідуальної моделі кваліфікації дозволить на основі нечітких функцій належності визначити індивідуальний ступінь небезпеки щодо навігаційної ситуації.

3.4. Нечітке імітаційне моделювання ризиків з урахуванням моделі кваліфікаційних параметрів оператора-судноводія

Необхідно дослідити на основі отриманих експериментальних даних вплив кваліфікаційних параметрів на збільшення загального показника ризику при виконанні оператором-судноводієм операцій.

Сформуємо нечіткі правила щодо локації Босфор на основі спостережень [Додаток Б]:

Сформовані правила вносимо до бази правил виведення Мамдані [141] (рис. 3.15, 3.16).

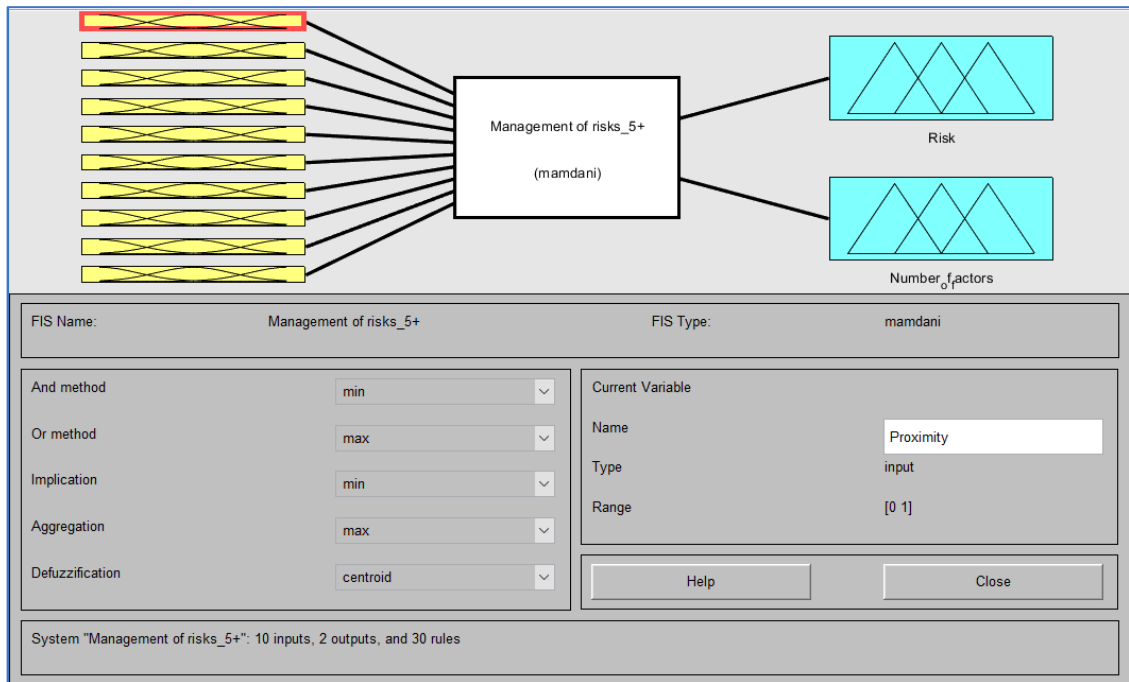


Рисунок 3.15 — Побудова системи нечіткого виведення

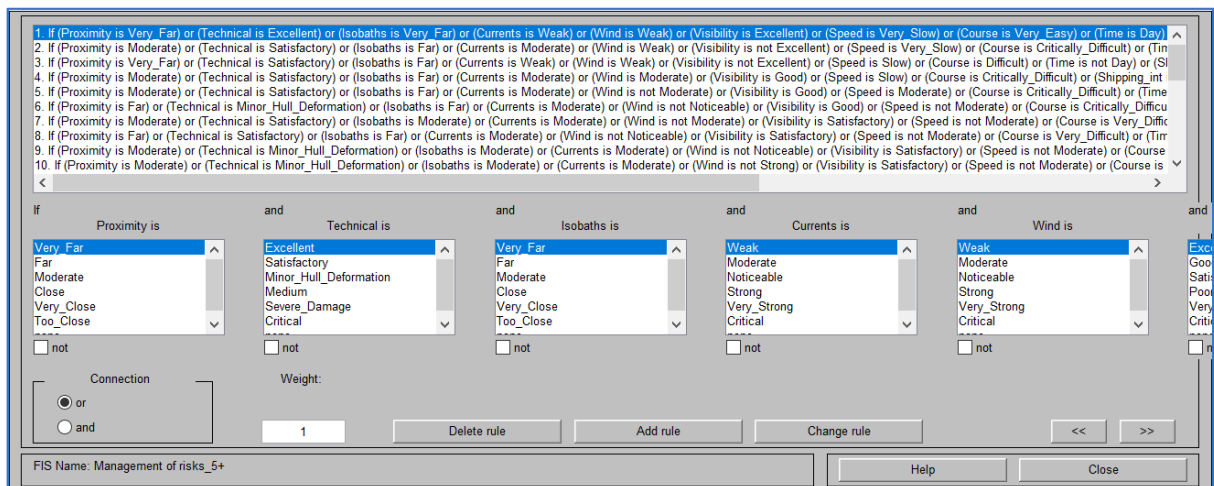


Рисунок 3.16 — Формування системи нечітких правил

Розглянемо першу шляхову точку на переході в протоці Босфор і формування ризику щодо нейтральної ситуації (середньозваженої), з показниками 0,5 в проміжку $\{0; 1\}$ щодо факторів (рис. 3.17).

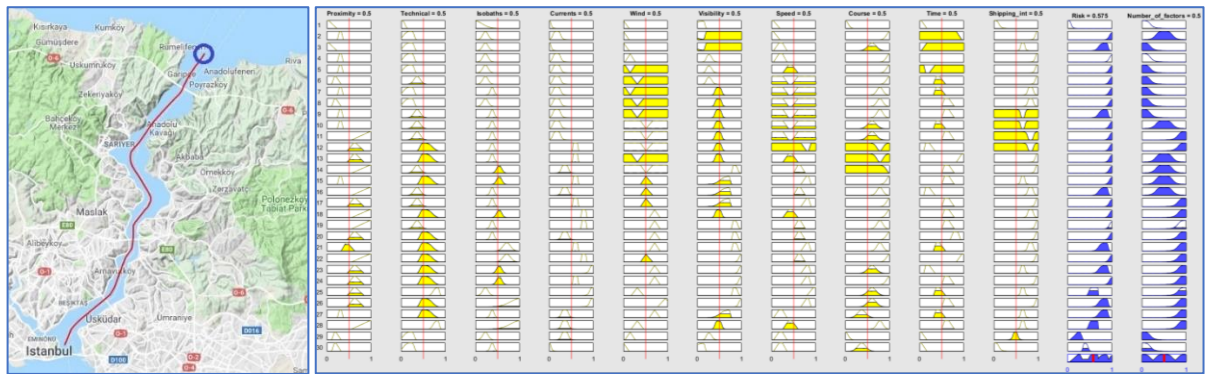


Рисунок 3.17 — Нечіткий аналіз ризику в першій шляховій точці протоки Босфор

Як результати моделювання щодо першої шляхової точки, можна виділити такі групи:

1. Активація правил. Багато правил активуються при заданих вхідних значеннях, особливо ті, які відповідають вхідним даним, рівня 0,5. Це позначено жовтими трикутниками у відповідних стовпцях для кожного правила.

2. Розподіл ризику. Ризик варіюється залежно від активованих правил. Деякі правила призводять до більш високого рівня ризику (ближче до 1), тоді як інші - до нижчого рівня ризику (ближче до 0).

3. Активація параметрів: «Proximity», «Technical» і «Isobaths» здебільшого активовані на рівні 0,5. «Currents», «Wind» і «Visibility» також мають активацію, але не в усіх правилах. «Speed», «Course», «Time» і «Shipping_int» активовані на різних рівнях у відповідних правилах.

4. Загальний ризик: З урахуванням заданих вхідних даних загальний ризик становить 0,575. Це значення може бути результатом агрегації або дефазифікації результатів окремих правил.

Далі розглянемо ситуацію, у якій проявляються відхилення в КП окремого судноводія. При цьому код ризику моделі оператора через недостатні КП щодо ключових навігаційних факторів має вигляд: [0,7; 0,63; 0,63; 0,55; 0,55; 0,63; 0,7; 0,7; 0,52; 0,7]. Цей код описує втрату рівня кваліфікації щодо кожного фактору, напрацьований під час підготовки,

тренажерних курсів, досвіду судноводіння в районах плавання, подібних за складністю. Наприклад для вдалого проходження протоки Босфор потрібні показники якості КП відносно певного фактору у 75%, однак судноводій на даний момент має показник у 62%, тоді відносне відхилення складає близько 20% і у коді замість показника 0,5 отримуємо 0,7 що значно впливає на загальний ризик.

Маючи базу правил, складену для протоки Босфор, давайте змодельємо вплив індивідуального кваліфікаційного фактора оператора-судноводія в точці 2 (рис. 3.18):

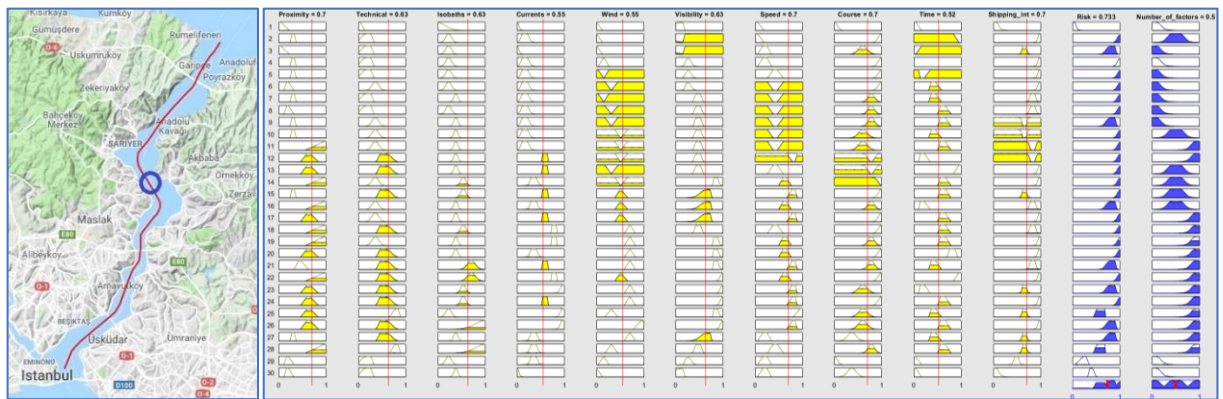


Рисунок 3.18 — Нечіткий аналіз ризику в складній навігаційній ситуації

Незважаючи на те, що загальний рівень кваліфікації відносно не сильно змінився, до 0,636 ризик зріс, що може класифікувати ситуацію як «небезпечну», оскільки фактори вимагають високих значень кваліфікації, яких явно недостатньо в даній маршрутній точці протоки. Відхилення від середнього значення 0,5 по кожному навігаційному параметру визначається шляхом додавання часток що не вистачає до кваліфікаційного параметра, який збільшує ризик. Загалом, на основі представленого графіку (рис. 3.18), у системі управління ризиками для заданого набору вхідних даних спостерігається відносно високий ризик (оцінений у 0,733). Активні правила, особливо в категоріях «Proximity of oncoming vessels», «Wind», «Speed» і «Course», вказують на їх значний вплив на загальну оцінку ризику, у зв'язку з чим досліджуємо ці показники окремо (рис. 3.19).

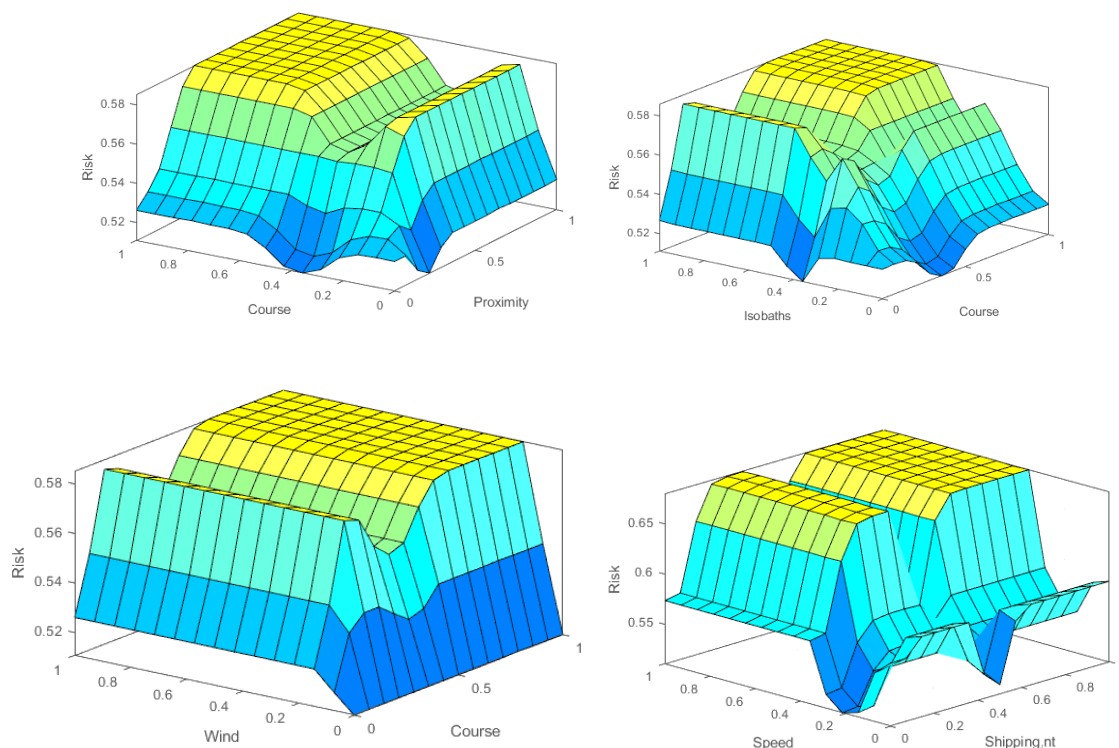


Рисунок 3.19 — Графіки-поверхні основних факторів впливу на загальний ризик

Як видно з графіків-поверхонь (рис. 3.19), кваліфікаційний параметр здатності керувати курсом («Course») є ключовим, який, як правило, збільшує ризик у більшості сценаріїв. Взаємодія інших факторів, таких як «Proximity», «Isobaths», «Wind» і «Shipping_int», також відіграє важливу роль у визначенні загального ризику, що підтверджується динамікою поверхонь на представлених графіках.

Слід врахувати, що не всі з 30 доступних правил активовані, що говорить про специфічність розглянутої ситуації. Також не змінився показник кількості навігаційного обладнання, яке потребує уваги в даній маршрутній точці.

У рамках дослідження, було виконано автоматизовану обробку експериментальних даних ECDIS у складних районах плавання. Цей етап допоміг зменшити суб'єктивність при визначенні параметрів нечітких функцій належності щодо різних навігаційних факторів. У свою чергу, це дозволило перейти до побудови нечіткої системи прогнозування [142, 117]. Виходячи з отриманих нечітких функцій належності, була визначена їх формальна

структура, а також створена нечітка база правил. Ця база використовується інтелектуальною системою для ідентифікації навігаційних ризиків при управлінні судном у складних умовах.

З метою визначення результативності запропонованої нечіткої системи було проведено імітаційне нечітке моделювання з урахуванням моделі кваліфікаційних параметрів оператора-судноводія. Аналіз експериментальних даних показав, як кваліфікаційні параметри впливають на збільшення загального показника ризику при управлінні судном.

Як наслідок, можна зробити висновок, що кваліфікаційна готовність навігатора значно впливає на критичність ситуації, що вносить фактор невизначеності в задачі безпеки та надійності управління судном. Результати моделювання показали, що при незначному зростанні втрати кваліфікаційних параметрів, відносно окремих чотирьох показників, загальний ризик може збільшитися на 15,8% і перевести ситуацію в категорію «небезпечну» або навіть «критичну».

Усе це вказує на те, що прогноз ризику залежить від визначеного фрагмента кваліфікаційних параметрів конкретного оператора-судноводія. Узагальнивши кваліфікаційні параметри щодо кожної шляхової точки маршруту, з'являється можливість завчасно отримувати дані щодо прогнозованої небезпеки, а отже, керувати ризиками в умовах невизначеності людського фактора.

З метою оцінки результативності запропонованого методу, було проведено експеримент. За розробленими критеріями точності керування рухом суден, було проведено два експериментальні заміри із курсантами, використовуючі навігаційні симулятори (Таблиця 3.1, 3.2). У першому замірі, було проаналізовано дії шурманів без застосування методу автоматизованої ідентифікації та оцінки кваліфікаційних параметрів судноводіїв з використанням нечіткої логіки (Таблиця 3.3). У другому замірі було зстосовано метод і відповідно здійснено відновлення недостатніх кваліфікаційних параметрів (Таблиця 3.4).

Таблиця 3.1. Критерії оцінки навігаційної ефективності

Показник	Категорія	Діапазон / Критерії	Бали
Відхилення від курсу	Ідеальний (оптимальний)	$< 2^\circ$	0
	Допустимий	$2^\circ - 3^\circ$	0.5 – 1
	Небезпечний	$3^\circ - 5^\circ$	1
	Дуже небезпечний	$5.1^\circ - 7^\circ$	2
	Критично небезпечний	$> 7^\circ$	3
Відхилення від швидкості	Ідеальний (оптимальний)	± 0.5 вузла	0
	Допустимий	$\pm 0.5 - \pm 1$ вузла	0.5 – 1
	Небезпечний	± 1 вузол (точно)	1
	Дуже небезпечний	$\pm 1.1 - \pm 1.8$ вузла	2
	Критично небезпечний	$\geq \pm 1.9$ вузла	3
Час реакції на попередження	Оптимальний	< 5 секунд	0
	Допустимий	$5 - 10$ секунд	1
	Небезпечний	> 10 секунд	2 (або більше)
Відхилення від розкладу	Оптимальний	< 1 хвилини	0
	Допустимий	$1 - 3$ хвилини	1
	Небезпечний	$3 - 5$ хвилин	2
	Критично небезпечний	> 5 хвилин	3
Частота попереджень	Оптимальний	< 0.3 попереджень на сегмент маршруту	0
	Підвищена	$0.3 - 0.5$ попереджень на сегмент маршруту	1
	Небезпечний	> 0.5 попереджень на сегмент маршруту	2

Таблиця 3. 2. Ранжування ситуацій для оперативного втручання капітана

Сумарний бал за сегмент	Рівень ризику	Рекомендації щодо втручання
2 і менше балів	Низький ризик	Втручання не потрібне
3 – 4 балів	Середній ризик	Рекомендовано оперативне втручання
5 і більше балів	Високий ризик (критичний)	Негайне втручання капітана необхідне

Отже було отримано експериментальні дані без застосування методу.

Таблиця 3.3. Експериментальні дані без застосування методу

Сегмент	Відхилення від курсу (град.)	Відхилення від швидкості (м.м)	Час реакції (сек)	Відхилення від розкладу (хв)	Частота попереджень	Сумарний бал	Втручання капітана	Точність сегмента (%)
1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	2.1° (0.5)	0.6 (0.5)	4 (0)	0.8 (0)	0.2 (0)	1.0	Ні	90
2	1.8° (0)	0.4 (0)	4 (0)	0.5 (0)	0.2 (0)	0	Ні	100
3	3.5° (1)	0.9 (0.5)	7 (1)	2 (1)	0.3 (1)	4.5	Так	55
4	2.5° (0.5)	0.8 (0.5)	4.5 (0)	0.9 (0)	0.2 (0)	1.0	Ні	90
5	2.9° (0.5)	0.7 (0.5)	5.1 (1)	1.5 (1)	0.25 (0)	3.0	Ні	70
6	5.2° (2)	1.2 (2)	11 (2)	3.5 (2)	0.6 (2)	10	Так	0
7	1.9° (0)	0.4 (0)	4 (0)	0.7 (0)	0.2 (0)	0	Ні	100
8	2.8° (0.5)	0.8 (0.5)	4.5 (0)	1.0 (0)	0.2 (0)	1.0	Ні	90
9	2.2° (0.5)	0.6 (0.5)	4 (0)	0.9 (0)	0.2 (0)	1.0	Ні	90
10	6.0° (2)	1.9 (3)	10.5 (2)	3.5 (2)	0.5 (1)	10	Так	0
11	2.5° (0.5)	0.8 (0.5)	4.5 (0)	0.8 (0)	0.25 (0)	1.0	Ні	90

Продовження Таблиці 3.3.

1	2	3	4	5	6	7	8	9
12	7.2° (3)	2.0 (3)	12 (2)	5.5 (3)	0.7 (2)	13	Так	0
13	1.7° (0)	0.4 (0)	4 (0)	0.6 (0)	0.2 (0)	0	Ні	100
14	2.9° (0.5)	0.8 (0.5)	4.8 (0)	1.2 (1)	0.3 (1)	3.0	Ні	70
15	2.9° (0.5)	0.8 (0.5)	4.5 (0)	1.5 (1)	0.3 (1)	3.0	Ні	70
16	5.4° (2)	1.3 (2)	10.5 (2)	3.0 (1)	0.5 (1)	8	Так	20
17	1.8° (0)	0.5 (0)	4 (0)	0.7 (0)	0.2 (0)	0	Ні	100
18	2.8° (0.5)	0.8 (0.5)	4.5 (0)	1.0 (1)	0.3 (1)	3.0	Ні	70
19	2.2° (0.5)	0.6 (0.5)	4 (0)	0.9 (0)	0.2 (0)	1.0	Ні	90
20	3.8° (1)	0.9 (1)	4.5 (0)	2.0 (1)	0.2 (0)	3.0	Ні	70
21	6.0° (2)	1.8 (2)	11 (2)	4.0 (2)	0.6 (2)	10	Так	0
22	1.9° (0)	0.4 (0)	4 (0)	0.7 (0)	0.2 (0)	0	Ні	100
23	2.2° (0.5)	0.6 (0.5)	4.8 (0)	1.2 (1)	0.3 (1)	3.0	Ні	70

(Загальна точність керування рухом склала 64–66 %, втручання капітана – 6 із 23 сегментів). Також було отримано дані із застосуванням методу

Таблиця 3.4. Експериментальні дані із застосуванням методу

Сегмент	Відхилення від курсу (град.)	Відхилення від швидкості (м.м)	Час реакції (сек)	Відхилення від розкладу (хв)	Частота попереджень	Сумарний бал	Втручання капітана	Точність сегмента (%)
1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	1.8° (0)	0.4 (0)	4 (0)	0.8 (0)	0.2 (0)	0	Ні	100
2	1.9° (0)	0.5 (0)	5.5 (1)	0.7 (0)	0.2 (0)	1	Ні	90
3	1.7° (0)	0.4 (0)	4 (0)	0.6 (0)	0.2 (0)	0	Ні	100

Продовження Таблиці 3.4.

1	2	3	4	5	6	7	8	9
4	1.8° (0)	0.5 (0)	4 (0)	1.5 (1)	0.2 (0)	1	Ні	90
5	2.0° (0)	0.5 (0)	4.2 (0)	0.9 (0)	0.25 (0)	0	Ні	100
6	1.9° (0)	0.5 (0)	4.5 (0)	0.8 (0)	0.2 (0)	0	Ні	100
7	2.0° (0.5)	0.7 (0.5)	4 (0)	0.8 (0)	0.2 (0)	1	Ні	90
8	2.1° (0.5)	0.6 (0.5)	4.8 (0)	0.9 (0)	0.25 (0)	1	Ні	90
9	1.8° (0)	0.4 (0)	4.2 (0)	0.8 (0)	0.2 (0)	0	Ні	100
10	1.9° (0)	0.5 (0)	4.5 (0)	0.9 (0)	0.3 (1)	1	Ні	90
11	1.8° (0)	0.4 (0)	5.0 (1)	0.8 (0)	0.2 (0)	1	Ні	90
12	1.9° (0)	0.5 (0)	4.5 (0)	0.9 (0)	0.2 (0)	0	Ні	100
13	1.8° (0)	0.4 (0)	4 (0)	0.8 (0)	0.2 (0)	0	Ні	100
14	1.9° (0)	0.5 (0)	5.0 (1)	0.7 (0)	0.2 (0)	1	Ні	90
15	2.0° (0)	0.5 (0)	4.3 (0)	0.9 (0)	0.25 (0)	0	Ні	100
16	5.0° (1)	1.0 (1)	10 (1)	1.5 (1)	0.4 (1)	5	Так	50
17	1.8° (0)	0.4 (0)	4 (0)	0.8 (0)	0.2 (0)	0	Ні	100
18	1.9° (0)	0.5 (0)	4.5 (0)	0.8 (0)	0.2 (0)	0	Ні	100
19	2.1° (0.5)	0.6 (0.5)	4.7 (0)	0.9 (0)	0.25 (0)	1	Ні	90
20	1.8° (0)	0.4 (0)	4 (0)	0.8 (0)	0.2 (0)	0	Ні	100
21	5.5° (2)	1.5 (2)	11 (2)	3.0 (2)	0.5 (1)	9	Так	10
22	1.8° (0)	0.4 (0)	4 (0)	0.7 (0)	0.2 (0)	0	Ні	100
23	1.9° (0)	0.5 (0)	4.5 (0)	0.8 (0)	0.3 (1)	1	Ні	90

Загальна точність керування рухом судна склала 89–90 %, а втручання капітана відбулось у 2-х із 23 сегментів маршруту.

Таким чином, виконані етапи дослідження успішно підтвердили можливість ідентифікації кваліфікаційних параметрів операторів-судноводіїв у складних навігаційних ситуаціях з використанням інтелектуальних систем

на основі нечіткої логіки. Результати дозволять вдосконалити систему управління судном і підвищити безпеку мореплавства.

3.5. Моделювання інтуїтивних дій судноводіїв та формалізація кваліфікаційних параметрів для управління рухом суден у складних умовах навігації

Для забезпечення належного результату поставлені наступні задачі:

- розробити модель ідентифікації інтуїтивних дій операторів-судноводіїв у критичних ситуаціях під час керування рухом судна у складних умовах плавання;

- розробити формально-логічний метод відновлення кваліфікаційних параметрів судноводія в умовах передбачуваних навігаційних ризиків та режиму реального часу;

- розробити математичну модель для аналізу змін рівня небезпеки в мореплавстві, з урахуванням часу відновлення кваліфікаційних параметрів судноводія, шляхом інтеграції даних з навігаційних систем та даних часової затримки у прийнятті рішень.

Враховуючи апріорну математичну невизначеність багатьох процесів інтелектуальної діяльності людини, складно говорити про причини, через які спостерігається нестандартна поведінка судноводія, що вказує на факт часткової втрати кваліфікаційних параметрів. Враховуючи складність процесів, від яких залежить рівень безпеки дій оператора-судноводія, необхідно визначити межу між його раціональністю в прийнятих ним рішеннях та його інтуїтивною поведінкою, що безумовно вказує на ризики.

Завдання щодо визначення такої межі з метою відстеження раціональності дій оператора-судноводія передбачає нетривіальну і складну задачу, особливо в режимі реального часу, при несенні навігаційної вахти. У даній задачі необхідно розробити логіко-формальний підхід для визначення станів переходу з раціонального в інтуїтивний для вироблення своєчасної реакції для підтримки прийняття рішень і безпечного судноводіння.

Близька задача розглядається, наприклад, у [143], де автори визначають людську раціональність як міркування та прийняття рішень відповідно до когнітивних стратегій, які найкраще використовують обмежені ресурси розуму. Також в теорії двох систем Канемана передбачається, що прийняття рішень базується на двох когнітивних системах: одній автоматичній, інтуїтивній і в основному несвідомій (система 1), а іншій — рефлексивній, раціональній і повністю свідомій (система 2) [144].

Таким чином, виникає завдання у визначенні ідентифікаторів фази інтуїтивної (небезпечної) поведінки оператора-судновода за неявними ознаками, які складно відстежити шляхом візуального спостереження іншими членами вахтової служби. Визначивши діапазон часу активізації небезпечної фази, з'явиться можливість у синхронізації з зонами маршруту, поточними операціями, очікуваними діями, що вказуватимуть на конкретні, втрачені складові елементи кваліфікаційних параметрів оператора-судновода.

Тож, спочатку необхідно у формальному виді визначити ті дії, які дозволяють відокремити інтуїтивну поведінку від усвідомленої [145]. У випадку інтуїтивної поведінки оператора, коли досвід замалий, або ситуація невідома, має спрацьовувати механізм відновлення знань. В іншому випадку, NDM (Naturalistic Decision Making), (T-Task) — спрацьовують оператори несвідомого прийняття рішень в умовах невизначеності що призводить до наявності хаотичної фази «Dark Solution». З метою більш глибокого аналізу вказаних ризиків було зібрано дані під час роботи із симуляторами керування рухом судна з освітньої компоненти «Навігація і лоція» — модуль ECDIS (Electronic Chart Display and Information System) у сертифікованому тренажерному центрі Anglo-Eastern Ukraine, Одеса в період жовтень-листопад 2023 р. (рис. 3.20).

За результатами оброблених даних, підтвердилась гіпотеза у тому, що в моментах недостатності кваліфікаційних параметрів, курсанти переходять до моделей інтуїтивної поведінки, яка залежить від їх індивідуальних особливостей та попереднього досвіду.



а

б

Рисунок 3.20 — Використання симулятора Transas NS 5000 в аналізі даних: а — завантаження сценарію розходження; б — створення критичних ситуацій

Було виявлено ризики в організації людино-машинної взаємодії при використанні автоматизованих систем керування рухом судна у 56 % випадків підчас лабораторного експерименту.

Визначено, що у таких випадках в 63 % навігаційних ситуацій відбувається значне відхилення від заданого курсу судна, у 37 % призводило до зменшення швидкості, що впливає на загальну інтенсивність трафіку. У свою чергу стан інтуїтивної поведінки у курсантів, із явними ознаками втрати окремих кваліфікаційних параметрів, у 24 % випадків призводили до зіткнень із зустрічними суднами та посадкою на мілину, що визначається як катастрофічна ситуація.

Враховуючі зазначене, з метою поглиблення в проблему визначення ризиків та знаходження підходів щодо їх нівелювання, було зібрано та проаналізовано експериментальні дані. Зібрані дані під час виконання рейсу в жовтні-листопаді 2023 р. у складних районах плавання у North Sea area дозволили визначити елементи інтуїтивної поведінки операторів-судноводіїв.

3.6. Розробка методу ідентифікації інтуїтивних дій операторів-судноводіїв у критичних ситуаціях

Отже, виходячи з завдань дослідження, пропонується структура методу ідентифікації інтуїтивних дій операторів-судноводіїв, що складається з 15-ти категорій, де кожна категорія представлена формальним описом, проявом судноводія, критерієм ідентифікації та головним фактором:

1. Сприйняття та оцінка ситуації.

Формальний опис (3.1):

$$f / \mu: z / Z_{\alpha int} 1 \rightarrow z / Z_{\alpha} 2. \quad (3.1)$$

Де z — поточний стан судноводія, $Z_{\alpha} 1$, $z / Z_{\alpha} 2$ — стани до та після інтуїтивної оцінки.

Прояв: неусвідомлене відчуття небезпеки, що проявляється у нехтуванні процесом вивчення району побережжя перед підходом до нього. Особливо, коли ситуація вимагає від судноводіїв високого рівня уважності та сприйняття деталей для правильної оцінки небезпеки (рис. 3.21).



Рисунок 3.21 — Сприйняття та оцінка ситуації (визначення часу аналізу)

Критерій: занадто швидке усвідомлення змін.

Фактор: $Z_{\alpha int}$ — неочікуване швидке інтуїтивне сприйняття ситуації.

2. Динаміка інтуїції та вибір дій.

Формальний опис (3.2):

$$f / \mu: \neg \tau / T \rightarrow \tau / T_{int}. \quad (3.2)$$

Де τ — поточний цільовий стан, T — множина можливих станів.

Прояв: рішення «на відчуття», що спричинює нехтування аналізом можливих ризиків при виборі найбезпечніших маршрутів, обрання швидких рішень що засновані на інтуїції.

Критерій: раптове відчуття «правильності дій».

Фактор: τ/T_{int} — інтуїтивний вибір, який не передбачає інструкція.

3. Когнітивні процеси.

Формальний опис (3.3):

$$Gv(\tau) = Cog(aPa) \rightarrow eCog(bPb)\tau[Context], \quad (3.3)$$

де τ — контекст дій, Cog — когнітивна функція, Pa, Pb — параметри, пов'язані з елементами a та b .

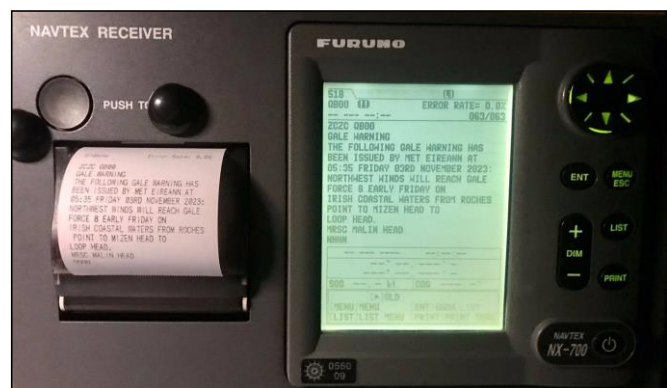
Прояв: неочікувані асоціативні зв'язки, що порушує алгоритми використання навігаційних інструментів (GPS (Global Positioning System), електронних карт ECDIS) для точного визначення місцеположення судна, а також візуальних та радіолокаційних спостережень (рис. 3.22 а, б).

Критерій: миттєве розуміння складної інформації.

Фактор: $Cog_{int}(a,b)$ — інтуїтивне розуміння послідовності дій у складних операціях.



а



б

Рисунок 3.22 — Неочікувані асоціативні зв'язки та розуміння складної інформації *а* — дані GPS; *б* — відповідні до GPS дані Navtex (NAVigational TELeX, міжнародна автоматизована система оповіщення)

4. Загальна трансформація (адаптація до змін):

Формальний опис (3.4):

$$Gv\Xi(\tau) = f / \mu : \tau \rightarrow e\tau' [Context] \Xi \in \Xi, \quad (3.4)$$

де: Ξ — множина можливих змін, τ' — новий контекст після адаптації.

Прояв: інтуїтивне реагування на зміни, що зумовлює неочікувану гнучкість до змін в навігаційних планах у відповідь на непередбачені умови або нову інформацію [146], що виявляється під час плавання.

Критерій: швидка адаптація без аналізу.

Фактор: Ξ_{int} — інтуїтивна адаптація до невідомого набору навігаційних даних.

5. Комплексна модель поведінки:

Формальний опис:

$$Gv(\tau) = a\{Context\}a\{Affordance\}a\{Contrfactuals\}a\{Metaphor\}a\{Emotion\}a\{g/\mu\} \\ a\{LAoT\}a \rightarrow \\ \{h/\mu(e)\}b\{Context\}b\{Affordance\}b\{Contrfactuals\}b\{Metaphor\}b\{Emotion\}b\{g/\mu\}b\{LAoT\}b\tau,$$

де $LAoT$ — інструменти (локальних «векторів часу») або технології, використовувані інтуїтивно.

Прояв: підсвідоме управління декількома завданнями, і як наслідок, слабка координація різних складових плавання, включаючи навігацію, вахтову службу, маневреність судна, та управління швидкістю в складних умовах.

Критерій: багатозадачність без свідомого фокусу.

Фактор: $LAoT_{int}$ — інтуїтивні синхронні дії інструментами та обладнанням.

6. Обробка складних подій та прийняття рішень в критичних ситуаціях:
формальний опис (3.5):

$$Ev \uparrow \equiv < \tau | x p \varepsilon > \uparrow \equiv < \tau g / \mu \tau p g / \mu p \varepsilon g / \mu \varepsilon > g / \mu Ev \uparrow, \quad (3.5)$$

де Ev — конкретна подія або ситуація, τ, x, p, ε — параметри, що впливають на реакцію.

Прояв: інтуїтивне прийняття рішень у критичних ситуаціях (рис. 3.23), що спостерігається у недостатньому за часом аналізі критичних ситуацій, таких як імовірність зіткнення суден тощо.

Критерій: швидке рішення (зміна швидкості/курсу) без довгого аналізу.

Фактор: Ev_{int} — інтуїтивне реагування на події.

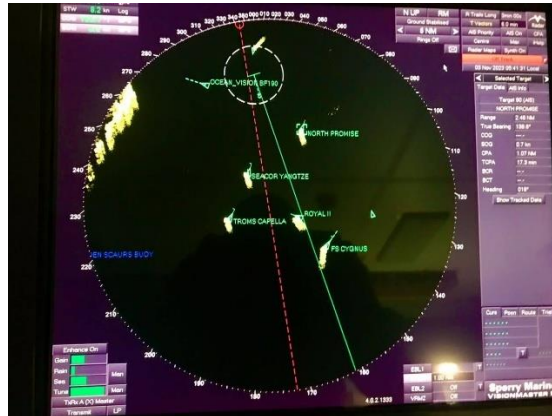


Рисунок 3.23 — Інтуїтивне прийняття рішень у багатofакторних критичних ситуаціях

7. Пошук винагород та ефектів.

Формальний опис (3.6):

$$Ev \uparrow \propto Ev \text{ \& } Evp \uparrow [Context]\{Rewards\}\{Effects\}, \quad (3.6)$$

де $Rewards$, $Effects$ — потенційні винагороди та ефекти від дій судноводія.

Прояв: внутрішнє відчуття «правильного» маневру або дії, а саме недостатній розрахунок ризиків та визначення безпечних дій, включаючи управління швидкістю та маневрами судна.

Критерій: інтуїтивне визначення найбільш безпечних дій.

Фактор: $Rewards_{int}$, $Effects_{int}$ — інтуїтивне сприйняття винагород та наслідків [147].

8. Серендіпність та інтуїція.

Формальний опис (3.7):

$$\forall Ev | \rightarrow \max \langle IBCSL \rangle Ev | \rightarrow \max Idea, \quad (3.7)$$

де $IBCSL$ — інформаційний контекст, $Idea$ — ідея або рішення.

Прояв: неочікуване рішення або дії, що засновані на досвіді та спостереженнях, а не на аналізі вимог морських організацій щодо попередження можливих небезпек.

Критерій: раптове «правильне» рішення без явної причини.

Фактор: $Idea_{int}$ — інтуїтивне утворення ідей.

9. Пошук ресурсів та синтез часу.

Формальний опис (3.8):

$$[Resource - Search] f [Time - Synthesis] f / \mu [HPP] f / \mu [Context], \quad (3.8)$$

де μ — функція/механізм, що використовується для визначення використання ресурсів та часу.

Прояв: інтуїтивне відчуття часу при використанні ресурсів, що проявляється під час експлуатації навігаційного обладнання.

Критерій: ефективне використання ресурсів та часу без детального планування.

Фактор: $Resource - Search_{int}$, $Time - Synthesis_{int}$ — інтуїтивний пошук ресурсів та синтез часу.

10. Світові події.

Формальний опис (3.9):

$$Ev : WorldEv \uparrow : WorldEv \uparrow, \quad (3.9)$$

де $WorldEv$ — глобальні події або зміни, що впливають на навігацію.

Прояв: підсвідоме розуміння міжнародних стандартів [148], що спричинює нехтування усталеними навігаційними практиками у рішеннях, пов'язаних з безпекою плавання.

Критерій: адаптація до глобальних навігаційних практик.

Фактор: $WorldEv_{int}$ — інтуїтивне сприйняття світових подій.

11. Відображення часу.

Формальний опис (3.10):

$$[Start - Mid - End] f / \mu [Past - extendedNow - Future] \quad (3.10)$$

де $[Start]$, $[Mid]$, $[End]$ — різні фази часового періоду, $[Past]$, $[Now]$, $[Future]$ — часові категорії.

Прояв: інтуїтивне визначення оптимального часу для дій, що свідчить про відсутність планування навігаційних маневрів та дій відповідно до часових обмежень і вимог.

Критерій: спонтанне сприйняття часових рамок для виконання дій.

Фактор: $Time_{int}$ — інтуїтивне відображення часу.

12. Складні зображення та події.

Формальний опис:

$[Complex\ images\ chemas]f/\mu[Images\ cheta-EVENT]f/\mu[Images\ cheta-PATH]f/\mu,$

де $[Complex\ images\ chemas]$ — складні образні схеми, використовувані в навігації.

Прояв: швидке «читання» навігаційних карт і даних, що проявляється під час використання детальних навігаційних карт та візуальних даних для точного визначення місцезнаходження судна для уникнення навігаційних перешкод.

Критерій: інтуїтивне розуміння складної інформації.

Фактор: $Images\ chemas_{int}$ — інтуїтивне сприйняття зображень.

13. Цикли часу та ритми.

Формальний опис: $[TimeCycle]f/\mu[Rhythms]f/\mu$, де $[TimeCycle]$ — цикли часу, пов'язані з навігаційними потребами.

Прояв: підсвідоме узгодження циклів вахтової роботи, що впливає на злагодженість вахтової служби, порушує моніторинг щодо безпеки [149].

Критерій: синхронізація роботи з циклами доби.

Фактор: $Rhythms_{int}$ — інтуїтивне узгодження ритмів.

14. Вплив досвіду подій.

Формальний опис (3.11):

$$Echo-Event(Ev) \uparrow Echo-Events(Ev \uparrow) Multiple-Echo(f/\mu), \quad (3.11)$$

де: $Echo-Event(s)$ — відлуння минулих подій у поточних рішеннях.

Прояв: неусвідомлене використання минулого досвіду, що характеризується вибірковістю аналізу минулих подій для вдосконалення майбутніх навігаційних стратегій [9].

Критерій: «відчуття» історичних патернів.

Фактор: $Echo_{int}$ — інтуїтивне «відлуння» подій.

15. Особливості навігаційної зони.

Формальний опис (3.12):

$$\forall pGs(\varepsilon | Ev(p\varepsilon)LAoT(f/\mu)) \cup p\varepsilon AgAg, \quad (3.12)$$

де Gs — глобальна система, εAg — місцеві особливості або агенти.

Прояв: інтуїтивне розуміння особливостей навігаційної зони, а саме неврахування дрібних атрибутів навігаційної зони, включаючи прибережні течії, глибини та інші місцеві умови лоцій, що впливають на безпеку [120].

Критерій: глибоке, неусвідомлене сприйняття місцевості.

Фактор: $LAoT_{int}$, Ag_{int} — інтуїтивне відчуття місця.

Стає зрозумілим що інтуїтивні прояви у критичних ситуаціях виникають за умови недостатньої кваліфікаційної складової судноводіїв відносно навігаційних ситуацій, не мають достатньо досвіду та усталених алгоритмів дій. З огляду на це, застосування запропонованого методу дозволить визначити їх інтуїтивну поведінку у режимі реального часу, але для розробки ефективної стратегії управління та запобігання навігаційним ризикам необхідно розробити метод автоматизованого відновлення кваліфікаційних параметрів.

3.7. Розробка та формалізація методу відновлення кваліфікаційних параметрів судноводія

Відповідно до представленої моделі ідентифікації інтуїтивних дій операторів-судноводіїв, передбачається розробка методу автоматизованого відновлення елементів кваліфікаційних параметрів судноводія. Метод містить 16-ть етапів, логіко-формальний опис яких було представлено у другому розділі, але їх організаційна суть представлений нижче.

Етап 1. Модуль виконує пошук за ключовими словами в базі даних Lms Moodle, показники інтелектуальної діяльності судноводія під час його підготовки, відносно певного спектру навігаційних параметрів та точок маршруту руху судна.

Етап 2. Визначається перелік недостатніх елементів кожного з КП судноводія, що беруть участь у точці маршруту для забезпечення безпеки

судноплавства. Також необхідно врахувати ранг кожного КП, з огляду на локацію, ранги одних і тих самих параметрів в різних точках маршруту можуть бути різні.

Етап 3. Далі, відповідно до переліку недостатніх елементів КП, визначається складність відновлення кожного елемента відносно рівня безпеки у майбутній маршрутній точці. Визначається, наскільки елемент КП складний за своєю структурою та залежний від інших КП, які зв'язки має з ними.

Етап 4. Визначається індивідуальна схильність судноводія до сприйняття типів інформації (також швидкість реакції на окремі види інформаційних сигналів (негативних)) — наприклад відеоінформації, підбирається спектр кольорової палітри, для аудіо — рівень гучності звуку. Оскільки для кожного судноводія найбільш засвоюваним може бути конкретний набір інформації у певній пропорційній структурі.

Етап 5. Формуються метадані контенту елементів КП (відповідно до ПДМНВ), що вимагають відновлення з урахуванням показників часу до маршрутної точки за таблицями планування маршруту. Виконується генерація часової класифікації КП на маршрут, особливості її зміни з урахуванням індивідуальних особливостей оператора-судноводія [150]. Відбувається визначення логічної структури формування кваліфікаційного параметра у когнітивній моделі.

Етап 6. Визначається сукупність метаданих за всіма КП, що беруть участь у забезпеченні безпеки в майбутній маршрутній точці. Генеруються структури, що найбільш ємно об'єднують недостатні елементи КП відносно маршрутної точки. У випадку наявності точок які мають повторення елементів КП, передбачено розподіл контенту для відновлення таким чином, щоб найбільш ефективно відновити КП по кожній з маршрутних точок.

Цей підхід зосереджений на мінімізації загального часу, який потрібен для відновлення усіх необхідних КП до кожної з маршрутних точок, та з урахуванням повторень елементів і необхідності їх ефективного розподілу.

Етап 7. Генеруються взаємозв'язки і за ними запускаємо процес об'єднання метаданих КП у сукупність для оптимізації сприйняття контенту судноводієм за часом. При цьому враховується ресурс сприйняття інформації, фізіологічні та мотиваційні особливості судноводія [151], рівень втоми на даний момент часу, поточне навантаження на увагу.

Етап 8. Запускається автоматизований пошук за метаданими КП у базі даних, зокрема Ocean Learning Platform. База також може представляти собою сукупність відеозаписів навігаційного мостика на кожному судні компанії. Має бути передбачено необхідна кількість камер, кут ракурсу яких охоплює кожне джерело навігаційної інформації, робочого місця судноводія відповідно до КП. Першочергово розглядаються дані стосовно точки маршруту у цій же локації (у раніше пройдених маршрутах) [152], другий пріоритет стосовно маршрутних точок в інших локаціях, але з повністю ідентичною навігаційною ситуацією (дотримання всіх зовнішніх і внутрішніх факторів на більш ніж 90 %). В інших випадках, обстановка має відповідати не менш ніж на 80 % основних елементів КП і 70 % другорядних, приклад — CATZOC (Category Zone of Confidence — категорія зони довіри). Бази відеоданих є конфіденційними.

Етап 9. Інформація відеозаписів аналізується за відеорядом стосовно знімків кожні 5–30 секунд, залежно від рівня ризику у даній маршрутній точці.

Етап 10. Інтелектуальний модуль виконує розпізнавання знімків і визначає діапазон відеоряду, такий, який за даними з сервера стосовно ECDIS, AIS, GPS, ARPA, на більш ніж 80 % відповідає дійсній навігаційній ситуації.

Етап 11. Відеофрагменти, відібрані за описаними критеріями, повинні містити виключно приклади виконання дій для забезпечення безпеки стосовно раніше визначених нечітких правил.

Етап 12. Трансляція відеофрагментів за допомогою засобів і методів доповненої реальності, синхронно з несенням навігаційної вахти. Це передбачає використання спеціальних окулярів. Додатково визначається режим подачі контенту з таким розрахунком, щоб не перевантажувати та/або

не відволікати судноводія від виконання поточних завдань під час несення вахти. Застосування доповненої реальності — ефективний спосіб подачі інформації, оскільки на бортові комп'ютери, інше програмне забезпечення встановлювати не можна.

Етап 13. Концентрація інформації, яка подається з різним ступенем інтенсивності у часі, визначає вихідний параметр і передбачає лінгвістичну шкалу рівня складності сприйняття як динамічно змінюваний коефіцієнт. Складність сприйняття може викликати критичну реакцію, у випадку, коли відбувається ефект накопичення та перевантаження інформацією [45].

Етап 14. Виходячи з цього, важливо розробити схему із зворотним зв'язком, яка зможе формувати керуючий сигнал на вхід системи, щоб дозувати додаткове навантаження по відновленню КП у режимі реального часу.

Етап 15. Важливо врахувати, що у певних ситуаціях, коли попередній розрахунок відновлення сукупності КП не дає достатньої впевненості в забезпеченні безпеки, капітану необхідно замінити члена вахтової служби або посилити вахту.

Етап 16. У ході динамічно змінюваних навігаційних даних може виникнути ситуація, у якій з'являється висока ймовірність виникнення скупчень елементів КП, відновлення яких за часом не можливе.

У таких випадках інтелектуальна система може запропонувати скористатись автопілотом, синхронно проінформувавши капітана та вахтову команду про таке рішення.

З метою визначення результативності запропонованого підходу, у режимі реального часу, на початку грудня 2023 року було проведено експеримент на переході судна маршруту Rotterdam-Amsterdam. Начальні та кінцеві шляхові точки маршрути визначались як найбільш складні за КП (рис. 3.24).

Експеримент було проведено із врахуванням несення вахти її членами:

1. капітан/член вахти з 08:00 до 12:00.

2. Капітан/член вахти з 20:00 до 24:00 (досвід роботи на посаді капітана – 6 років, загальний досвід роботи на морі — 19 років).

3. Перший помічник капітана/член вахти з 04:00 до 08:00, ведення навігаційної вахти.

4. Перший помічник капітана/член вахти з 16:00 до 20:00 (досвід на посаді першого помічника — 8 років, загальний досвід роботи на морі — 16 років).

5. Другий помічник капітана/член вахти з 24:00 до 04:00 та з 12:00 до 16:00 (досвід роботи на посаді другого помічника — 3 роки, загальний досвід роботи на морі — 10 років).



Рисунок 3.24 — Опрацювання маршруту Rotterdam-Amsterdam

Враховуючі складність району плавання та орієнтовний час наближення до початкової точки операції швартовки, що складав 42 хвилини, було запущено у синхронному режимі систему відновлення знань. Часу у 27 хвилин виявилось достатнім для автоматизованого вибору та подання даних у вигляді фото- та відеофрагментів судноводієві за близькими навігаційними обставинами. Для аналізу та формування контенту для відновлення кваліфікаційних параметрів було витрачено 3 хв 38 секунд.

3.8. Моделювання динаміки зміни рівня небезпеки з урахуванням часу відновлення кваліфікаційних параметрів судноводія

З метою проведення моделювання результативності відновлення кваліфікаційних параметрів введемо функцію $f(x)$. Це дозволить відобразити вплив інформації від навігаційних пристроїв на процес прийняття рішень. При цьому x може бути змінною, що описує поточний стан системи управління судном (3.13):

$$f(x) = k_1x_1 + k_2x_2 + \dots + k_7x_7, \quad (3.13)$$

де x_1 — вихід ECDIS (курс судна), x_2 — вихід радара, ... x_7 — вихід гірокомпаса.

Коефіцієнти k_1, k_2, \dots, k_7 представляють собою вагу інформації від пристрою у процесі прийняття рішень. Ці коефіцієнти можуть бути визначені на основі рівня складності опрацювання інформації від кожного пристрою.

Тепер, $g(t)$ буде функцією, що представляє собою зовнішній вплив на систему. Виходячи з часових рівнів прийняття рішень, $g(t)$ може бути розділена на кілька рівнів інтенсивності:

- дуже низький: $g(t)=A$ (невелике постійне значення);
- низький: $g(t)=B$ (трохи більше A) і так далі до (x_7) ;
- критичний: $g(t)=F$ (найбільше значення).

Підставляючи все це у диференціальне рівняння $b_1 \frac{dx}{dt} + b_0x = g(t)$ було отримано вихід системи x у залежності від зовнішніх умов $g(t)$ і на основі цього виходу промодельовано поведінку змінної y в рівнянні $a_1 \frac{dy}{dt} + a_0y = f(x)$.

Щоб продовжити рішення, було використано конкретні значення коефіцієнтів, отримані на основі експериментальних даних:

- a_0 — відображає прямий час, необхідний для первісного сприйняття та розуміння навігаційної ситуації;
- a_1 — відображає затримку, пов'язану з часом на прийняття рішення після сприйняття навігаційної ситуації. Це включає аналіз інформації,

обговорення з членами вахти тощо;

– b_0 — час, що необхідний для взаємодії з конкретним обладнанням на борту. Також включає у себе фізичні дії, такі як робота з ECDIS та налаштування радару, тощо;

– b_1 — час, необхідний для віднесення поточної навігаційної ситуації до раніше вивченої або відомої інформації, що включає у себе згадування минулих ситуацій, ознайомлення з картами або інший порівняльний аналіз.

Для математичного моделювання, було прийнято два варіанти (короткострокове та довгострокове):

– a_0 — час на сприйняття ситуації: 2 хвилини (27 хвилин);

– a_1 — час на прийняття рішення: 3 хвилини (30 хвилин);

– b_0 — час на відновлення знань за взаємодії з обладнанням: 3 хвилини (27 хвилин);

– b_1 — час на віднесення відновлених знань: 1 хвилина (3 хвилини).

Для рівняння (3.14):

$$\frac{d^2 y}{dt^2} + a_1 \frac{dy}{dt} + a_0 y = b_1 \frac{dx}{dt} + b_0 x, \quad (3.14)$$

після введення нових коефіцієнтів в диференціальне рівняння, та використовуючи перетворення Лапласа, було отримано наступний вираз:

Перетворені коефіцієнти: $a_1 s + a_0$, $b_1 s + b_0$.

З урахуванням початкових умов $y(0) = 2$ і $\frac{dy}{dt}(0) = 0$, а також рівня ризику — $x(t)$, у вигляді ступінчастої функції, яка змінюється від 2 до 5 на $t=4$ хв., після виконання перетворення Лапласа та розв'язання рівняння, слідує зворотне перетворення [153], щоб отримати $y(t)$ у часовій області.

Було прийнято що на початку $y(t)$ дорівнює 2. При $t=4$ починається різка зміна через раптовий штормовий вітер, і система починає реагувати на цю зміну.

На основі цього, визначимо $x(t)$ як ступінчасту функцію: $x(t) = 2 + 3u(t-4)$, де $u(t)$ — це функція одиничного стрибка, а її похідна:

$\frac{dx}{dt} = 3\delta(t-4)$ та $\delta(t)$ — це дельта-функція Дірака [154].

Було використано перетворення Лапласа (3.15):

$$s^2Y(s) + 3sY(s) + 2Y(s) = sX(s) + 3X'(s). \quad (3.15)$$

Виходячи з функції $x(t)$, її перетворення: $X(s) = \frac{2}{s} + \frac{3e^{-4s}}{s}$, $X'(s) = -3e^{-4s}$.

Далі було знайдено $Y(s)$ і виконано зворотне перетворення Лапласа.

Отже, було отримано диференціальне рівняння (3.16):

$$\frac{d^2y}{dt^2} + 3\frac{dy}{dt} + 2y = 3\delta(t-4) + \frac{5}{t}, \quad x(t) = 2 + 3u(t-4), \quad \frac{dx}{dt} = 3\delta(t-4). \quad (3.16)$$

Переписане рівняння у області Лапласа має вигляд (3.17):

$$s^2Y(s) + 3sY(s) + 2Y(s) = 3e^{-4s} + \frac{5}{s}. \quad (3.17)$$

Для визначення коефіцієнтів A , B і C , виконано часткове дроблення.

Розкладено дріб на прості складові (3.18):

$$\frac{1}{s(s+1)(s+2)} = \frac{A}{s} + \frac{B}{s+1} + \frac{C}{s+2}. \quad (3.18)$$

Використовуючи дані рівняння, знайдено коефіцієнти: для s^2 : $A+B+C=0$;

для s^1 : $3A+2B+C=0$; для s^0 : $2A=1$, $A = \frac{1}{2}$.

Підставлене значення A у перше і друге рівняння, дозволило отримати:

$$B+C = -\frac{1}{2} \text{ и } 2B+C = -\frac{3}{2}, \text{ тоді: } A = \frac{1}{2}, B=0, C = -\frac{1}{2}.$$

$$\text{З попереднього аналізу: } Y(s) = \frac{\frac{1}{2}}{s} + \frac{0}{s+1} + \frac{-\frac{1}{2}}{s+2}.$$

Застосовано зворотне перетворення Лапласа до кожного з цих складових:

$$\text{для } \frac{\frac{1}{2}}{s} : \lambda^{-1} \left\{ \frac{\frac{1}{2}}{s} \right\} = \frac{1}{2}; \quad \text{для } \frac{0}{s+1} : \lambda^{-1} \left\{ \frac{0}{s+1} \right\} = 0; \quad \text{для } \frac{-\frac{1}{2}}{s+2} : \lambda^{-1} \left\{ \frac{-\frac{1}{2}}{s+2} \right\} = -\frac{1}{2} e^{-2t}.$$

Таким чином, $y(t) = \frac{1}{2} - \frac{1}{2}e^{-2t}$, з урахуванням початкових умов і коефіцієнтів.

Отже отримані залежності із функцією відновлення кваліфікаційних параметрів судноводія матимуть такі графіки (рис. 3.10, *а, б*).

У свою чергу, якщо промоделювати затримку у відновленні кваліфікаційних параметрів із вхідними даними $a_0=3$, $a_1=2$, $b_0=15$ та $b_1=12$, було визначено залежності (рис. 3.25, *в, г*).

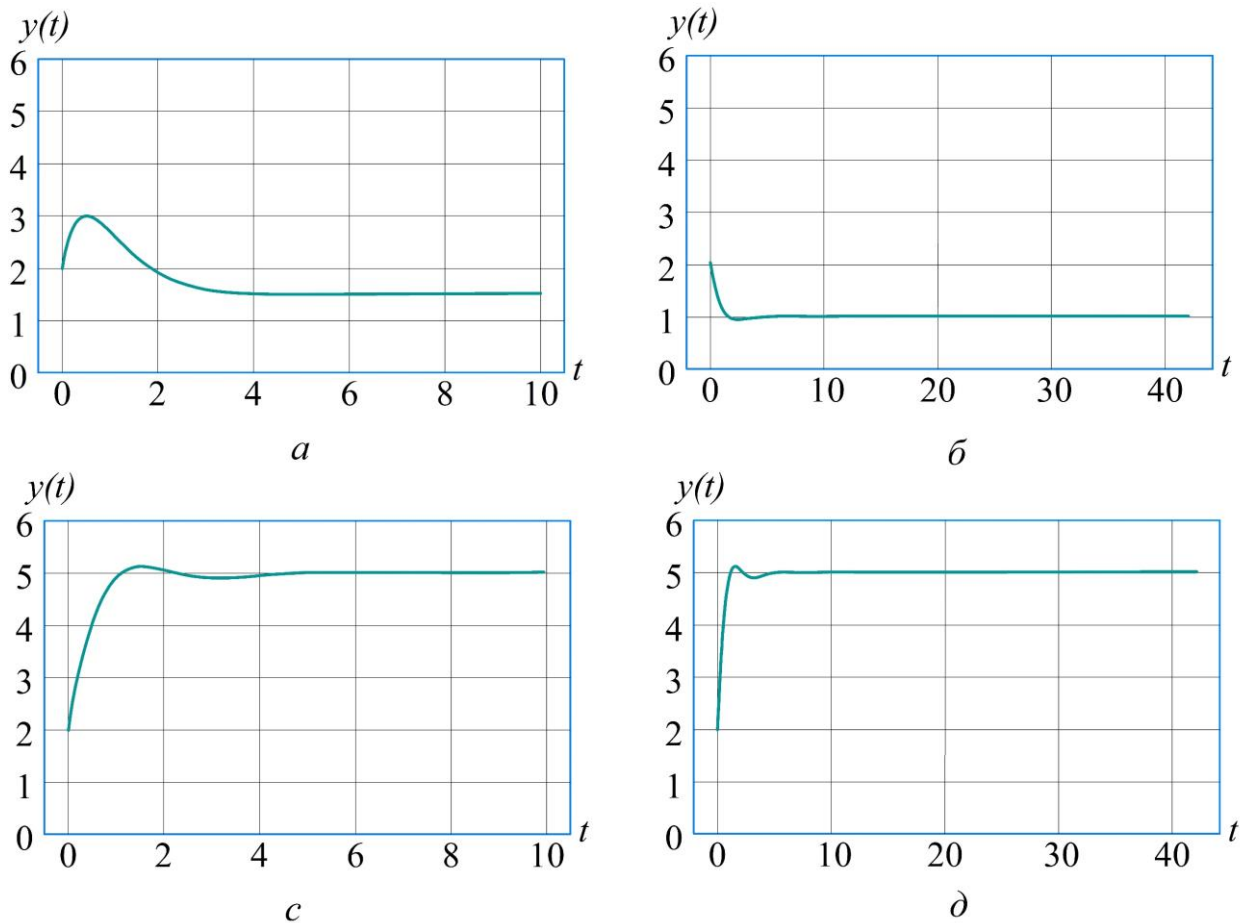


Рисунок 3.25 — Графіки залежності рівня ризиків за часом: *а* — рівень небезпеки при короткотривалій операції із функцією відновлення кваліфікаційних параметрів; *б* — рівень небезпеки при довготривалій операції із функцією відновлення кваліфікаційних параметрів; *в* — рівень небезпеки при короткотривалій операції без функції відновлення кваліфікаційних параметрів; *г* — рівень небезпеки при довготривалій операції без функції відновлення кваліфікаційних параметрів

Отримана функція $y(t)$ описує зміну рівня небезпеки судноплавства залежно від часу у відповідь на раптову зміну погодних умов. Ця функція може бути використана для управління безпекою судноплавства наступними способами:

1. прогнозування рівня небезпеки: використовуючи $y(t)$, можна прогнозувати рівень небезпеки у певні часові інтервали. Це допоможе капітану та команді бути готовими до майбутніх умов.

2. Рішення про маневрування: коли рівень небезпеки досягає критичної точки або наближається до неї, можна прийняти рішення про зміну курсу, зниження швидкості або пошук укриття.

3. Відновлення КП екіпажу: використовуючи цю функцію, можна створювати тренувальні сценарії для екіпажу, щоб вони могли краще розуміти та реагувати на змінні умови.

4. Створення автоматичних систем попередження: функція може бути вбудована в автоматичні системи попередження на борту, які будуть сигналізувати екіпажу про зростаючий рівень небезпеки, даючи йому більше часу на реакцію.

Загалом, отримана функція $y(t)$ надає інструмент для розуміння та управління ризиками, пов'язаними з судноплавством у складних погодних умовах. Однак слід враховувати що математичне моделювання треба виконувати для кожного індивідуального судноводія окремо.

3.9. Результати застосування розробленої системи управління безпекою при керуванні рухом судна

Отримані результати дослідження пояснюються тим, що було розроблено у комплексі модель ідентифікації інтуїтивних дій та метод відновлення кваліфікаційних параметрів операторів-судноводіїв.

Так, за допомогою моделі ідентифікації інтуїтивних дій операторів-судноводіїв, було визначено 15-ть відповідних категорій. Кожна з категорій дозволила визначити змінні, які вказують на інтуїтивну поведінку:

- $Z_{\alpha \text{ int}}$ — швидке сприйняття ситуації;
- τ/T_{int} — вибір, який не передбачає інструкція;
- $\text{Cog}_{\text{int}}(a,b)$ — розуміння послідовності дій у складних операціях;
- Ξ_{int} — адаптація до невідомого набору даних;
- LAoT_{int} — синхронні дії з інструментами та обладнанням;
- Ev_{int} — реагування на події;
- $\text{Rewards}_{\text{int}}, \text{Effects}_{\text{int}}$ — сприйняття винагород та наслідків;
- Idea_{int} — утворення ідей;
- $\text{Resource} - \text{Search}_{\text{int}}, \text{Time} - \text{Synthesis}_{\text{int}}$ — пошук ресурсів та синтез часу;
- $\text{WorldEv}_{\text{int}}$ — сприйняття світових подій;
- Time_{int} — відображення часу;
- $\text{Images chemas}_{\text{int}}$ — сприйняття зображень;
- $\text{Rhythms}_{\text{int}}$ — узгодження ритмів;
- Echo_{int} — «відлуння» подій;
- $\text{LAoT}_{\text{int}}, \text{Ag}_{\text{int}}$ — відчуття місця.

Усі ці змінні ідентифікуються лише за двома параметрами, часу прояву порівняно із часом виконання подібних завдань в умовах попередньої підготовки або існуючого досвіду роботи. Під час аналізу, коли швидкість прояву більша ніж в два рази, у складних ситуаціях дія вважалась інтуїтивною, у 56 % випадків це призводило до застосування методу відновлення кваліфікаційних параметрів операторів-судноводіїв. Не сприймати такі обставини можливо лише у випадках, коли в експерименті беруть участь досвідчені капітани як це розглянуто в дослідженні [155].

Особливість запропонованого методу й отриманих результатів полягає у застосуванні 16-ти послідовних формально-аналітичних етапів, кожен з яких має мету, організаційну структуру обробки даних та математичний опис.

Аналітична частина кожного етапу методу була розроблена із врахуванням індивідуальних ознак операторів-судноводіїв, їх реакцій, прогностичних моделей, кореляції та регресії (етап 4), що широко

застосовується у дослідженнях вчених які вивчають фактори небезпек судноводіння [156].

Враховуючі великі масиви даних, в режимі реального часу, застосовуються нейронні мережі, зокрема LSTM, (етап 7), які добре виконують дотичні завдання під час аналізу та виявлення втоми навігаторів у дослідженні [157].

Однак, порівняно із відомими дослідженнями [158] цей комплекс етапів передбачав і аналіз відео-інформації (етап 9), засобами конволюційних нейронних мереж (CNN) та часових рядів, що має високі показники спроможності в ідентифікації суден-цілей, які можуть становити небезпеку.

Загалом всі етапи методу були об'єднані відомими формальними підходами та методами, які можна розкласифікувати за наступними напрямками:

- статистичний аналіз (етап 2. 2. Кореляція Пірсона (r); етап 9. 3. Аналіз часових рядів (R_t); етап 10. 3. Статистичні методи (V));
- кластеризація та класифікація (етап 2. 3. Кластеризація КП ($s_i^{(n)}$); етап 9.1. конволюційні нейронні мережі ($f(X)$); етап 10. 2. Машинне навчання ($P(y|X)$); етап 11. 2. SVM для класифікації відео ($f(x)$));
- оптимізація та рішення (етап 5. 4. Оптимізаційні алгоритми ($D(v)$); етап 6. 3. Мінімізація часу відновлення КП; етап 7. 2. Лінійне програмування (Z); етап 15. 3. Оптимізація розподілу ресурсів (O));
- моделювання та прогнозування (етап 3. 3. Системна динаміка (dN/dt); етап 7. 3. Нейронні мережі (y); етап 7. 5. Інтеграція часових рядів (RNN, LSTM); етап 10. 1. Глибоке навчання ($f(X)$); етап 12. 2. Модель предиктивного кодування (P_t);
- динамічні системи та контроль (етап 7. 4. Моделювання втоми та уваги (диференційні рівняння); етап 14. 1. Система зворотного зв'язку ($U(t)$); етап 14. 2. Модель нечіткого логічного контролера ($U(t)^*$);
- інтеграція та синтез (етап 8. 4. візуалізація даних; етап 11. 1. Трансформери для аналізу відео (H, Z); етап 12. 3. Адаптивний

алгоритм управління навантаженням (L_t); етап 13. 1–13. 11. Інтегровані показники і рішення (S_t, P_t, O_t, U_s)).

З огляду на запропоновану комплексність, то успіх полягає у використанні запропонованого методу, який дозволяє своєчасно ідентифікувати та виправляти недоліки кваліфікації, важливість чого впливає на безпеку судноплавства, що зазначено у дослідженні [159].

Однак, існують певні об'єктивні обмеження притаманні даному дослідженню що залежать від умов застосування запропонованих рішень. Наразі неможливо забезпечити повну інтеграцію запропонованих алгоритмічних рішень у зв'язку із заборонаю з боку міжнародних морських організацій та компаній. З цієї причини доводиться дублювати навігаційні дані на автономний комп'ютер який не приєднаний безпосередньо до навігаційних інформаційних систем. Це викликає певну затримку у часі, до 1 хвилини в залежності від складності ситуації, але враховуючі високу інерцію судна, в переважній більшості випадків (понад 90 %) це не впливає на навігаційну безпеку. Такий стан було перевірено під час моделювання у довгострокових та середньострокових фазах відновлення КП в п. 5. 4.

Попри все, цей факт змушує у подальших розробках вирішити це питання альтернативними методами не порушуючи морське законодавство.

Застосування запропонованих підходів було перевірено у розрізі застосування платформи OLP OTG, як дієвого засобу відновлення кваліфікаційних параметрів операторів-судноводіїв (рис. 3.26), що позитивно збільшило показники у практичному експерименті із контрольною групою.

З метою аналізу результативності запропонованого методу аналізу інтуїтивних дій судноводія в критичних ситуаціях було проведено експеримент із застосуванням навігаційних симуляторів у наступних локаціях:

Локація 1: Босфор. Дуже вузький морський прохід із надзвичайно високою інтенсивністю судноплавства, складними гідрографічними умовами та численними обмеженнями. *Базовий час операції* (T_{conv}) для Босфору встановлено як 35 хв 12 с.

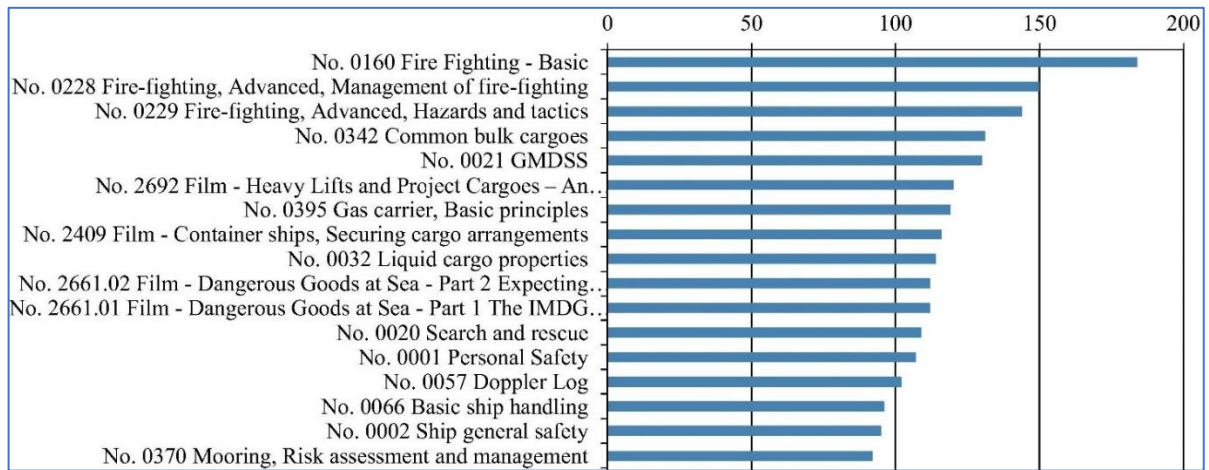


Рисунок 3.26 — Дані з сервера OLP OTG про рейтинг морських операцій

Локація 2: Гібралтарська протока. Один із найвужчих морських шляхів із високою щільністю трафіку, де суворі навігаційні вимоги змушують проводити ретельний аналіз ситуації. *Базовий час (T_{conv})* для Гібралтарської протоки – 32 хв 48 с.

Локація 3: Відкрите море (Атлантика) Менш складні умови порівняно з вузькими протоками; хоча навігація вимагає уважності, умови є стабільнішими. *Базовий час (T_{conv})* для відкритого моря – 25 хв 30 с.

У процесі виконання операцій судноводії проявляли інтуїтивні дії, що дало змогу економити час на етапі аналізу. Однак надмірне застосування інтуїції без належного аналізу, відповідно до 15 критеріїв прояву інтуїції, впливало на загальний час виконання завдань, т.я. інструктор повертав судно на початкову (проміжну) точку виконання операції.

Було використано показники: $T_{int} = T_{conv} - \Delta T_{gain}$ (час, отриманий за рахунок інтуїтивного скорочення аналізу); $T_{total} = T_{int} + T_{corr}$ (загальний час операції з урахуванням корекцій); Різницю позначимо як: $\Delta T = T_{total} - T_{conv}$ (якщо ΔT додатне – операція займає більше часу; якщо від’ємне – отримано економію) (Таблиця 3.5, 3.6).

Таблиця 3.5. Сценарії з хибною (надмірною) інтуїцією

Варіант	Локація	T_conv	ΔT_{gain}	T_int	T_corr	T_total	ΔT	Відсоток змін	Основні порушення
1.1.1.	Босфор	35:12	7:49	27:23	9:36	36:59	+1:47	+5,06%	Занадто швидке сприйняття (кр.1), раптовий вибір (кр.2), неточне «читання» карт (кр.12), ігнорування локальних особливостей (кр.15)
1.1.2.	Гібралтарська протока	32:48	7:49	24:59	9:36	34:35	+1:47	+5,43%	
1.1.3.	Відкрите море (Атлантика)	25:30	7:49	17:41	9:36	27:17	+1:47	+6,98%	
1.2.1.	Босфор	35:12	9:14	26:58	14:10	41:08	+5:56	+16,0%	Раптове прийняття рішення (кр.2, 6) без аналізу альтернатив, що призводить до екстреного розгортання
1.2.2.	Гібралтарська протока	32:48	9:14	23:34	14:10	37:44	+4:56	+15,1%	
1.2.3.	Відкрите море (Атлантика)	25:30	9:14	16:16	14:10	30:26	+4:56	+19,4%	
1.3.1.	Босфор	35:12	11:28	23:44	17:19	41:03	+5:51	+16,6%	Агресивна адаптація (кр.4, 14) не враховує важливі локальні параметри (кр.15)
1.3.2.	Гібралтарська протока	32:48	11:28	21:20	17:32	38:52	+5:04	+15,4%	
1.3.3.	Відкрите море (Атлантика)	25:30	11:28	14:02	17:32	31:34	+6:04	+23,7%	

У цих варіантах судноводії економить час за рахунок надто швидкого прийняття рішень, але неврахування важливих деталей (за критеріями 1, 2, 6,

7, 12, 14, 15) призводить до необхідності значних корекцій.

Таблиця 3.6. Сценарії з контрольованою інтуїцією

Варіант	Локація	T_conv	ΔT_{gain}	T_int	T_corr	T_total	ΔT	Відсоток змін	Основні порушення
2.1.1.	Босфор	35:12	9:20	25:52	3:44	29:36	-5:36	-15%	Контрольоване сприйняття (кр.1, 4), ефективний синтез часу (кр.9, 11, 13) Підтвердження рішень через автоматизовані системи
2.1.2.	Гібралтарська протока	32:48	9:20	23:28	3:44	27:12	-5:36	-17%	
2.1.3.	Відкрите море (Атлантика)	25:30	9:20	16:10	3:44	19:54	-5:36	-22%	
2.2.1.	Босфор	35:12	8:38	26:34	2:52	29:26	-5:46	-16%	Не швидко, але перевірене рішення (кр.1, 4, 9, 10)
2.2.2.	Гібралтарська протока	32:48	8:38	24:10	2:52	27:02	-5:46	-17%	
2.2.3.	Відкрите море (Атлантика)	25:30	8:38	16:52	2:52	19:44	-5:46	-22%	
2.3.1.	Босфор	35:12	10:16	24:56	4:11	29:07	-6:05	-17%	Ефективний вибір рішень із постійним контролем (кр.1, 4, 9, 11, 13, 8)
2.3.2.	Гібралтарська протока	32:48	10:16	22:32	4:11	26:43	-6:05	-18%	
2.3.3.	Відкрите море (Атлантика)	25:30	10:16	15:14	4:11	19:25	-6:05	-23%	

Примітка: У позитивних сценаріях контрольована інтуїція дозволяє економити від 8:38 до 10:16 хв, при цьому корекційний час залишається низьким (від 2:52 до 4:11), що забезпечує загальне скорочення T_total на 5–6 хв. порівняно з базовим часом.

Цей підхід сприяв цілісному погляду на проблематику морської безпеки

та розробці практичних рекомендацій [160], які враховують реальні умови роботи судноводіїв у складних умовах плавання [87].

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ III

У розділі III було комплексно досліджено та вперше запропоновано метод автоматизованої ідентифікації та оцінки кваліфікаційних параметрів судноводіїв у складних навігаційних умовах, який полягає у використанні інтелектуальних систем з нечіткою логікою, методів когнітивного моделювання та машинного навчання для аналізу реальних дій оператора (курс, маневри, робота з ECDIS) у режимі реального часу, на відміну від існуючих підходів, розроблений метод забезпечує автоматизоване зіставлення різнорідних даних (зокрема, неточних і неповних), ідентифікацію недостатніх кваліфікаційних параметрів та оперативне формування рекомендацій щодо їх відновлення, зменшуючи ризики критичних помилок та некерованих маневрів.

Моделювання динаміки зміни рівня небезпеки засвідчило, що за умов неповного відновлення кваліфікаційних параметрів загальний ризик може зрости на 15,8%, переводячи ситуацію у категорію «небезпечну» або «критичну». Це підкреслює важливість своєчасного та систематичного відновлення компетентностей оператора.

Загалом, впровадження методу автоматизованої ідентифікації та відновлення кваліфікаційних параметрів операторів-судноводіїв сприяє інтеграції аналітичних даних з навігаційних систем, врахуванню індивідуальних когнітивних особливостей і стану оператора-судноводія, а також використанню алгоритмів інтелектуальної обробки інформації, включно з нечіткими моделями та методами машинного навчання.

Також в рамках розділу було удосконалено метод аналізу інтуїтивних дій судноводія в критичних ситуаціях, що полягає в інтеграції психологічних факторів оператора-судноводія, а також ситуаційної обізнаності з реальними навігаційними змінними та автоматизованими засобами контролю, на відміну від існуючих рішень, це дає можливість оцінювати інтуїтивні дії та завчасно

визначати потенційні небезпеки в поведінці судноводія, що дозволяє зменшити ризики виникнення аварійних подій.

Згідно з результатами апробації запропонованого методу:

- У 56% випадків потенційно небезпечних інтуїтивних дій оператора вдалося завчасно виявити нестачу кваліфікаційних параметрів та ініціювати процес їх відновлення, що дозволило запобігти ескалації ризиків.

- У ситуаціях з помітними відхиленнями курсу судна (63% досліджених випадків) застосування методу сприяло стабілізації навігаційних параметрів та утриманню безпечного режиму руху.

- Критичні ситуації, що раніше у 24% випадків призводили до зіткнень або посадки на мілину, при використанні запропонованого підходу вдалося суттєво мінімізувати, знизивши потребу у невідкладному втручанні капітана або переорієнтації на аварійні сценарії.

- Практичні випробування під час реального переходу маршрутом Rotterdam–Amsterdam продемонстрували підвищення точності дотримання запланованого курсу та швидкості з 64% до 89%. Одночасно кількість критичних ситуацій, що вимагали оперативного втручання капітана, зменшилася з 24% до 7%. Крім того, загальний час виконання складних навігаційних операцій скоротився на 18%, що свідчить про ефективність методів оптимізації та зменшення стресового навантаження на оператора.

РОЗДІЛ IV

РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ НЕБЕЗПЕЧНИХ ТРАЄКТОРІЙ РУХУ СУДЕН В УМОВАХ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ ДІЙ СУДНОВОДІЯ

4.1. Підходи до розробки та реалізації методу інтеграції автоматизованих засобів підтримки прийняття рішень судноводія у складних умовах плавання

Отже постає завдання щодо розробки методу інтеграції автоматизованих засобів підтримки прийняття рішень для судноводія на містку морського судна з урахуванням факторів невизначеності в повноті даних ECDIS. Для досягнення результату необхідно вирішити низку завдань для створення СППР судноводія шляхом розробки автоматизованих модулів:

1. розробити модуль для автоматизованої OCR-обробки зображень та розпізнавання тексту на зображеннях дисплея ECDIS в режимі реального часу. Програмний модуль призначений для захоплення скріншотів, попередньої обробки зображень для підвищення точності OCR, вилучення тексту із зображень за допомогою бібліотеки Tesseract та збереження вилученого тексту у файл. Виконання цього завдання підготує дані для подальшого аналізу та забезпечить високу точність розпізнавання тексту.

2. Розробити модуль для порівняння текстових даних та геолокацій з метою аналізу інформації та географічних даних між різними скріншотами ECDIS для визначення їх схожості. Модуль включає завантаження даних із файлів, аналіз ключових значень за допомогою алгоритмів порівняння тексту та розрахунок схожості геолокацій. Автоматизація цього процесу прискорить аналіз даних та підтримає обґрунтоване прийняття рішень. Виконання цього завдання є важливим для наступних етапів, оскільки воно надає надійні дані для порівняння та аналізу.

3. Розробити модуль для візуалізації географічних даних на карті, який включає створення інтерактивних карт із маркерами та маршрутами на основі

географічних даних. Планується використання бібліотеки Folium для створення карти, додавання маркерів для кожної координати, візуалізації маршруту судна та зони активності, а також збереження карти у вебформаті HTML. Модуль візуалізації даних на карті забезпечить наочність та зручність для подальшого аналізу в рамках СППР, сприяючи кращому розумінню рухів та географічних закономірностей.

4. Розробити модуль підтримки прийняття рішень для судноводія, який включатиме порівняння навігаційних даних між файлами-шаблонами, визначення схожості між ними та надання рекомендацій на основі цієї схожості. Модуль буде завантажувати дані з файлів, порівнювати ключові значення, розраховувати схожість текстових даних та геолокацій та виводити рекомендації з експертного словника. Автоматизація цього процесу дозволить ефективно аналізувати навігаційні дані, ідентифікувати файли-шаблони з високою схожістю та надавати спеціалізовані рекомендації. Виконання цього завдання сформує основні дані та аналітику для стратегічного прийняття рішень судноводієм.

Отже необхідно розробити інтеграційні модулі для впровадження цих засобів СППР у робочий процес судноводія на містку морського судна. Це передбачає вирішення кількох ключових завдань: забезпечення повноти та точності електронних навігаційних даних (ECDIS), автоматизацію обробки та аналізу даних, а також надання судноводію своєчасних і дієвих рекомендацій.

4.2. Розробка автоматизованих модулів системи підтримки прийняття рішень судноводія на прикладі заходу в порт

Вказані модулі мають забезпечити: оптичне розпізнавання символів (OCR) для обробки зображень ECDIS, порівняння геолокацій для аналізу та валідації навігаційних даних, а також засоби візуалізації для підвищення ситуаційної обізнаності за допомогою інтерактивних карт. Крім того, модуль підтримки прийняття рішень призначений для порівняння навігаційних шаблонів та надання спеціалізованих рекомендацій на основі аналізу текстових та геопросторових даних.

Для створення СППР судноводія був обраний маршрут до порту Лагос, Тімкан (рис. 4.1). У співпраці з експертом, капітаном далекого плавання, Ph.D. Павлом Моменком, було складено експертний словник дій для кожного етапу маршруту згідно з даними ECDIS.

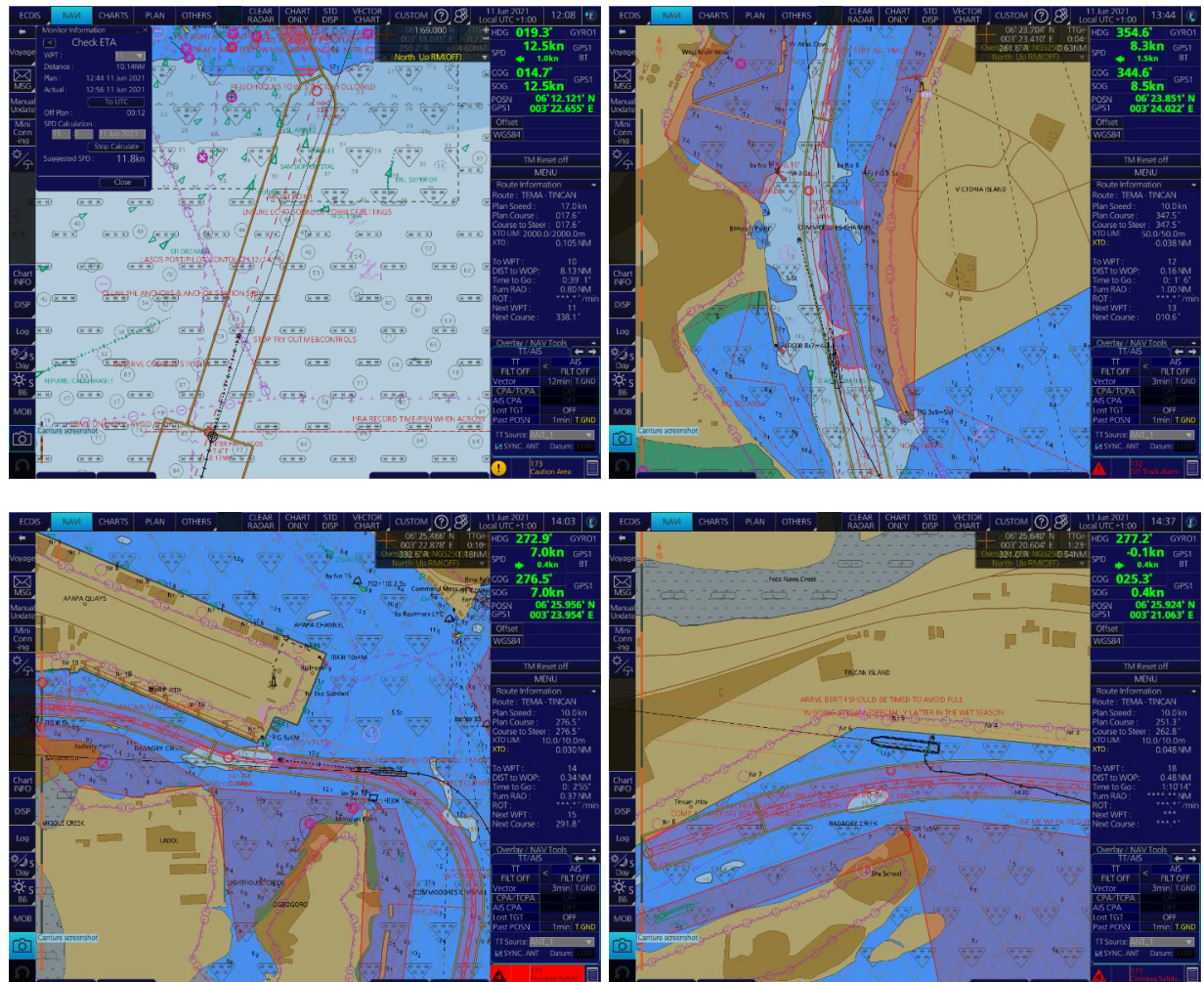


Рисунок 4.1 — Фрагменти-скріншоти дисплея системи ECDIS TRANSAS у порту Лагос

Враховуючи дані навігаційних інформаційних систем ECDIS TRANSAS, були визначені етапи дій судноводія (словник експертної системи), які згодом планувалося інтегрувати в СППР судноводія.

Початкові дані про етапи для створення СППР судноводія:

Етап 1. Початкова підготовка: капітан та команда містка переглядають плани маршруту та інформацію про порт, враховуючи специфічні обмеження або вимоги.

Етап 2. ECDIS №1 (скріншот 20210611110841). Підготовка лоцманського трапа: встановлення трапа згідно з інструкціями лоцмана (борт, висота, стропи). Регулювання швидкості: контроль швидкості судна відповідно до інструкцій лоцмана, зменшення швидкості за необхідності. Візуальний та радарний контроль: моніторинг навігаційної ситуації за допомогою радарів, з особливою увагою до земснарядів. Використання ехолота: контроль глибини під кілем, звірка з електронною картою. Фіксація позиції судна: відмітка положення на електронній карті з інтервалом 5-7 хвилин. Рух судна: рух зі швидкістю 12,5 вузлів, регулювання швидкості. Курс 19,30°, істинний курс 14,70°.

Етап 3. ECDIS №2 (скріншот 20210611115028), ECDIS №3 (скріншот 20210611115557), ECDIS №4 (скріншот 20210611120848), ECDIS №5 (скріншот 20210611121957): Зв'язок: підтримка контакту зі службою руху суден порту та лоцманом через УКХ-канали 16/12. Регулювання швидкості судна: зменшення швидкості до DSAH (dead slow ahead) до 4 вузлів, що є мінімально безпечною швидкістю для маневрування судна за допомогою стерна. Навігаційне планування та контроль: більш ретельний контроль глибини під кілем відповідно до осадки судна, особливо при наближенні до ізобати 30 метрів, контроль курсу 004,5° та істинного курсу 354,8°. Маневрування судна: виконання маневрів з реверсом головного двигуна та використання носового пристрою підрулювання, очікування лоцмана.

Етап 4. Посадка лоцмана: встановлення радіозв'язку. Капітан встановлює радіозв'язок, використовуючи УКХ-приймач на каналах 16/12. Спостереження за лоцманським катером: візуальне спостереження за підходом лоцманського катера. Управління швидкістю судна: рух судна зі швидкістю 6 вузлів, як вказано лоцманом. Навігаційне планування: зміна курсу судна в напрямку вхідного каналу, визначеного навігаційними буями. Перевірка лоцманського трапа: вахтовий помічник виходить на головну палубу до місця посадки лоцмана для перевірки лоцманського трапа згідно з міжнародними вимогами (Резолюція А.1045(27) та ІМАР Notice № 849).

Етап 5. ECDIS №6 (скріншот 20210611122409): управління швидкістю та курсом судна. Судно рухається зі швидкістю 6 вузлів, встановленою лоцманом, капітан коригує курс до вхідного каналу згідно з маршрутом в ECDIS. Координація з лоцманським катером: вахтовий помічник контролює посадку лоцмана та інформує капітана після безпечного відходу катера. Прийом лоцмана: вахтовий помічник супроводжує лоцмана на місток, капітан надає лоцману інформацію про судно через лоцманську картку та характеристики головного двигуна і маневрені характеристики судна. Початок другого етапу маневрування: після надання інформації лоцману починається другий етап маневрування — лоцманська проводка, яка вимагає координації між капітаном, вахтовим помічником та лоцманом для забезпечення безпеки судна при підході до порту та маневруванні в портовій акваторії.

Етап 6. ECDIS №7 (скріншот 20210611122937), ECDIS №8 (скріншот 20210611124034): маневрування по фарватеру. Судно слідує підхідним фарватером, позначеним червоними буями зліва та зеленими буями справа (система регіону А IALA). Контроль швидкості та курсу судна: швидкість судна (SOG) становить 6,2 вузла, курс (COG) 348,8°. Використання паралельного індексування (PI): капітан використовує PI для контролю позиції судна відносно берегової лінії та орієнтирів, встановлюючи ліміти дистанції. Контроль глибини під кілем: відстеження глибин на морській карті та звірка з показниками ехолота для забезпечення безпечної глибини під кілем. Регулювання швидкості залежно від умов: збільшення швидкості до SAN (slow ahead) 8–10 вузлів для кращої маневреності та зменшення до DSAH (dead slow ahead) 6–8 вузлів для точного маневрування при підході до причалу.

Етап 7. ECDIS №9 (скріншот 20210611124452), ECDIS №10 (скріншот 20210611124902), ECDIS №11 (скріншот 20210611125313), ECDIS №12 (скріншот 20210611125928): підготовка до маневру. Команда містка ретельно вивчає та планує маневри на складних ділянках фарватеру, виділених у Harbour Approach & Manoeuvring Plan. Маневрування при підході: виконання повороту на 90° вліво, зміна курсу на необхідний напрямок, потім маневр вправо до 220°. Контроль швидкості та курсу: збільшення швидкості до 8–10

вузлів для маневреності, потім зменшення до 6–8 вузлів для точного маневрування. Забезпечення безпеки: строге виконання команд лоцмана та коригування стерна з підвищеною увагою. Використання РІ: встановлення лімітів дистанції відносно орієнтирів або берегової лінії для безпечних відстаней. Інтеграція з ECDIS: інформація про швидкість судна, кут стерна та точка коригування стерна додається до електронної карти. Реагування на умови: капітан залишається уважним та готовим втрутитися у випадку небезпечного виконання маневру лоцманом.

Етап 8. ECDIS №13 (скріншот 20210611130013), ECDIS №14 (скріншот 20210611130326), ECDIS №15 (скріншот 20210611130626): координація з лоцманом та стерновим для маневрів: Тісна співпраця з лоцманом для точного маневрування, особливо під час поворотів на 90° та 220°, оцінка виконаних маневрів та готовність втрутитися у випадку ризику аварії. Регулювання швидкості судна: Швидкість судна (SOG) варіюється між 7,4 та 7,2 вузла під час маневрування. Навігаційний контроль за допомогою РІ: використання РІ для встановлення безпечних відстаней від берегової лінії та пришвартованих суден. Контроль ефекту присмоктування: підтримання режимів швидкості для мінімізації ризику створення ефекту присмоктування, що може пошкодити швартові канати пришвартованих суден.

Етап 9. ECDIS №16 (скріншот 20210611130909), ECDIS №17 (скріншот 20210611131354), ECDIS №18 (скріншот 20210611131820): навігація. Судно рухається портовими водними шляхами зі швидкістю 7,6 вузла (SOG), курс судна (COG) змінюється від 250 до 350 градусів, що свідчить про зміни напрямку під час маневрування. Маневрові операції: капітан координує маневри для безпечного проходження поблизу пришвартованих суден, підтримуючи відстань від берегової лінії та інших перешкод. Контроль швидкості: капітан контролює швидкість для мінімізації ризику пошкодження пришвартованих суден та їх швартових канатів через ефект присмоктування. Зв'язок з містком: капітан підтримує постійний зв'язок з містком та стерновим для швидкого та точного виконання маневрових команд.

Етап 10. ECDIS №19 (скріншот 20210611132652): підготовка до

буксирування. Судно зменшує швидкість до 4–5 вузлів для безпечного підходу до буксирів. Капітан організовує швартові команди під керівництвом третього помічника на носі та другого помічника на кормі. Зв'язок з буксирами: команди для буксирів подаються через лоцмана та капітана; прямий зв'язок між екіпажами виключений. Увага до людського фактора: капітан зосереджується на уникненні помилок через мовні бар'єри або професійні відмінності. Навігаційні параметри: Курс судна (COG) становить 250° – 278° , швидкість (SOG) 4–7 вузлів, що вказує на підготовку до швартування або буксирування.

Етап 11. ECDIS №20 (скріншот 20210611132715): контроль швидкості та напрямку судна. Швидкість судна зменшена до 4,3 вузла для контрольованого підходу до причалу з можливістю реверсування. Співпраця з буксирами: капітан координує дії з буксирами після підтвердження їх готовності. Реверс головного двигуна: залежно від відстані до причалу та швидкості судна, капітан обирає між реверсом головного двигуна або додатковою тягою буксирів. Управління судном: руль використовується для точного контролю судна при підході до причалу, навіть на малій швидкості.

Етап 12. ECDIS №21 (скріншот 20210611133405), ECDIS №22 (Скріншот 20210611133627), ECDIS №23 (скріншот 20210611133740), ECDIS №24 (скріншот 20210611133903): паралельне швартування судна. Капітан координує дії для розміщення судна паралельно причалу, використовуючи буксири на швидкості 0,5 вузла, потім 0,0 вузлів. Готовність головного двигуна до маневру: головний двигун готовий до будь-якого необхідного маневру за командою капітана. Підготовка до надзвичайної ситуації: боцман та швартова команда готові використати якір у випадку непередбаченої ситуації. Швартові операції: капітан інструктує швартові команди на носі та кормі щодо подачі швартових кінців на причал. Завершення маневрування: після закріплення швартових кінців та віддачі буксирів капітан завершує маневрування, дає команду на зупинку використання головного двигуна, і лоцман покидає судно.

Дані зі словника експертної системи дозволили перейти до створення програмних модулів для СППР судноводія в цілому.

4.3. Розробка автоматизованого OCR-модуля для обробки зображень та розпізнавання тексту на зображеннях дисплея ECDIS в режимі реального часу

Детальний опис процесів програми для OCR-обробки зображень зі вказаними областями інтересу (ROI) (рис. 4.2):

Модуль здійснює регулярне створення скріншотів цільового вікна у фоновому режимі, їх збереження та базову попередню обробку. Потім застосовує оптичне розпізнавання символів (OCR) з використанням Tesseract для вилучення тексту. Результати автоматично експортуються у текстові файли для подальшого аналізу. Даний модуль задає фундамент для неперервного збору та підготовки даних.

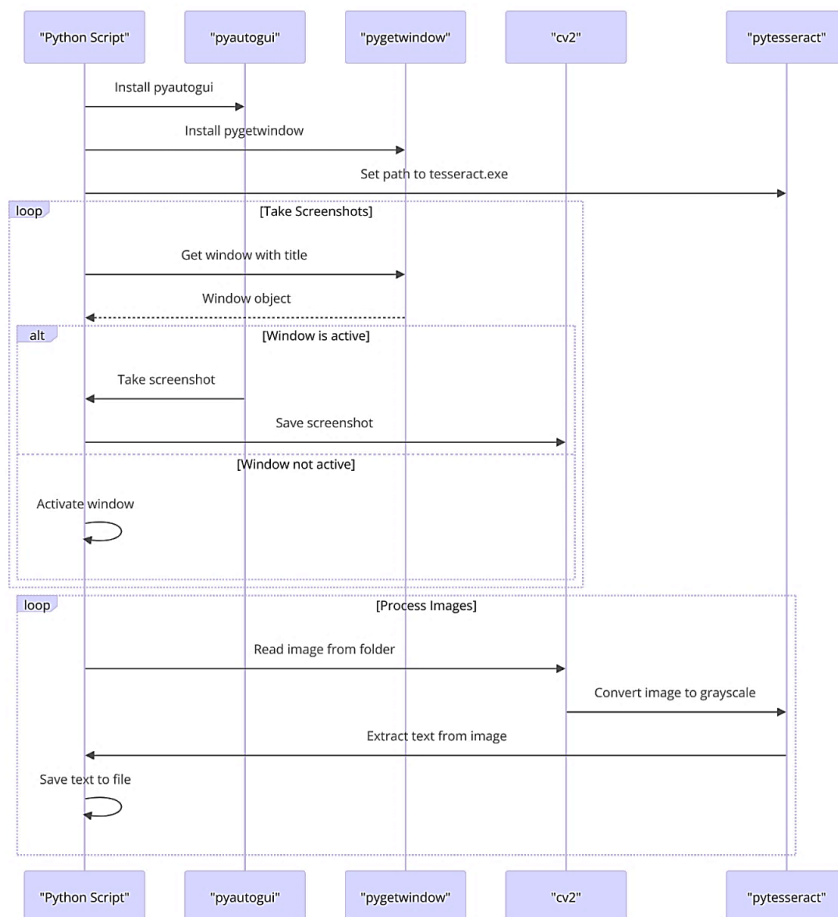


Рисунок 4.2 — Структура модуля обробки зображень ECDIS та розпізнавання тексту

Такий підхід забезпечує систематичне та автоматизоване витягування текстової інформації з конкретних областей зображення ECDIS, що може бути корисним для аналізу зображень зі стабільною структурою, таких як форми, карти або інші документи.

Модуль OCR-обробки зображень зі вказаними областями інтересу (ROI). Детальний збір ROI передбачає збирання ключових навігаційних даних з ECDIS (рис. 4.3).

Модуль розширює можливості OCR за рахунок виділення визначених зон інтересу (ROI) на зображеннях, що підвищує точність та релевантність даних. Робота з масштабованим набором зображень із каталогу та систематичне збереження результатів у файли забезпечують гнучкість у масштабних аналітичних завданнях, де важливо опрацьовувати конкретні сегменти візуальної інформації.

Такий підхід забезпечує систематичне та автоматизоване витягування текстової інформації з конкретних областей зображення, що може бути корисним для аналізу зображень зі стабільною структурою, таких як форми, карти або інші документи.

Наприклад, ECDIS №3 (скріншот 20210611115557)_data, оброблений розробленим програмним модулем, має таку автоматичну ідентифікацію: date: 11 Jun 2021; time: 12:55; heading_hdg: 000.5°; speed: 2.5kn; course_cog: 357.7°; latitude: 06° 19.513' N; longitude: 003° 25.073' E; waypoint_wpt: To WPT: 10; distance_to_wpt: DIST to WPT: 0.32 NM; time_to_go: Time to Go: 0:7'37"; next_wpt: Next WPT: 1; next_course: Next Course: 338.1°; distance_between_wpt: Distance: 2.43NM; plan_speed: Plan Speed: 17.0kn; plan_course: Plan Course: 017.6°.

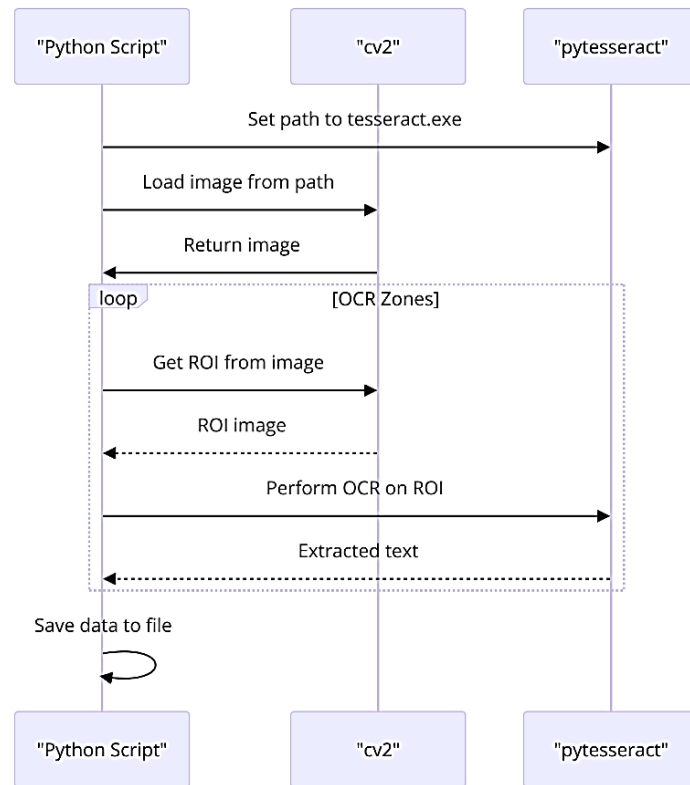


Рисунок 4.3 — Структура модуля обробки зображень з навігаційними зонами даних з ECDIS

4.4. Розробка модуля для порівняння текстових даних та геолокацій для аналізу даних ECDIS

Структуру модулю представлено на рисунку 4.4.

Модуль орієнтований на аналітику та порівняльний аналіз текстових даних. Він завантажує ключ-значення з файлів та застосовує алгоритми оцінки подібності (SequenceMatcher) для визначення ступеня збігу між тестовими та еталонними наборами.

Вбудовані функції для конвертації географічних координат та розрахунку відстаней за формулою Гаверсина дозволяють інтегрувати геопросторову метрику у процес оцінювання. Це створює комплексну модель оцінки не лише текстової, а й геолокаційної релевантності даних.

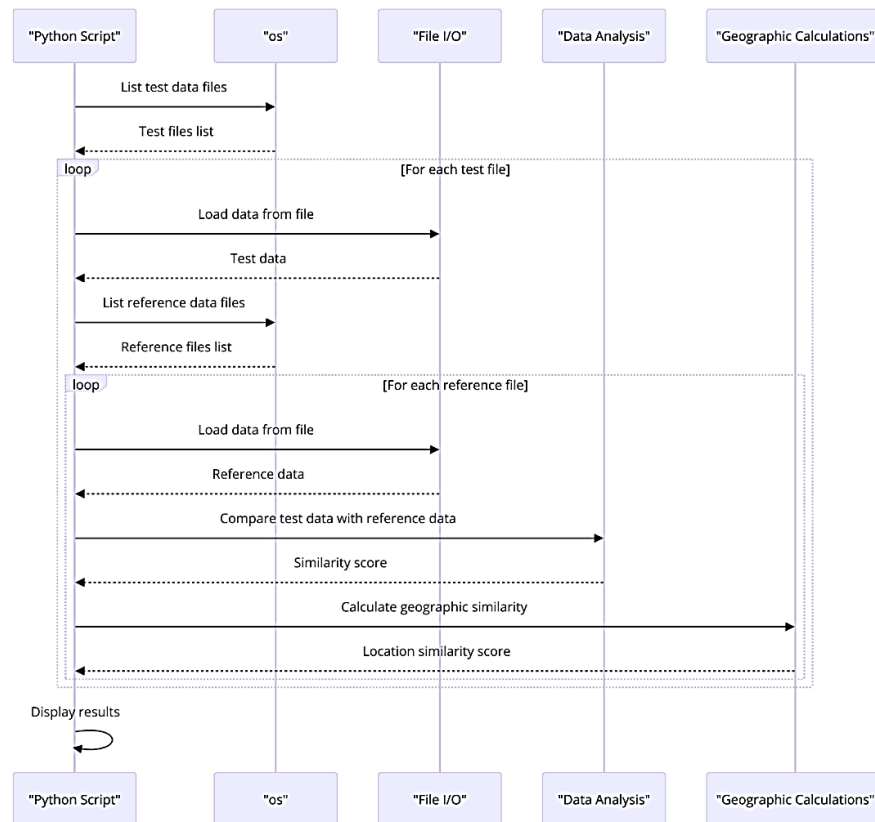


Рисунок 4.4 — Структура модуля аналізу інформації та географічних даних ECDIS

Такий підхід детально описує, як ваша програма обробляє дані, порівнює їх на основі текстової інформації та геолокації, та організовує виведення результатів, дозволяючи легко ідентифікувати файли з високим рівнем схожості.

4.5. Розробка модуля візуалізації географічних даних для створення інтерактивних карт з маркерами та маршрутами на основі географічних даних

Модуль створює динамічні географічні карти з використанням бібліотеки `folium`. Додає на карту маркери, радіусні зони та лінійні маршрути, ґрунтуючись на завантажених координатах. Це дає змогу здійснювати просторовий аналіз, а також полегшує прийняття рішень шляхом візуального представлення даних у географічному контексті (рис. 4.5). Автоматичне відкриття карт у браузері спрощує доступ до результатів.

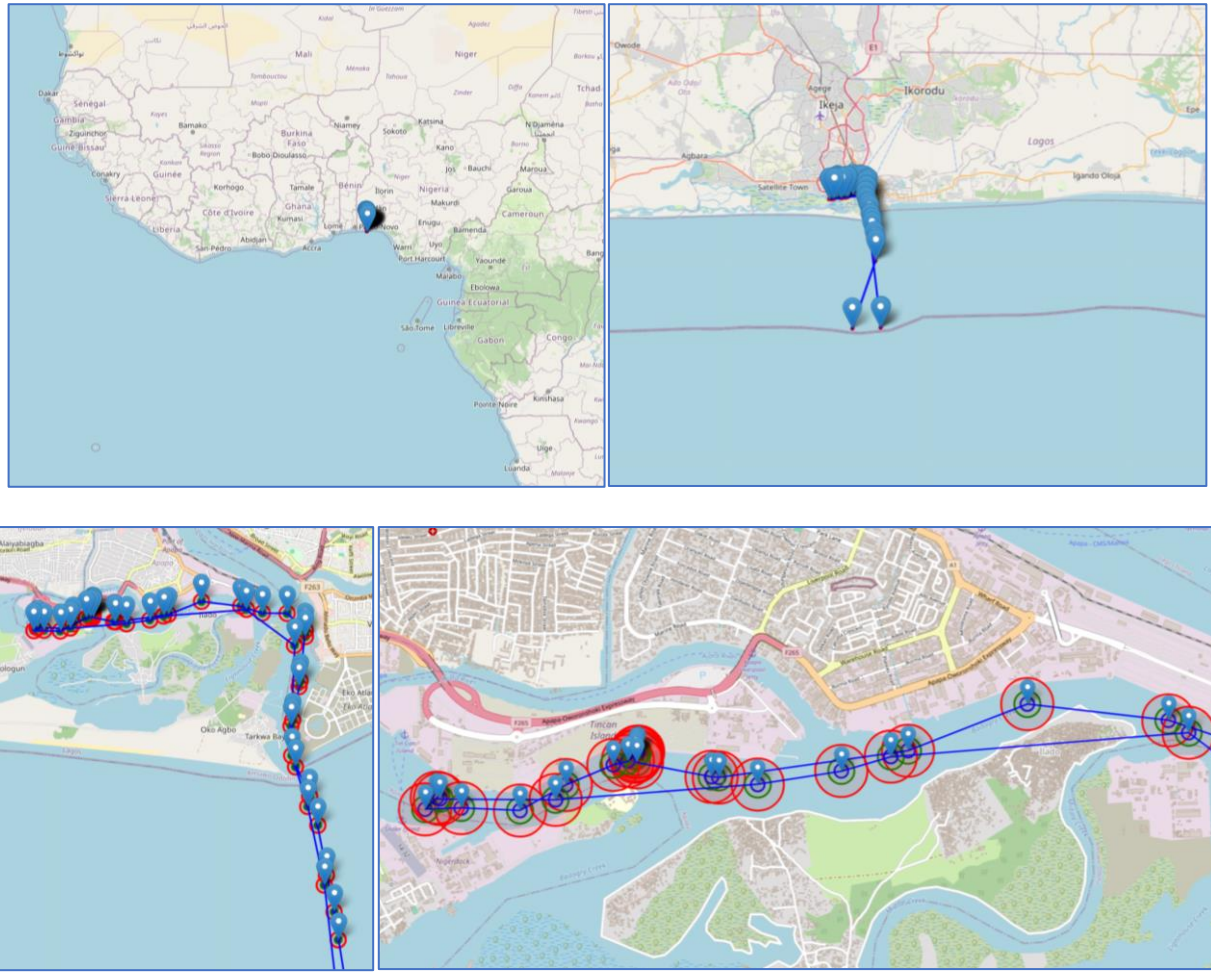


Рисунок 4.5 — Створення інтерактивних карт з позначенням маршруту та зон небезпеки

Ця програма автоматизує процес створення інтерактивної карти з маркерами, які відображають місця з даних у текстових файлах. Вона може візуалізувати маршрути та зони активності, що робить її дієвою для географічного аналізу або відстеження рухів у дослідницьких проектах або логістичних операціях.

Детальний опис процесів програми, які зчитують географічні позиції з файлів і візуалізують їх на інтерактивній карті, додаючи маркери, що вказують на відхилення від базової координати судна (рис. 4.6):

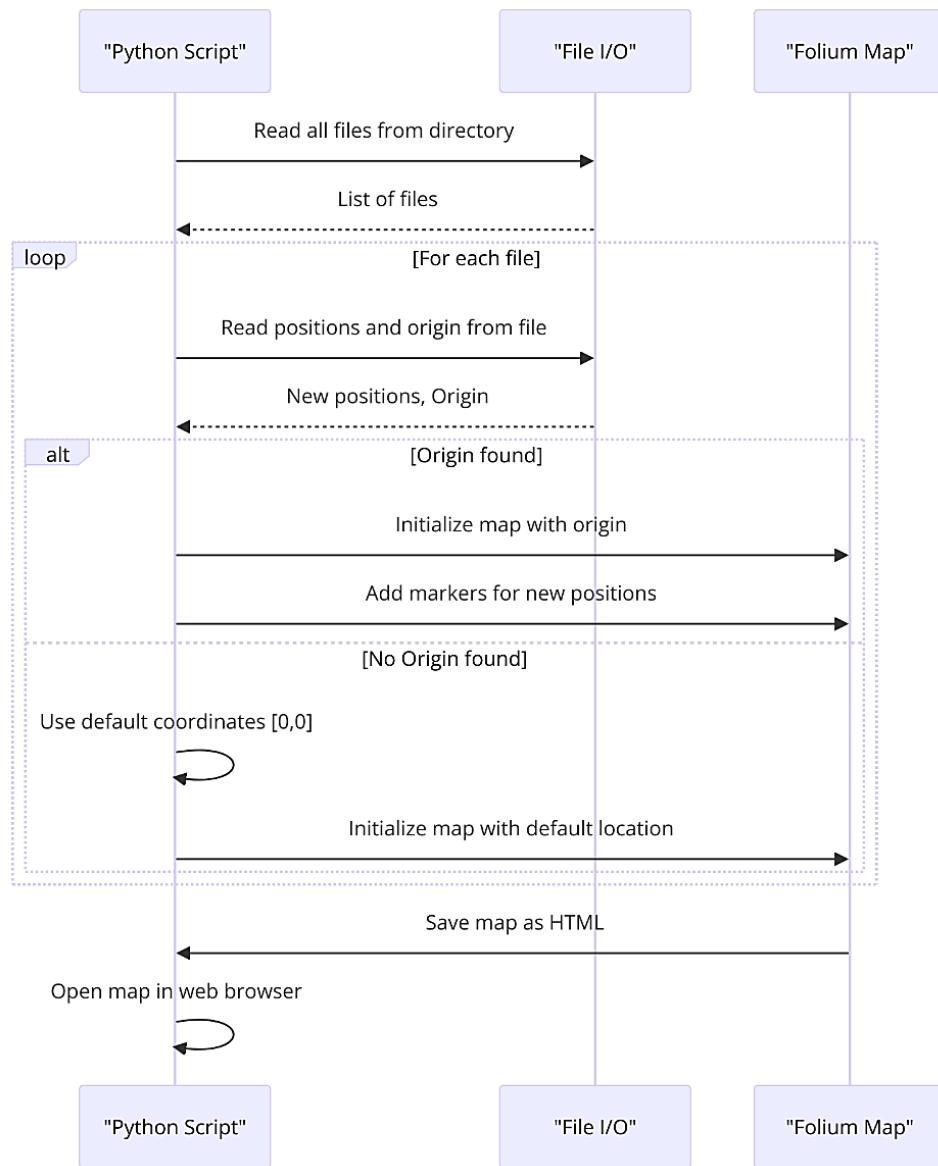


Рисунок 4.6 — Створення інтерактивних карт з маркерами, що вказують на відхилення від стандарту

Модуль реалізує комплексну обробку довільної кількості текстових файлів, що містять позиційні дані та точку відліку. Після зчитування початкової точки та нових позицій модуль інтегрує отриману інформацію в інтерактивну карту (рис. 4.7).

Таким чином, користувач отримує цілісну панораму всієї сукупності позицій з різних файлів, зводячи розрізнені дані у єдину інтегровану візуалізацію.

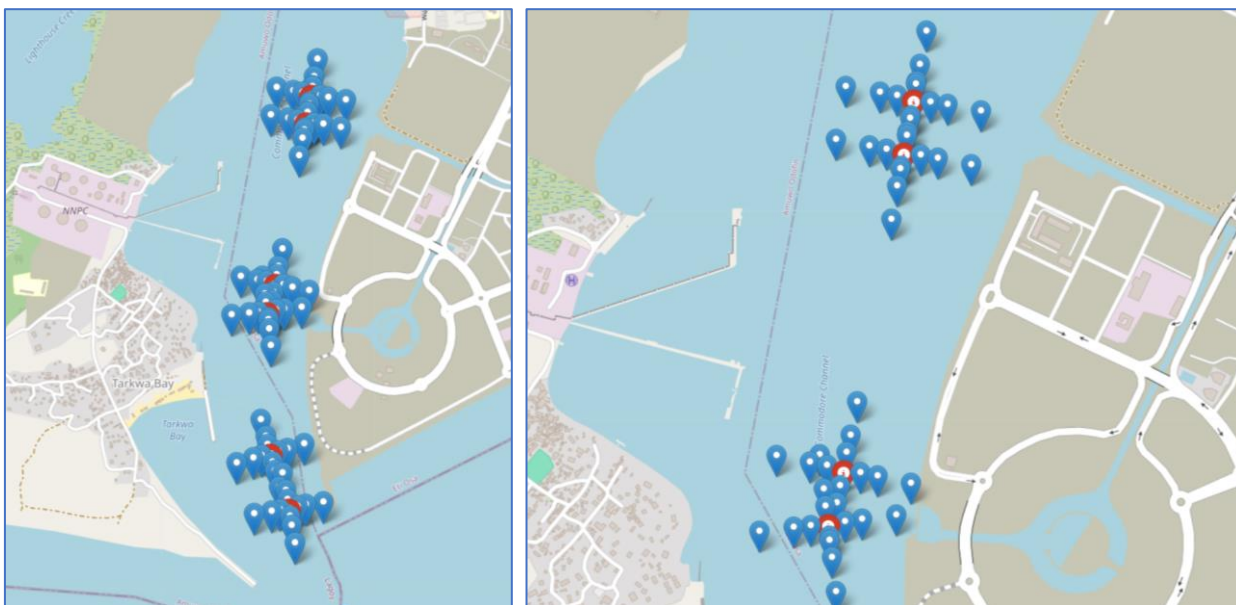


Рисунок 4.7 — Візуалізація множинних маркерів на інтерактивній карті за рівнем безпеки

Ця програма дозволяє візуалізувати географічні дані з кількох файлів, інтегруючи їх у єдину карту, що полегшує аналіз та порівняння географічних маршрутів і виявлення різних геолокацій, вказаних у даних.

4.6. Розробка модуля підтримки прийняття рішень для судноводія засобами порівняння навігаційних даних між файлами-шаблонами

Цей модуль передбачає визначення схожості файлів-шаблонів та надання рекомендацій (рис. 4.8).

Модуль поєднує інструменти, аналогічні із попередніми модулями, з механізмом генерації рекомендацій. Данні, порівняні за семантичними та геопросторовими критеріями, сортуються за ступенем відповідності. На основі найвищих рейтингів схожості формуються рекомендації з використанням зовнішніх довідкових словників або баз знань.

Цей етап виконує роль інтелектуального ядра: він не тільки формує кількісні показники, а й надає практичні поради щодо подальших дій чи інтерпретації результатів.

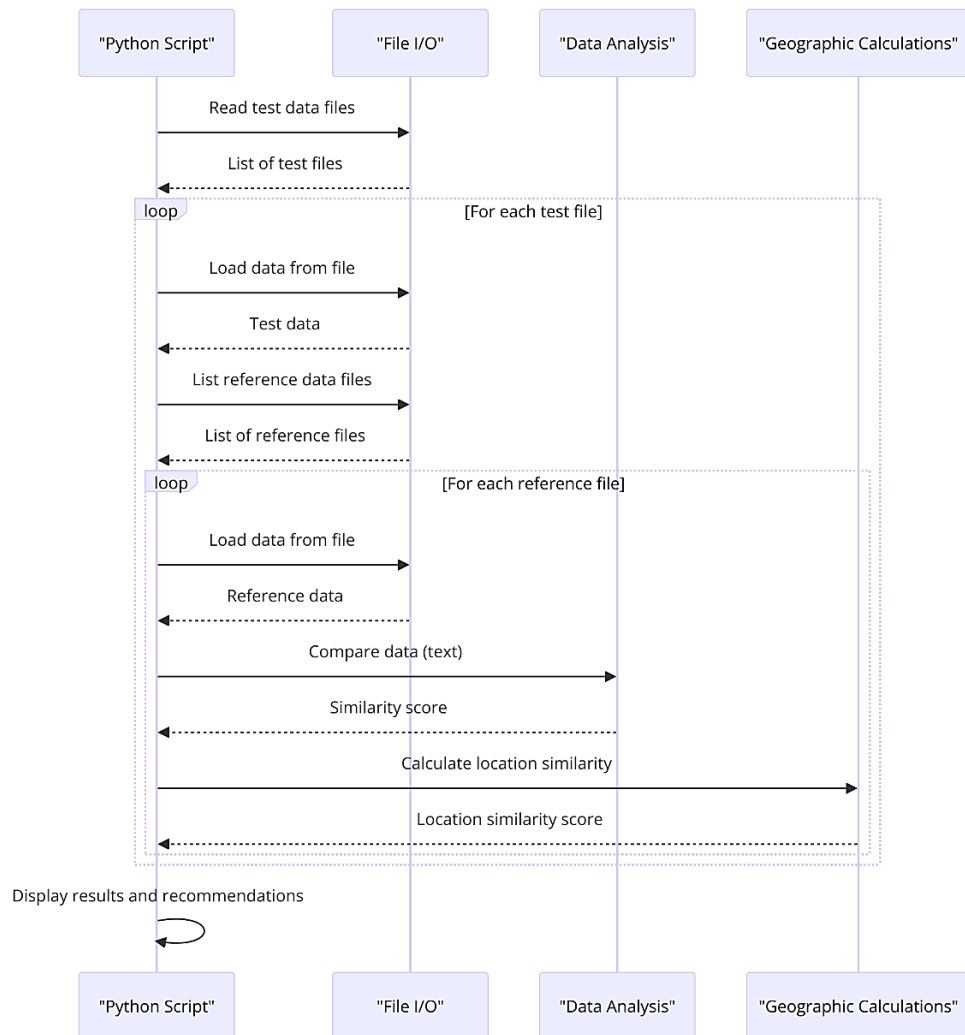


Рисунок 4.8 — Візуалізація множинних маркерів на інтерактивній карті за рівнем безпеки

Ця програма автоматизує порівняння навігаційних даних, визначаючи схожість за різними параметрами, ідентифікуючи відповідний(і) файл(и) для надання спеціалізованих рекомендацій на основі цих даних (рис. 4.9).

Функціональність завантаження координат точок з файлів, їх порівняння з референсною точкою, обчислення відстані між ними та надання рекомендацій на основі ідентифікаторів точок представлена в алгоритмі.

Завантаження координат: функція `load_coordinates_from_file(filepath)` читає координати точок з файлу, де перший рядок містить референсну точку, а наступні рядки містять ідентифікатори та координати інших точок. Координати зберігаються в словнику з ідентифікаторами як ключами.

```

print("Location similarity (for those above 97%):")
for file_name, __, reference_data in comparison_results:
    loc_similarity = calculate_location_similarity(test_data, reference_data)
    if loc_similarity >= 97:
        print(f"Location similarity with {file_name}: {loc_similarity:.2f}%")

# Вивести рекомендації для файлів, що мають схожість
top_files = [comparison_results[0][0]] # Беремо перший файл з найбільшою схожістю
print(f"Цього намагаємося рекомендувати дані: {top_files}") # Діагностичний вивід
for top_file in top_files:
    print(f"Намагаємося дати: {top_file}") # Діагностичний вивід
    if top_file in recommendations:
        print(f"Рекомендації дані: {top_file}")
        for rec in recommendations[top_file]:
            print(rec)
        break # Зупиняємо цикл після знаходження першого відповідного файлу
    else:
        print(f"Рекомендації дані {top_file} не знайдені.") # Діагностичний вивід

if __name__ == '__main__':
    test_data_folder = r"C:\Program Files\MATLAB\logos\Screen_new"
    reference_folder_path = r"C:\Program Files\MATLAB\logos\log_new"
    main(test_data_folder, reference_folder_path)

Overall similarity with ECDIS №1 (Screenshot20210611110841)_data.txt: 98.72%
Overall similarity with Screenshot20210611164343_data.txt: 86.81%
Overall similarity with Screenshot20210611163650_data.txt: 85.15%
Overall similarity with Screenshot20210611173502_data.txt: 84.72%
Overall similarity with Screenshot20210611163629_data.txt: 84.40%
Overall similarity with Screenshot20210611170037_data.txt: 84.20%
Overall similarity with Screenshot20210611171151_data.txt: 84.20%
Overall similarity with Screenshot20210611174213_data.txt: 84.13%
Overall similarity with Screenshot20210611172350_data.txt: 84.10%
Overall similarity with ECDIS №3 (Screenshot20210611155557)_data.txt: 83.91%
Overall similarity with Screenshot20210611203635_data.txt: 83.79%
Overall similarity with ECDIS №2 (Screenshot20210611150208)_data.txt: 83.56%
Overall similarity with ECDIS №4 (Screenshot20210611120048)_data.txt: 83.33%

```

Location similarity (for those above 97%):
Location similarity with ECDIS №1 (Screenshot20210611110841)_data.txt: 100.00%
Спроба вивести рекомендації для: ['ECDIS №1 (Screenshot20210611110841)_data.txt']
Перевірка файла: ECDIS №1 (Screenshot20210611110841)_data.txt

Рекомендації для ECDIS №1 (Screenshot20210611110841)_data.txt:

1. Підготовка лоцманського трапу: Встановлення трапу відповідно до інструкцій лоцмана (який борт, висота від рівня води, наявність допоміжних стропів "manrope").
2. Регулювання швидкості: Контроль швидкості судна згідно вказівок лоцмана, при необхідності зменшення швидкості для мінімізації ефекту просідання судна.
3. Візуальний та радіолокаційний контроль: Моніторинг навколишньої навігаційної ситуації за допомогою радіолокаційних систем. Особлива увага до руху днопоглиблювальних суден у порту та підхідному фарватері.
4. Використання ехолота: Постійний контроль глибини води під кілем з урахуванням вимог компанії, звіряючи з глибинами, показаними на е-карті.
5. Фіксація позиції судна: Відзначення позиції судна на е-карті за допомогою системи D (дистанція) і Р (пеленг) з інтервалом кожні 5-7 хвилин.
6. Рух судна: Рух зі швидкістю 12.5 вузлів, регульованою в залежності від умов. Курсовий кут (heading) 19,30 з курсом відносно ґрунту (course over ground) 14,70, що враховує вплив течії для збереження прокладеного маршруту.

Рисунок 4.9 — Реалізація системи підтримки прийняття рішень судноводія

Аналіз точок: функція `analyze_points(reference_point, points)` обчислює евклідові відстані між референсною точкою та іншими точками, зберігаючи результати в словнику. Визначається ідентифікатор точки з найменшою відстанню до референсної точки.

Надання рекомендацій: функція `get_advice(identifier)` надає рекомендації на основі напряму, закодованого в ідентифікаторі точки. Наприклад, напрямок «270°» вказує на необхідність коригування курсу вправо.

Формула Гаверсина: Функція `haversine(coord1, coord2)` обчислює відстань між двома координатами на поверхні сфери (у метрах), використовуючи радіус Землі та координати точок у радіанах.

Пошук найкращого збігу: Функція `find_best_match(reference_file_path, comparison_files_directory)` порівнює референсну точку з іншими точками з файлів у вказаному каталозі. Спочатку з референсного файлу завантажується референсна точка. Потім для кожного файлу в каталозі завантажуються координати та обчислюється відстань між референсними точками за допомогою формули Гаверсина. Визначається файл з найменшою відстанню до референсної точки, і надаються рекомендації на основі ідентифікатора найближчої точки (рис. 4.10).

```
Best matching file: C:/Program Files/MATLAB/Lagos/Neuro_learning\5_s.txt
Distance to the closest point: 100.07553549486686 meters
Best identifier: 100m 180B°
Recommendation: 100m Продовжуйте рух прямо із пришвидшенням.
```

Рисунок 4.10 — Реалізація системи підтримки прийняття рішень судноводія (рекомендації капітану щодо маневрування судном)

Цей процес дозволяє автоматизовано знаходити та порівнювати координати точок, оцінювати їх близькість до референсної точки та отримувати рекомендації щодо напрямку руху.

Експерименти, проведені з використанням навігаційних симуляторів TRANSAS Wärtsilä Navi-Sailor ECDIS, значно покращили підтримку дій судноводія. Це було особливо помітно під час навчання в рамках курсу «Навігація та лоція», модуль ECDIS (Таблиця 4.1).

Таблиця 4.1. Результативність системи підтримки прийняття рішень

№	Компонент / Модуль	Опис	Використані методи / алгоритми	Ключові показники	Коментарі
1	2	3	4	5	6
1	OCR-обробка зображень ECDIS	Автоматизоване створення скріншотів дисплея ECDIS у фоновому режимі, попередня обробка з виділенням ROI та вилучення текстових даних.	Попередня обробка зображень, виділення областей інтересу (ROI), застосування Tesseract OCR із додатковою навчальною базою для навігаційних даних, корекція помилок.	Точність вилучення тексту. З 987 рядків вилучено 945 коректних рядків $\approx 95.8\%$	Система забезпечує достовірне вилучення ключових параметрів (дата, час, курс, швидкість, координати, дані щодо маршруту).

Продовження Таблиці 4.1

1	2	3	4	5	6
2	Порівняння текстових даних та геолокації	Завантаження вилучених текстових даних та їх порівняння з геопросторовим и записами для перевірки відповідності та виявлення розбіжностей.	Алгоритми fuzzy matching (наприклад, SequenceMatcher) , конвертація координат, розрахунок відстаней за формулою Гаверсина.	Точність зіставлення. З 532 записів 497 було правильно зіставлено: $(497 / 532) \times 100 \approx 93.4\%$	Вірне зіставлення даних гарантує, що текстова інформація відповідає реальним географічним позиціям, що підвищує надійність подальшого аналізу.
3	Візуалізація географічних даних	Створення інтерактивних карт із відображенням маркерів, маршрутів і зон ризику на основі завантажених геоданих, що зчитуються з текстових файлів.	Технології GIS, інтерактивна візуалізація з використанням бібліотеки Folium, відображення маркерів, радіусних зон та лінійних маршрутів.	Рівень наочності. Опитування серед судноводіїв показало середню оцінку задоволення візуалізацією на рівні 95% (середнє значення отриманих оцінок).	Інтерактивна візуалізація дозволяє швидко оцінити навігаційну ситуацію та ідентифікувати потенційні зони ризику, що сприяє оперативному прийняттю рішень.
4	Модуль підтримки прийняття рішень	Інтеграція даних з OCR, аналізу текстової інформації та геолокації для класифікації ситуації і генерації рекомендацій для капітана.	Нейронні мережі (MLP із активацією ReLU), експертні системи, нечітка логіка, алгоритми порівняння даних із шаблонними файлами, модулі аналізу ризику.	Точність рекомендацій. З 18 сценаріїв система видає 16 обґрунтованих рекомендацій: $\approx 88.8\%$	Система видає своєчасні та точні підказки (наприклад, "коригувати курс вправо"), що дозволяє уникнути зайвих маневрів і оптимізувати маршрут.

Продовження Таблиці 4.1

1	2	3	4	5	6
5	Аналіз невизначеності і даних ECDIS	Оцінка і корекція неповних або невизначених даних із системи ECDIS для підвищення якості аналізу та підтримки прийняття рішень.	Статистичний аналіз, розрахунок коефіцієнтів невизначеності, алгоритми корекції даних.	Зниження невизначеності. Початковий рівень невизначеності – 28.7%; після обробки – 11.4%. Тобто 60.1% - зниження невизначеності.	Покращення якості даних дозволяє отримувати більш обґрунтовані рекомендації та підвищує точність прийняття рішень у реальному часі.
6	Інтеграція модулів та автоматизація	Об'єднання всіх модулів (OCR, порівняння, візуалізація, аналіз невизначеності, підтримка рішень) в єдину систему для автоматизованої обробки та аналізу даних.	Мікросервісна архітектура, API інтеграції, ETL-процеси, автоматизоване збереження результатів у форматах Excel/HTML, синхронізація потоків даних.	Зниження часу обробки. Якщо напів-автоматизований аналіз тривав 98.3 сек, то інтегрована система обробляє дані за 53.4 сек. Розрахунок: $((98.3 - 53.4) / 98.3) \times 100 \approx 45.8\%$.	Інтеграція модулів забезпечує оперативну обробку великих обсягів даних і надання рекомендацій у режимі реального часу, що є критичним для безпеки навігації.
7	Зменшення часу проходження судна у порту Лагос	Завдяки своєчасним рекомендаціям СППР капітан уникає зайвих маневрів, оптимізуючи маршрут при вході до порту Лагос, що дозволяє зменшити час проходження складних зон.	Інтеграція модулів підтримки рішень, аналіз геопросторових даних, рекомендаційна система на основі даних з ECDIS, AIS, ARPA, GPS.	Зменшення часу проходження: від 7.3% до 18.7% При стандартному часі проходження 59.7 хв: – Зниження склало від 4.36 хв, (новий час 55.34 хв) до 11.16 хв, (новий час 48.54 хв.)	Завдяки точним і своєчасним підказкам капітану вдалося зменшити кількість зайвих маневрів, що значно оптимізує час проходження складних ділянок підходу до порту

У цілому, розроблена система підтримки прийняття рішень судноводія, на прикладі локації Лагос, порт Тімкан, зменшила час проходження судна від 7% до 18% при її застосуванні. Окрім забезпечення безпеки навігації, СППР судноводія скорочує маршрут судна та, відповідно, економить паливно-мастильні матеріали та електроенергію на судні.

4.7. Розробка програмного засобу для кластеризації, аналізу та прогнозування траєкторій суден з урахуванням категорій навігаційного ризику в режимі реального часу

Головне завдання полягає в розробці програмного засобу, що працюватиме в режимі on-line та за алгоритмами розробленого комплексного методу матиме наступний послідовний функціонал, що має бути здатний:

- побудувати траєкторії руху суден відповідно до категорій ризику, аналізуючи дані з ECDIS для оцінки ризику на основі відстані до берегової лінії;
- виконати кластеризацію траєкторій суден за допомогою DBSCAN та D-KMEANS, що спираються на алгоритми для класифікації поведінки суден на основі історичних даних та кластеризації траєкторій;
- використовувати процедуру стиснення траєкторії за допомогою алгоритму Douglas-Peucker для підвищення ефективності кластеризації та зменшення обчислювальних витрат;
- оцінити стабільність руху суден за допомогою аналізу Фур'є, шляхом визначення характерних коливань траєкторій для покращення точності прогнозування;
- здійснити нечітку кластеризацію траєкторій з використанням нечіткої логіки для оцінки ступеня ризику та класифікації небезпечних ситуацій;
- спрогнозувати траєкторії суден з використанням нейронних мереж у двох можливих напрямках. Провести аналіз даних про рух суден з метою оптимізації майбутніх траєкторій та покращення точності прогнозування.

При вирішенні завдання слід зосередитись на процесах автоматизації в

морській навігації, що спрямовані на безпеку руху суден шляхом прогнозування їх траєкторій в умовах складної акваторії (вузькості, протоки, порти). Особлива увага приділяється системам автоматизованого контролю та моніторингу суден, таким як ECDIS, AIS, ARPA, GPS, які використовуються для збору й аналізу навігаційних даних, а також факторам, що впливають на рішення судноводія в умовах ризику.

Дослідження орієнтоване на розробку комплексного методу, що включає кластеризацію, стиснення та прогнозування траєкторій суден для підвищення точності та швидкості обробки даних, враховуючи людський фактор, кваліфікацію судноводія, та забезпечуючи ефективне планування судноплавства.

При проведенні дослідження використовувався системний підхід, а також методи аналізу та синтезу даних. Було застосовано методи кластеризації (DBSCAN, D-KMEANS) для обробки та аналізу траєкторій суден, числового інтегрування для оцінки стабільності руху за допомогою Фур'є-аналізу, а також методи прогнозування за допомогою нейронних мереж (багатошарова нейронна мережа (MLP) із подальшою активацією через функцію ReLU). Для реалізації використовувалися персональний комп'ютер з операційною системою Windows 10, середовище Anaconda та Python. Програмне забезпечення для аналізу включало модулі для обробки даних ECDIS протоки Босфор, а також зроблені алгоритми для кластеризації, стиснення траєкторій і прогнозування на основі даних навігаційних систем. Це дозволяє працювати з великими обсягами даних та забезпечувати точність класифікації ризиків та прогнозування небезпечних ситуацій, використовуючи інтерактивну вебкарту в режимі on-line.

Розробка методу передбачала виконання ряду послідовних завдань дослідження шляхом математичного опису та програмної реалізації, що буде описано у цьому розділі. Додатково планується представити наявні результати моделювання у вигляді скріншотів інтерактивної вебкарти.

Першочерговою операцією було створення і відбір звітів,

використовуючи сервер ECDIS TRANSAS NTPRO 4000/5000, який зберігає поточні дані руху судна та навігаційних даних з кроком у 5 секунд. Далі на основі контрольного звіту, що був оптимізований до формату CSV, проводилась математична обробка великих даних засобами розробленого програмного забезпечення на мові Python.

Етапи методу та відповідні пункти наведені нижче.

4.8. Побудова траєкторій руху суден відповідно до категорію ризику

1. Застосування алгоритму LCSS для визначення схожості між фактичною та еталонною траєкторією (4.1):

$$LCSS(T_1, T_2) = \max \begin{pmatrix} LCSS(T_1 - \{t_{1_i}\}, T_2), \\ LCSS(T_1, T_2 - \{t_{2_j}\}), \\ LCSS(T_1 - \{t_{1_i}\}, T_2 - \{t_{2_j}\}) + 1 \end{pmatrix}, \quad (4.1)$$

де $LCSS(T_1, T_2)$ — метрика, що вимірює схожість між двома траєкторіями T_1 та T_2 ; t_{1_i}, t_{2_j} — точки на траєкторіях T_1 та T_2 , відповідно, які можуть бути ігноровані, якщо вони незначно відхиляються.

При порівнянні запланованої траєкторію руху судна із контрольною ми маємо дві траєкторії $T_1 = \{t_{1_1}, t_{1_2}, \dots, t_{1_m}\}$ і $T_2 = \{t_{2_1}, t_{2_2}, \dots, t_{2_n}\}$, де t_{1_i} і t_{2_j} представляють координати точок на траєкторіях T_1, T_2 , відповідно.

Це дає змогу алгоритму LCSS визначити довжину найдовшої спільної підпоследовності між T_1 і T_2 з використанням наступної рекурсивної формули (4.2):

$$LCSS(i, j) = \begin{cases} 0, & \text{якщо } i = 0 \text{ або } j = 0, \\ LCSS(i-1, j-1) + 1, & \text{якщо } |t_{1_i} - t_{2_j}| \leq \delta \mid t_{1_i}^{time} - 1, \\ \max(LCSS(i-1, j), LCSS(i, j-1)), & \text{в іншому випадку,} \end{cases} \quad (4.2)$$

де $LCSS(i, j)$ — довжина найдовшої спільної підпоследовності між першими i -точками траєкторії T_1 та першими j -точками траєкторії T_2 ; t_{1_i}, t_{2_j} — координати i -точки на траєкторії T_1 та j -точки на траєкторії T_2 , відповідно; δ — допустима просторово-часова відстань між точками t_{1_i} і t_{2_j} , що дозволяє враховувати

відхилення.

2. Динамічне вирівнювання часу (DTW), врахування часових зсувів при порівнянні траєкторій (4.3):

$$DTW(T_1, T_2) = \min_{\pi} \sum_{k=1}^K d(t_{1_{\pi(k)}}, t_{2_{\pi(k)}}), \quad (4.3)$$

де $DTW(T_1, T_2)$ — метрика, що вимірює відмінність між траєкторіями T_1 та T_2 , враховуючи часові зсуви; $t_{1_{\pi(k)}}, t_{2_{\pi(k)}}$ — точки на траєкторіях, які вирівнюються між собою за допомогою π (перестановки); $d(t_{1_{\pi(k)}}, t_{2_{\pi(k)}})$ — функція відстані між точками $t_{1_{\pi(k)}}, t_{2_{\pi(k)}}$; π — оптимальне вирівнювання точок на траєкторіях; K — кількість кроків у вирівнюванні (шлях).

4.9. Кластеризація траєкторій суден за допомогою DBSCAN та K-MEANS

1. Алгоритм кластеризації DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise).

Далі алгоритм DBSCAN [161] здійснює кластеризацію на основі щільності точок у просторі, використовуючи два основні параметри: радіус околу (ϵ) і мінімальну кількість точок ($MinPts$).

Основні параметри алгоритму:

ϵ — *радіус околу*: максимальна відстань між двома точками, щоб одна точка могла вважатися сусідом іншої;

$MinPts$ — *мінімальна кількість точок*: мінімальна кількість точок, які повинні знаходитися в радіусі ϵ , щоб точка могла вважатися «основною» і стати частиною кластера.

Для розрахунку, маємо оперувати наступними параметрами:

- відстань між двома точками обираємо в залежності від ситуації (евклідова відстань, манхеттенська відстань або чебишевська відстань).

- Сусідство точки p визначається як множина всіх точок, що знаходяться на відстані не більше ϵ від точки p (4.4):

$$N_{\epsilon}(p) = \{q \mid dist(p, q) \leq \epsilon\}, \quad (4.4)$$

де $dist(p, q)$ — обрана метрика відстані.

Основна точка: точка p є основною точкою, якщо кількість точок у її сусідстві $N_\epsilon(p)$ перевищує або дорівнює (4.5):

$$MinPts: |N_\epsilon(p)| \geq MinPts. \quad (4.5)$$

Гранична точка: точка q є граничною точкою, якщо вона знаходиться в сусідстві основної точки, але сама не є основною точкою.

Шумова точка: точка p , яка не є ні основною, ні граничною точкою, вважається шумом (4.6):

$$p \notin \text{Кластер}, \quad p \notin N_\epsilon(q) \text{ для всіх } q. \quad (4.6)$$

2. Алгоритм D-KMEANS що поєднує DBSCAN і K-Means для кращої кластеризації траєкторій.

DBSCAN Використовується для виявлення початкових кластерів, а K-Means, для обчислення центроїда μ_k k -го кластера (4.7):

$$\mu_k = \frac{1}{|C_k|} \sum_{x_i \in C_k} x_i, \quad (4.7)$$

де C_k — множина точок, що належать до k -го кластера; x_i — координати точки i -го спостереження; μ_k — центроїд k -го кластера.

Процедура оновлення кластерів: після початкового формування кластерів DBSCAN, K-Means уточнює кордони, мінімізуючи суму квадратів відстаней від кожної точки до найближчого центроїда (4.8):

$$\arg \min_C \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in C_k} dist(x_i, \mu_k)^2, \quad (4.8)$$

де C — поточний розподіл точок по кластерам; μ_k — центроїд k -го кластера; $dist(x_i, \mu_k)$ — відстань від точки до центроїда.

Таким чином, алгоритм D-KMEANS дозволить більш точно класифікувати траєкторії суден на групи за їх поведінкою. Це може допомогти виявити траєкторії з підвищеним ризиком, зосередити увагу на найважливіших маршрутах і, за потреби, вжити заходів для їх корекції.

4.10. Стиснення траєкторій за допомогою алгоритму Дугласа-Пекера без втрати ключових характеристик

4.10.1. Відстань від точки до прямої.

Прийmemo у якості $P_1(x_1, y_1)$ і $P_n(x_n, y_n)$ першу і останню точки траєкторії, а $P_i(x_i, y_i)$ будь-яка інша точка траєкторії. Відстань d_i від точки P_i до прямої, що з'єднує P_1 і P_n , обчислюється за формулою (4.9):

$$d_i = \frac{|(y_n - y_1)x_i - (x_n - x_1)y_i + x_n y_1 - y_n x_1|}{\sqrt{(y_n - y_1)^2 + (x_n - x_1)^2}}. \quad (4.9)$$

4.10.2. Вибір точки з максимальною відстанню $d_{\max}: d_{\max} = \max_{1 < i < n} d_i$.

Порогове значення ϵ . Якщо $d_{\max} > \epsilon$, точка P_k , де $k = \operatorname{argmax}_{1 < i < n} d_i$, залишається у траєкторії, і алгоритм рекурсивно застосовується до двох частин траєкторії: від P_1 до P_k і від P_k до P_n .

Алгоритм Дугласа-Пекера [162] дозволяє ефективно зменшувати кількість точок у траєкторії, зберігаючи її основні характеристики. Це зменшує обсяг даних для подальшої обробки та аналізу, полегшує візуалізацію та зберігає важливу інформацію про форму траєкторії судна.

4.11. Оцінка стабільності траєкторії руху суден

1. Перетворення Фур'є для аналізу частотних компонент коливань для оцінки стабільності руху.

Аналіз стабільності траєкторії судна є критичним для забезпечення безпеки судноплавства. Коливання курсу, швидкості та прискорення можуть свідчити про нестабільність, що виникає через недостатню кваліфікацію або досвід керування судном. Застосування перетворення Фур'є [163] дозволяє виявити частотні компоненти цих коливань і оцінити їх вплив на загальну стабільність траєкторії. Для підвищення точності та надійності аналізу до моделі додані додаткові аспекти, такі як фільтрація шуму, нелінійний аналіз, кореляційний аналіз та інші.

Опишемо послідовність математичних розрахунків етапу нижче:

1.1. Часова траєкторія. Для кожного судна маємо ряд даних, що включає такі змінні: Time (s) — часовий інтервал t ; Speed — швидкість судна $v(t)$; Course — курс судна $\theta(t)$; Latitude і Longitude — Координати траєкторії судна $x(t)$, $y(t)$; Mamdani Acceleration, Sugeno Acceleration, ANFIS Acceleration — прискорення, розраховані різними методами.

Траєкторія судна може бути представлена як комплексний сигнал у часовій області (4.10):

$$z(t) = x(t) + jy(t). \quad (4.10)$$

1.2. Для перетворення часового сигналу в частотну область використовується дискретне перетворення Фур'є.

1.3. Аналіз спектру. Спектр сигналу $Z(f)$ містить інформацію про частотні компоненти курсу та швидкості судна (4.11):

$$z(t) = \sum_{k=1}^N A_k \cos(2\pi f_k t + \phi_k), \quad (4.11)$$

де A_k — амплітуда коливань; f_k — частота коливань; ϕ_k — фазовий зсув.

1.4. Фільтрація низьких частот. Для видалення низькочастотного шуму, що не є пов'язаним з нестабільністю керування, використовується фільтр Баттерворта (4.12):

$$H(f) = \frac{1}{\sqrt{1 + \left(\frac{f}{f_c}\right)^{2n}}}, \quad (4.12)$$

де f_c — частота зрізу; n — порядок фільтра.

1.5. Оцінка стабільності. Для оцінки рівня нестабільності розраховуємо середню енергію високочастотних компонент (4.13):

$$E_{high} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N_{high}} |Z(f_k)|^2. \quad (4.13)$$

Коефіцієнт кваліфікації Q визначається як: $Q = \frac{1}{E_{high}}$.

Низьке значення Q вказує на високий рівень нестабільності, що може свідчити про недостатню кваліфікацію судноводія.

Цей етап методу дозволяє комплексно аналізувати стабільність траєкторії судна з урахуванням як основних частотних компонент, так і додаткових аспектів, таких як зовнішні фактори та нелінійні коливання.

4.12. Нечітка кластеризація траєкторій з використанням нечіткої логіки

1. Моделі Гауссових змішувань (GMM). GMM моделює дані як комбінацію кількох гауссових розподілів (4.14, 4.15):

$$p(x) = \sum_{k=1}^K \pi_k N(x | \mu_k, \Sigma_k), \quad (4.14)$$

$$N(x | \mu_k, \Sigma_k) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d |\Sigma_k|}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (x - \mu_k)\right), \quad (4.15)$$

де $p(x)$ — ймовірність того, що точка x належить до певної компоненти змішування; π_k — вага k -ї компоненти змішування; $N(x | \mu_k, \Sigma_k)$ — гауссовий розподіл з середнім значенням μ_k та ковариаційною матрицею Σ_k ; K — кількість компонент змішування; μ_k — середнє значення для k -ї компоненти; Σ_k — ковариаційна матриця для k -ї компоненти; d — кількість вимірів (розмірність простору).

Алгоритм GMM [164] дозволить моделювати ймовірність знаходження судна в небезпечній зоні, враховуючи змінні навігаційні параметри. Це допомагає передбачити ризики, пов'язані з наближенням до берегової лінії або іншими об'єктами.

2. Алгоритм (Expectation-Maximization, EM) для GMM. Алгоритм EM складається з двох основних етапів, що повторюються до збіжності.

2.1. Етап очікування (E-step). Для кожного спостереження x_i обчислюється ймовірність того, що воно належить до кожної компоненти змішування k (4.16):

$$\gamma_{ik} = \frac{\pi_k \cdot N(x_i | \mu_k, \Sigma_k)}{\sum_{j=1}^K \pi_j \cdot N(x_i | \mu_j, \Sigma_j)}, \quad (4.16)$$

де γ_{ik} — відповідальність компоненти k за точку x_i .

2.2. Етап максимізації (M-step). Оновлюються параметри моделі на основі обчислених відповідальностей:

– оновлення ваги: $\pi_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \gamma_{ik}$;

– оновлення середнього значення: $\mu_k = \frac{\sum_{i=1}^N \gamma_{ik} x_i}{\sum_{i=1}^N \gamma_{ik}}$;

– оновлення ковариаційної матриці: $\Sigma_k = \frac{\sum_{i=1}^N \gamma_{ik} (x_i - \mu_k)(x_i - \mu_k)^T}{\sum_{i=1}^N \gamma_{ik}}$.

Алгоритм повторюється, поки зміни параметрів не стануть несуттєвими.

Модель Гауссових змішувань (GMM) дозволить оцінювати ризики в морській навігації, враховуючи множину параметрів.

4.13. Прогнозування траєкторій суден за допомогою моделі багатошарової нейронної мережі (MLP) із подальшою активацією через функцію ReLU

Етапи прогнозування:

1. *Лінійні шари (Dense)*: модель прогнозування використовує кілька повнозв'язкових (Dense) шарів, де кожен шар застосовує лінійну комбінацію вхідних даних.

2. *Активаци́йна функція ReLU* [165]: кожен шар застосовує активаци́йну функцію ReLU, яка відсікає негативні значення, що особливо корисно для прогнозування фізичних процесів, таких як траєкторії суден. Це дозволяє мережі враховувати лише позитивні зміни в параметрах, таких як швидкість або курс.

3. *Dropout* для запобігання перенавчанню: щоб уникнути перенавчання, модель використовує Dropout — випадкове вимкнення нейронів під час навчання. Це дозволяє моделі уникнути надмірної адаптації до шуму або особливостей навчального набору даних.

4. *Нормалізація даних*: для того, щоб судові параметри, такі як координати і швидкість, були в однакових масштабах, застосовується нормалізація через `BatchNormalization()`. Це дозволяє стабілізувати навчання та пришвидшити його збіжність:

5. *Прогнозування траєкторії*: модель використовує вихідний шар для прогнозування майбутніх значень координат судна.

6. *Функція втрат*: для навчання моделі використовується функція втрат середньоквадратична помилка (MSE), яка мінімізує відстань між прогнозованою і реальною траєкторією судна.

Ця модель дозволяє прогнозувати відхилення від курсу судна, враховуючи поточні і попередні параметри руху, такі як координати, швидкість і курс. Модель оптимізована для роботи з великими обсягами даних завдяки застосуванню Dropout і нормалізації, що запобігає перенавчанню та покращує збіжність навчання. Функція втрат, заснована на середньоквадратичній помилці, мінімізує різницю між фактичною та прогнозованою траєкторією, що критично важливо для точного моделювання і підвищення безпеки судноплавства.

4.14. Реалізація методу прогнозування небезпечних траєкторій руху суден в умовах невизначеності дій судноводія

4.14.1. Розробка програмного забезпечення, для фіксації траєкторії руху судна і траєкторії берегової лінії на інтерактивній карті

Завдяки розробленому програмному забезпеченню виконується порівняння траєкторії руху судна із траєкторією берегової лінії Босфор на близькість їх координат та визначається за цим критерієм ризик зіткнення судна із контурами берегової лінії протоки.

- Завантаження та підготовка даних. Дані про траєкторії суден та берегову лінію завантажуються з файлів Excel за допомогою pandas. Метод `to_numpy()` конвертує дані в масиви для зручних обчислень.

- Обчислення мінімальної відстані до берегової лінії. Для кожної точки

траєкторії судна обчислюється мінімальна відстань до берегової лінії за допомогою `geodesic()` з бібліотеки `geopy`. Програма проходить через кожну точку траєкторії в циклі й зберігає мінімальне значення відстані.

- Оновлення рівнів ризику. Залежно від отриманих відстаней, програма присвоює рівні ризику для кожної точки траєкторії. Використовується умовна конструкція `if`, яка розподіляє рівні ризику (наприклад, «Critical», «Safe») залежно від відстані до берега.

- Збереження даних. Оновлені дані зберігаються у файл CSV Excel.

- LCSS алгоритм. Алгоритм LCSS використовує динамічне програмування. Створюється матриця `dp`, де для кожної пари точок двох траєкторій перевіряється їх відповідність за параметром `delta`.

- DTW алгоритм. Алгоритм DTW створює матрицю, яка заповнюється мінімальними варіантами вирівнювання точок траєкторій. Вартість вирівнювання визначається як евклідова відстань між точками.

- Візуалізація на карті. Візуалізація ризиків на мапі виконується за допомогою бібліотеки `folium`. Точки відображаються маркерами з відповідними кольорами залежно від рівня ризику у форматі HTML (рис.4.11).

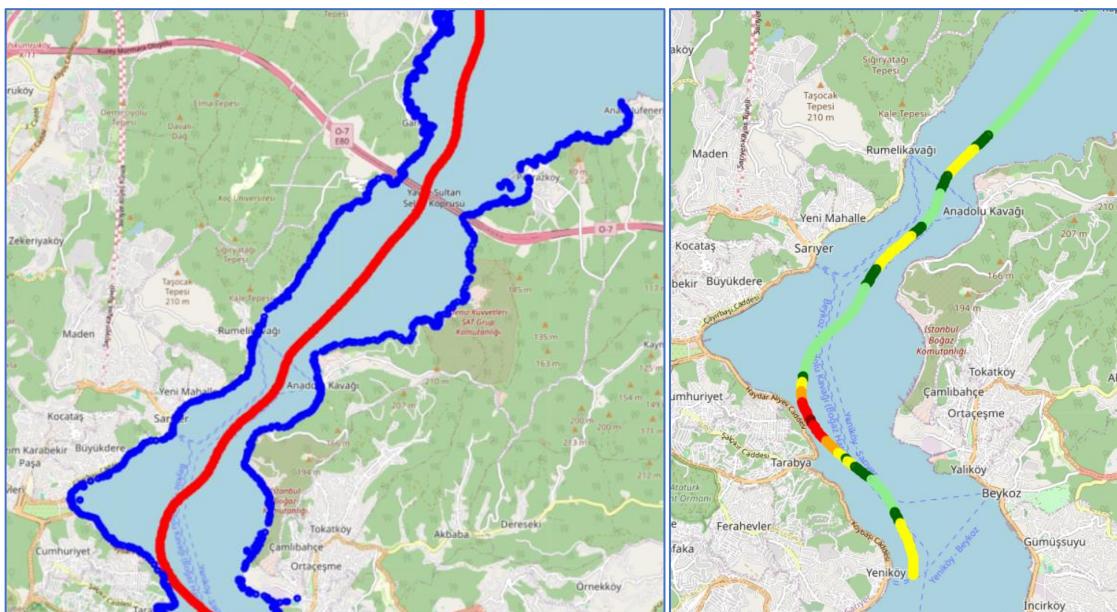


Рисунок 4.11 — Візуалізація траєкторії руху, враховуючі близькість до берегової лінії, як критерій ризику

4.14.2. Розробка програмного забезпечення для реалізації алгоритмів DBSCAN та K-MEANS

Розробка передбачає наступні етапи автоматизації:

- Завантаження та підготовка даних: Програма завантажує дані про траєкторії суден з Excel-файлу за допомогою `pandas`. Дані про рівень ризику перетворюються на числові значення через метод `map()`, щоб забезпечити їх подальшу обробку. Це дозволяє застосувати кластеризацію на основі швидкості судна, рівня ризику та мінімальної відстані до берегової лінії.

- Алгоритм DBSCAN. DBSCAN використовується для виявлення кластерів на основі щільності. Основні параметри — радіус ϵ та мінімальна кількість точок `MinPts`. Всі дані перед кластеризацією масштабуються за допомогою `StandardScaler()`. Алгоритм DBSCAN, реалізований через функцію `DBSCAN()`, класифікує точки траєкторій у кластери на основі евклідової відстані. Результат кластеризації зберігається у змінній `dbscan_clusters`.

- Алгоритм Gaussian Mixture (GMM). Після виконання DBSCAN алгоритму для додаткового уточнення кластерів використовується модель `GaussianMixture()` (GMM). Цей метод кластеризації дозволяє оцінювати ймовірність належності точок до певного кластера. Кількість компонентів (кластерів) визначається як 9, а ймовірнісна кластеризація виконується через `fit_predict()`. Результат зберігається в новій колонці `Cluster`.

- Візуалізація кластерів на карті. Для візуалізації кластерів на інтерактивній мапі використовується бібліотека `folium`. Кожен кластер відображається певним кольором на основі його значення. Програма також додає поділ легенди для зручного відображення кластерів на карті. Для кожного кластера виводяться поради щодо навігації та правила COLREG, що стосуються даного кластеру. Карта зберігається у форматі HTML.

- Алгоритм D-KMEANS. DBSCAN поєднується з K-Means для подальшого уточнення кластерів. Спочатку DBSCAN формує початкові кластери, а K-Means обчислює центроїди для кожного кластера, що дозволяє мінімізувати суму квадратів відстаней від кожної точки до найближчого

центроїда. Це робить кластеризацію більш точною, особливо для складних траєкторій. Центроїди обчислюються через формулу (7), а процедура оновлення кластерів відбувається за допомогою мінімізації суми квадратів відстаней до центроїда (8).

- Збереження результатів. Оновлений звіт з результатами кластеризації зберігається у форматі Excel за допомогою методу `to_excel()`, рис. 4.12.

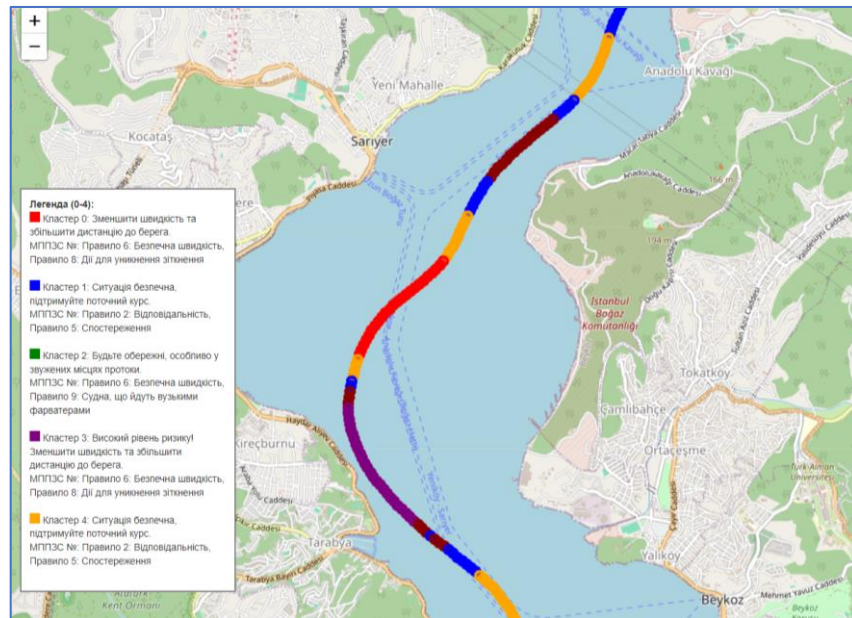


Рисунок 4.12 – Візуалізація кластерного аналізу щодо критичності ситуації

4.14.3. Розробка програмного забезпечення для стиснення траєкторій за допомогою алгоритму Douglas-Peucker

- Програма завантажує дані за допомогою функції `pd.read_excel()` з бібліотеки `pandas`, яка читає дані з Excel-файлу. Дані, такі як `Latitude`, `Longitude`, `Speed`, `Risk Level`, `Min Distance to Shore (m)` та `Cluster`, конвертуються у формат `DataFrame`. Це забезпечує структуру для подальшої обробки, де кожен рядок відповідає окремій точці траєкторії судна.

- Алгоритм Douglas-Peucker для стискання траєкторій. Алгоритм Douglas-Peucker, реалізований через бібліотеку `rdp` (функція `rdp()`), використовується для зменшення кількості точок у траєкторії. Основним параметром алгоритму є `epsilon`, який визначає допустиму відстань між

точкою і відрізком, що з'єднує дві інші точки траєкторії. Алгоритм рекурсивно видаляє точки, якщо їх відстань до прямої, що з'єднує крайні точки відрізка, менша за ϵ .

- Збереження стиснутих координат. Після виконання стискання координати зберігаються у новий DataFrame за допомогою функції `pd.DataFrame()`. Інші атрибути точок, такі як `Speed`, `Risk Level`, `Min Distance to Shore (m)` та `Cluster`, копіюються з оригінального набору даних через метод `loc[]`. Це гарантує, що стиснені траєкторії зберігають усі важливі метадані, пов'язані з кожною точкою.

- Видалення якірних траєкторій. Для фільтрації «якірних» точок (точок з низькою швидкістю) використовується умовний оператор із застосуванням порогового значення `Speed`. За допомогою методу `loc[]`, точки зі швидкістю, меншою за встановлене порогове значення, видаляються з DataFrame. Це зменшує кількість зайвих даних та допомагає зосередитися на основних рухах судна.

- Упорядкування точок за близькістю. Функція `geodesic()` з бібліотеки `georu` використовується для обчислення геодезичних відстаней між точками, що враховує кривизну земної поверхні. Для впорядкування точок за їх близькістю застосовується процедура, де кожна точка порівнюється з іншими для визначення найближчої точки. Найближчі точки додаються у список упорядкованих точок, забезпечуючи логічну послідовність руху судна.

- Візуалізація стиснутої траєкторії. Для візуалізації траєкторії використовується бібліотека `folium`. Функція `folium.Map()` створює інтерактивну карту, де центр карти визначається середнім значенням координат точок траєкторії. Точки траєкторії додаються на карту як маркери за допомогою методу `folium.CircleMarker()`, де кожна точка позначається кольором, відповідним її кластеру. Прямі лінії між точками додаються за допомогою `folium.PolyLine()`.

- Збереження результатів. Результати стискання та очищення траєкторії зберігаються у новий Excel-файл за допомогою функції `to_excel()` з бібліотеки

pandas. Інтерактивна карта зберігається у форматі HTML за допомогою функції `save()` з бібліотеки `folium`. Це дозволяє зберігати як дані для подальшого аналізу, так і візуалізацію траєкторії для подальшого використання або перегляду (рис. 4.13).



Рисунок 4.13 — Візуалізація функції стискання траєкторії для прискорення обробки даних в режимі реального часу

4.14.4. Розробка програмного забезпечення для оцінки стабільності траєкторії руху суден

Цей алгоритм працює наступним чином:

- Завантаження та підготовка даних. Дані про траєкторії суден завантажуються з двох Excel-файлів за допомогою методу `pd.read_excel()` з бібліотеки `pandas`. В одному файлі містяться стиснені та очищені траєкторії суден, а в іншому — дані про ризики. Після завантаження даних вони зберігаються у форматі `DataFrame` для подальшого аналізу. Зокрема, координати суден представлені у вигляді широти (Latitude) та довготи (Longitude), а також додаткові дані, як-от швидкість судна (Speed).

- Перетворення координат за допомогою багатовимірного шкалування (MDS): для спрощення просторового аналізу використовується багатовимірне

шкалювання (MDS) за допомогою методу `MDS()` з бібліотеки `sklearn`. Це перетворення зменшує вимірність даних із двох просторових координат (широти та довготи) до нових координат MDS (`MDS_X` та `MDS_Y`), що спрощує аналіз і візуалізацію.

- Перетворення координат у полярну систему: отримані після багатовимірного шкалювання координати (`MDS_X` і `MDS_Y`) перетворюються у полярну систему координат для кращого відображення та інтерпретації траєкторії судна. Радіальна відстань r обчислюється через функцію `np.sqrt()`, а кут `theta` — через `np.arctan2()`. Це дозволяє будувати полярні графіки траєкторії судна, що додає новий вимір для візуалізації та аналізу.

- Оцінка відстані до берегової лінії. Для аналізу стабільності руху судна використовується відстань до берегової лінії, що зберігається в колонці `Min Distance to Shore (m)`. Програма обчислює середнє, максимальне та мінімальне значення цієї відстані за допомогою методів `mean()`, `max()` та `min()`. Ця інформація використовується для оцінки безпеки судноплавства.

- Аналіз частотних компонент за допомогою перетворення Фур'є. Щоб проаналізувати частотні компоненти коливань швидкості судна, використовується дискретне перетворення Фур'є (DFT). Це дозволяє перевести дані швидкості судна з часового простору у частотний. За допомогою функції `np.fft.fft()` з бібліотеки `numpy` обчислюється частотний спектр для швидкості, що дає можливість побачити, які частоти домінують у сигналі швидкості судна.

Перш за все, створюється масив частот через функцію `np.fft.fftfreq()`, де задається кількість точок даних і часовий інтервал між ними. Після цього функція `np.fft.fft()` застосовується до даних швидкості судна для отримання частотного спектру. Амплітуди коливань обчислюються через модуль комплексних чисел у частотному спектрі за допомогою `np.abs()`. Графік амплітудного спектру будується для візуалізації основних частотних компонент, що впливають на рух судна.

- Фільтрація низькочастотного шуму. для видалення низькочастотного шуму, який може бути не пов'язаний зі стабільністю керування судном,

використовується фільтр Баттерворта. Це дозволяє очистити сигнал від шуму та зосередитися на частотних компонентах, що відповідають за нестабільність руху. Фільтр налаштовується через параметри частоти зрізу (f_c) та порядку фільтра (n).

- Оцінка стабільності. На основі частотного спектру оцінюється стабільність руху судна. Високочастотні компоненти можуть вказувати на нестабільність руху, спричинену різкими змінами курсу або швидкості. Енергія цих коливань розраховується через суму квадратів амплітуд за допомогою функції `pr.sum()`, що дозволяє визначити рівень нестабільності.

- Обчислення амплітуд. Амплітуди обчислюються через `pr.abs()`, щоб отримати модулі комплексних чисел, і нормалізуються за допомогою множення на $2.0/N$.

- Оцінка стабільності. Високочастотні компоненти виділяються через `pr.where()`, сума їх амплітуд обчислюється за допомогою `pr.sum()` для оцінки стабільності.

- Оцінка регулярності та впливу швидкості. Максимальні амплітуди обчислюються через `pr.max()`, а варіація швидкості — через `pr.var()`.

- Візуалізація результатів. Результати аналізу представлені у вигляді кількох графіків (рис. 4.14, 4.15), побудованих за допомогою бібліотеки `matplotlib`.



Рисунок 4.14 — Полярний графік траєкторії руху судна

Візуалізуються: графік координат після MDS для просторового аналізу (`plt.scatter()`); полярний графік траєкторії судна (`plt.polar()`); графік зміни відстані до берегової лінії для оцінки траєкторії відносно берега (`plt.plot()`); амплітудний спектр швидкості судна для аналізу частотних компонент (`plt.plot()`).

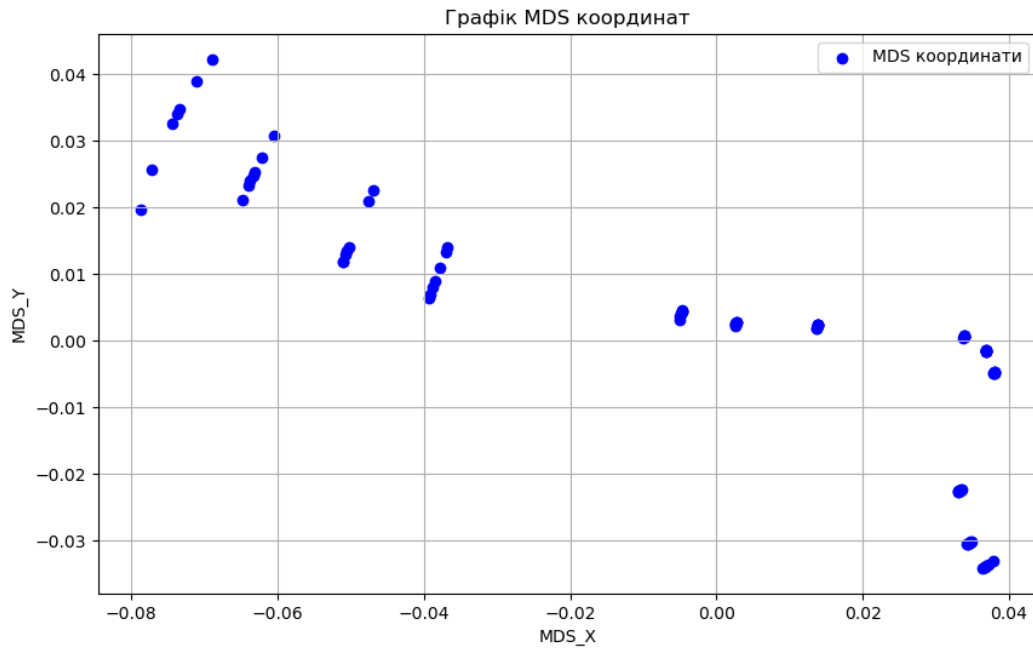


Рисунок 4.15 — Графік MDS координат для просторового аналізу

4.14.5. Розробка програмного забезпечення для нечіткої кластеризації траєкторій руху судна

Модель Гауссових змішувань (GMM). У кодї програми для кластеризації спочатку застосовується K-Means для початкового розподілу точок на кластери за допомогою `KMeans(n_clusters=k).fit()`. Після цього моделювання ймовірностей проводиться за допомогою Гауссових змішувань (GMM), де кожен кластер моделюється як багатовимірний нормальний розподіл.

Дані стандартизуються за допомогою `StandardScaler().fit_transform()`, що дозволяє точно моделювати ймовірності для кожного кластера. Для обчислення густини ймовірності використовується функція `multivariate_normal(mean= μ_k , cov= Σ_k)`, яка оцінює ймовірність того, що точка належить до конкретного кластеру на основі середніх значень μ_k та

коваріаційних матриць Σ_k .

Алгоритм ЕМ (Expectation-Maximization). Алгоритм ЕМ застосовується для уточнення параметрів кластерів. Е-step реалізується через обчислення відповідальності для кожної точки через `multivariate_normal.pdf()`. М-step передбачає оновлення середніх значень і коваріаційних матриць для кожного кластера, хоча в коді це не деталізовано. Початкова кластеризація KMeans допомагає швидко наблизитися до розв'язку.

Візуалізація результатів. Для візуалізації використовуються контурні графіки через `plt.contour()` для відображення меж кластерів на основі густини ймовірності, а також `plt.scatter()` для показу самих точок траєкторій з маркуванням за кластерами. Це дозволяє оцінити розподіл траєкторій і можливі небезпечні зони.

На даному етапі створюються вхідні дані для подальшого прогнозування засобами нейромереж.

4.14.6. Розробка програмного забезпечення для прогнозування траєкторій суден

Підготовка даних. Спочатку завантажуються дані з Excel-файлу, які включають параметри траєкторій суден: широта, довгота, швидкість, курс. Дані масштабуються за допомогою `StandardScaler()`, щоб привести їх до одного діапазону.

Модель MLP. Модель будується як багатошарова нейронна мережа (MLP) через клас `Sequential()`. Вона складається з кількох шарів:

Перший шар. `Dense(128, activation='relu')`, використовує 128 нейронів і функцію активації ReLU.

Додаються шари нормалізації через `BatchNormalization()`, що допомагає стабілізувати навчання.

Шари Dropout з ймовірністю 0.2 (`Dropout(0.2)`) запобігають перенавчанню.

Останній шар має 2 нейрони для прогнозування широти та довготи

наступної точки траєкторії.

Навчання моделі. Модель компілюється з використанням оптимізатора `adam` і функції втрат `mean_squared_error`, яка мінімізує різницю між реальними та прогнозованими точками. Під час навчання застосовується рання зупинка (`EarlyStopping`) для уникнення перенавчання, якщо модель не покращується протягом 10 епох.

Прогнозування. Після навчання модель використовує вхідні дані, які масштабуються, для прогнозування наступних точок траєкторії. Прогнози відновлюються до оригінального масштабу через `scaler_y.inverse_transform()`.

Візуалізація. Результати прогнозування відображаються на мапі за допомогою бібліотеки `folium` (рис. 4.16). Прогнозовані точки позначаються червоними маркерами, а оригінальна траєкторія відображається синьою лінією.

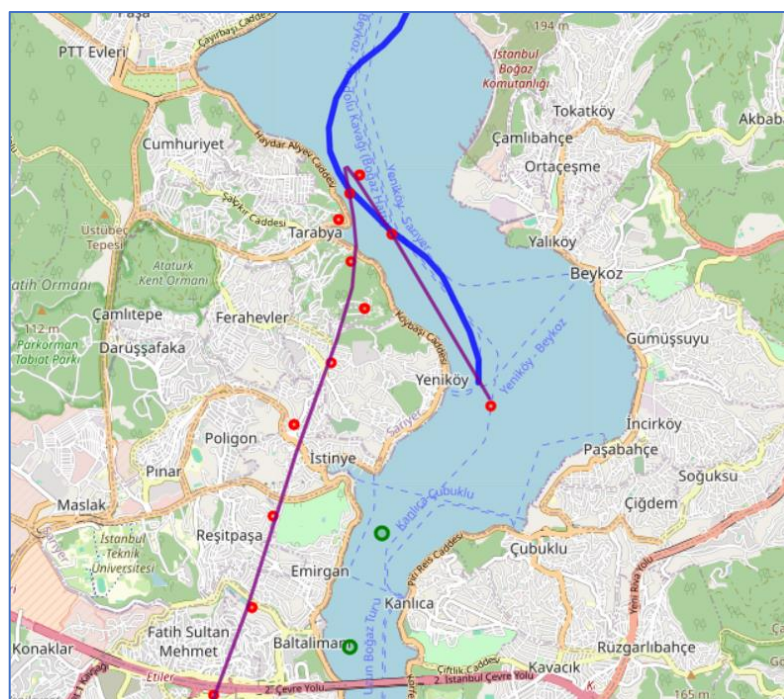


Рисунок 4.16 — Прогнозування шляхових точок у зоні особливої небезпеки

Як видно, використовуючи метод прогнозування небезпечних траєкторій руху суден вдалося визначити у найбільш небезпечній зоні маршруту, де відстань до берега складала менш ніж 100 метрів, дві можливі гілки прогнозу.

Безпечна гілка прогнозу мала три точки, що вказує на те, що це менш можливе, порівняно із небезпечною, що мало понад 10 точок. Такий стан подій змусив перейти на екстрене автоматичне керування рухом судна, використовуючи модуль автоматичного керування, що виправило ситуацію, до того моменту поки не було підсилено вахту і положення судна у протоці стало менш критичним. Експериментальні дані що підтверджують результативність запропонованого методу наведені у Таблиці 4.2.

Таблиця 4.2. Ключові показники результативності методу

№	Критерій	Опис	Використані методи / алгоритми	Значення / Показники	Коментарі
1	2	3	4	5	6
1	Ефективність обробки даних	Стискання траєкторій для зменшення обсягу даних та скорочення часу розрахунків	Алгоритм Douglas-Reucker, видалення якорних точок (поріг швидкості = 1.0), впорядкування точок за близькістю	Зменшення часу обробки. Початковий час = 11.23 сек, час після стискання = 8.35 сек; Розрахунок: $((11.23 - 8.35) / 11.23) \times 100 = 25.64\%$	Зниження часу обробки зменшує навантаження на систему та дозволяє оперативно аналізувати великі обсяги даних.
2	Точність прогнозування траєкторій	Прогнозування наступних координат руху судна для своєчасного попередження про потенційні відхилення	Глибинне навчання (MLP з Batch Normalization і Dropout), поліноміальна регресія для згладження тренду	Точність прогнозу. Тестова вибірка = 137 точок, коректно прогнозовано = 102 точок; Розрахунок: $(102 / 137) \times 100 = 74.45\%$	Висока точність дозволяє вчасно реагувати на відхилення траєкторії, що підвищує безпеку руху судна.

1	2	3	4	5	6
3	Класифікація рівнів ризику	Визначення ступеня ризику на основі мінімальної відстані до берегової лінії з подальшою категоризацією	Геодезичні обчислення (geopy), встановлення порогових значень (наприклад, <15 м – Critical, 15–30 м – Dangerous, 30–50 м – Caution тощо)	6 категорій: Critical, Dangerous, Caution, Moderate, Relatively Safe, Safe Для точки з відстанню 12.67 м: 12.67 < 15 → Critical; Для точки з відстанню 37.92 м: 30 < 37.92 < 50 → Caution	Чітка класифікація ризику дозволяє оперативно приймати рішення щодо коригування маршруту або швидкості руху судна.
4	Кластеризація та сегментація даних	Групування даних для виявлення зон підвищеного ризику та визначення кластерів із подібними характеристиками	DBSCAN (eps = 0.48, min_samples = 11), Gaussian Mixture Model (GMM), KMeans, StandardScaler	Ідентифіковано 9 кластерів; середній силуетний коефіцієнт ≈ 0.63 Використання DBSCAN з параметрами: eps = 0.48 та min_samples = 11 дало 9 кластерів	Детальна сегментація дозволяє визначити зони з підвищеним ризиком та адаптувати заходи безпеки для кожного кластеру.
5	Аналіз стабільності та регулярності руху	Оцінка характеристик руху судна за допомогою спектрального аналізу (FFT)	FFT, Hamming Window, функції evaluate_stability, evaluate_regularity, evaluate_speed_impact	Стабільність: 9.57, Регулярність: 7.02, Швидкісний вплив: 6.50	Спектральний аналіз дає кількісну оцінку характеристик руху судна

Продовження Таблиці 4.2

1	2	3	4	5	6
6	Оптимізація траєкторії	Розрахунок оптимальних маршрутів із використанням інтерполяції між поточними та прогнозованими координатами	Лінійна інтерполяція, побудова трендових ліній за допомогою поліноміальної регресії (ступінь 6)	Генерація 3 проміжних точок Початкова точка А: (Latitude 41.1234, Longitude 29.0789), кінцева точка В: (Latitude 41.0876, Longitude 29.0457);	Плавна інтерполяція забезпечує поступовий перехід між точками, знижуючи ризик різких змін курсу та підвищуючи безпеку руху судна.
7	Оцінка щільності кластерів	Аналіз «фузних» зон із нечітким перетином кластерів шляхом розрахунку густини ймовірності та побудови контурних ліній	KMeans для попередньої кластеризації, обчислення многовимірної нормальної густини (multivariate_normal), побудова контурних графіків	Для вибраного кластера ймовірність ≈ 0.6732 Для даного кластера на основі математичного очікування та коваріаційної матриці обчислено ймовірність приналежності ≈ 0.6732	Аналіз щільності кластерів допомагає виявити області з нечіткими межами, що може сигналізувати про потенційні аномалії в русі судна.
8	Інтеграція та автоматизація звітності	Автоматизація циклу обробки даних, генерація інтерактивних карт	Python (Pandas, NumPy), Keras, Scikit-Learn, Folium, Matplotlib, автоматизоване збереження звітів	Економія часу $\approx 48.2\%$ Час ручного аналізу = 142.7 сек, час автоматизації = 73.9 сек;	Автоматизація скорочує час аналізу майже удвічі.

Отже, отримані показники застосування методу прогнозування траєкторій суден з використанням нейронних мереж та алгоритмів машинного навчання, дозволяють визначити загальну результативність запропонованих засобів автоматизації.

Вплив умов воєнного стану.

Однією із умов воєнного стану є необхідність України підтримувати експорт продукції, зокрема аграрної та частково промислової. Термін «зерновий коридор» чітко асоціюється із безпекою морських перевезень з портів Південний (м. Одеса) та Очаків (м. Миколаїв). Чіткість у діях судноводія, готовність до обминання раптових зон небезпеки із боку країни агресора, можливість виконання маневрів розходження із траєкторіями дронів та балістики є необхідністю, що потребує спеціальних навиків (рис. 4.17).

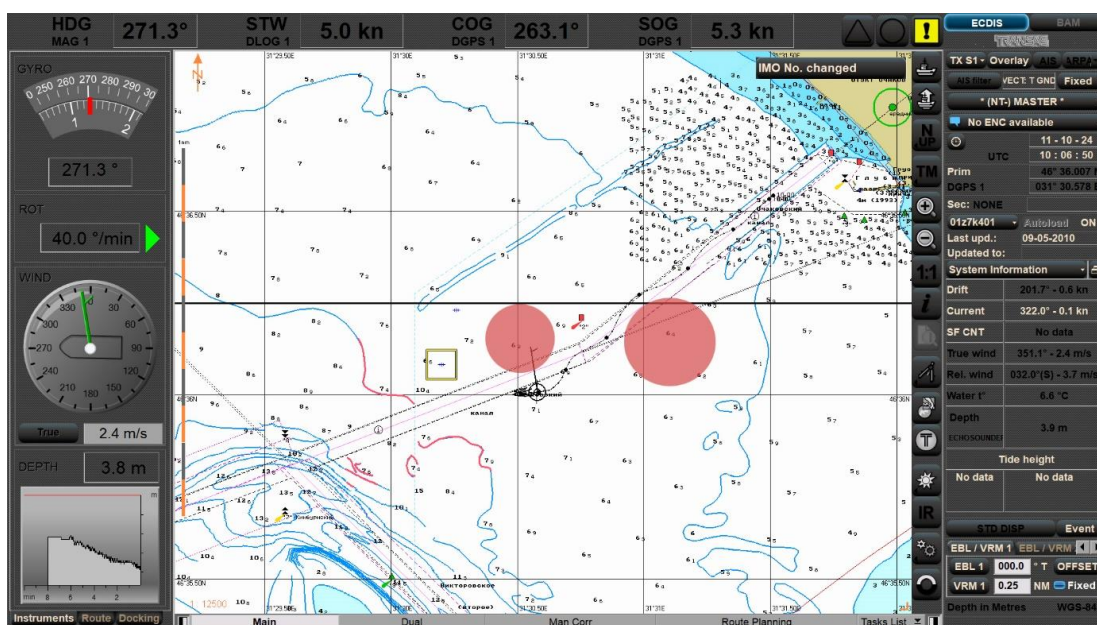


Рисунок 4.17 — обминання імовірних загроз біля Кінбурнської коси

На рисунку 4.17 видно, що судноводій прийняв попередження засобами зв'язку щодо зон, які не відображаються на дисплеї ECDIS та радару, зробив помітки, використовуючи інструментарій панелі Man Corr, та виконав маневр розходження орієнтуючись на кордони фарватеру та значень безпечної Under Keel Clearance та Deep contour.

Отже, було розроблено та застосовано комплексний метод

прогнозування небезпечних траєкторій суден, який охоплює шість ключових етапів.

Кожен із цих етапів базувався на сучасних алгоритмах кластеризації, аналізу даних та машинного навчання, що забезпечило ефективне вирішення поставлених задач.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ IV

У четвертому розділі отримав подальший розвиток метод інтеграції інформаційної підтримки судноводія у контур керування морським судном з урахуванням неповноти даних ECDIS та високої варіативності поведінки оператора, що полягає у розробленні комплексної системи з модулями OCR-обробки зображень, синхронізації текстових і геопросторових даних, алгоритмами виявлення та відновлення відсутньої інформації, а також прогнозування ризику в реальному часі, на відміну від існуючих рішень, така система передбачає багаторівневу оцінку навігаційної ситуації у розрізі кваліфікаційних дій оператора, дозволяє суттєво зменшити вплив людського фактора та посилює ефективність прийняття рішень у режимі реального часу.

Створений комплексний метод, завдяки інформаційній підтримці дозволив скоротити час проходження небезпечних ділянок морського маршруту на 7%–18%, що є економічно та енергетично вигідним. Це свідчить про дієвість автоматизованих систем аналізу й оптимізації руху.

Крім того, у рамках розділу було удосконалено методи прогнозування траєкторій суден з використанням нейронних мереж і алгоритмів машинного навчання, який полягає у глибинному аналізі великих масивів навігаційних даних (ECDIS), автоматизованому стисканні та кластеризації траєкторій, а також оцінюванні ймовірностей аномальної поведінки судна, на відміну від традиційних методів, запропонований підхід дає змогу підвищити точність прогнозування траєкторій руху судна у динамічних умовах невизначеності (зокрема, в умовах обмеженої видимості, високої щільності руху), зменшуючи

ризиків критичних ситуацій і скорочуючи час проходження небезпечних ділянок.

Завдяки застосуванню запропонованих технологій автоматизації та оптимізації було істотно зменшено час на обробку інформації, до 24–27% менше у випадку застосування алгоритму Douglas-Peucker для стискання траєкторій. Реалізована система кластеризації траєкторій (DBSCAN, D-KMEANS) та застосування нечіткої логіки і ймовірнісних моделей (GMM) забезпечили можливість автоматизованого виявлення та оцінки «вузьких місць» маршруту, зон підвищеного ризику та аномальних траєкторій.

Застосування глибинного навчання (MLP) для прогнозування траєкторій суден дозволила із точністю 72–81% попереджати про потенційно небезпечні відхилення ще до їх критичного прояву. Така можливість відкриває шлях до створення високорівневих автоматизованих контурів керування, що здатні превентивно реагувати на потенційні загрози. Зокрема, автоматизовані модулі можуть генерувати сигнали тривоги, команди на автопілот чи навіть ініціювати корекційні маневри задля підтримки оператора-судноводія.

ОСНОВНІ ВИСНОВКИ ТА НАУКОВІ РЕЗУЛЬТАТИ

1. Розроблено комплексну кваліфікаційну модель судноводія для автоматизованого керування судном, яка враховує технічні, когнітивні та поведінкові аспекти професійної діяльності. Ця модель об'єднує параметри, такі як рівень технічної підготовки, навички роботи з навігаційними приладами, здатність до швидкого прийняття рішень у стресових ситуаціях, а також індивідуальні поведінкові особливості судноводія. Врахування цих аспектів дозволила системі в реальному часі оцінювати компетентність судноводія та адаптувати рекомендації або автоматизовані дії відповідно до його поточного стану та умов навігації. Це підвищило ефективність прийняття рішень, зменшити ймовірність помилок, пов'язаних з людським фактором, і забезпечити навігацію в умовах підвищеного морського трафіку.

2. Запропоновано метод автоматизованої ідентифікації та оцінки кваліфікаційних параметрів судноводіїв у складних навігаційних умовах на основі інтелектуальних систем з використанням нечіткої логіки. Цей метод дозволяє автоматично збирати дані про дії судноводія, такі як вибір курсу, маневри уникнення, реакція на попередження систем, та аналізувати їх за допомогою нечіткої логіки, яка ефективно обробляє невизначені та неточні дані. Результатом є динамічна оцінка кваліфікаційних параметрів судноводія та прогнозування рівня ризику для кожної ділянки маршруту, що нелінійно зростає. Це дало можливість системі відновлювати кваліфікаційні параметри в режимі реального часу, забезпечити підвищення точності дотримання запланованого курсу та швидкості з 64% до 89%. Кількість критичних ситуацій, що вимагали оперативного втручання капітана, зменшилася з 24% до 7%.

3. Удосконалено метод аналізу інтуїтивних дій судноводія в критичних ситуаціях, який інтегрує індивідуальні параметри судноводія з навігаційними факторами. Модуль використовує дані про стан судноводія, шляхом аналізу його реакції та дії під час керування рухом судна та прийняття складних рішень, і поєднує їх з реальними навігаційними даними. Аналіз інтуїтивних

рішень в критичних ситуаціях дозволив системі прогнозувати можливі дії судноводія, оцінювати їх безпечність та ефективність. Це сприяло своєчасному виявленню потенційних помилок, зменшує вплив людського фактора на ризики навігації та підвищує точність і надійність автоматизованого керування судном. Загальний час на виконання операцій знизився на 18%.

4. Удосконалено методи прогнозування траєкторій суден з використанням нейронних мереж та алгоритмів машинного навчання, що дозволяє оптимізувати майбутні траєкторії та покращити точність прогнозування в умовах невизначеності. Метод базується на глибокому аналізі великих обсягів даних про рух судна, включаючи інформацію про навігаційні умови, близькість до берегової лінії, акваторію та зовнішні фактори. Стискання траєкторії дозволило зменшити час на обробку інформації до 24–27%. У свою чергу застосування глибинного навчання (MLP) для прогнозування траєкторій суден дозволила із точністю до 72–81% попереджати про потенційно небезпечні відхилення від запланованої траєкторії руху судна.

5. Отримав подальший розвиток метод інтеграції автоматизованих засобів підтримки прийняття рішень для судноводія на містку морського судна з урахуванням факторів невизначеності в повноті даних ECDIS, який полягає в розробці комплексної системи, що включає інноваційні модулі автоматизованої OCR-обробки зображень, порівняння текстових даних та геолокацій, візуалізації географічних даних на карті та підтримки прийняття рішень для судноводія; на відміну від існуючих рішень. Це дозволило забезпечити високоточне вилучення текстової інформації, автоматизувати процес аналізу та підтримати обґрунтоване прийняття рішень, покращити наочність та зручність аналізу навігаційної ситуації, що ефективно ідентифікує потенційні ризики та надає стратегічні поради судноводіям у реальному часі. Застосування методу дозволило зменшити час проходження судна у складних районах плавання від 7% до 18%.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Плачкова, Т. М. (2018). Інституціоналізація системи органів управління безпекою мореплавства в Україні. *Lex Portus*, (1), 115-126.
2. Теоретичні основи формування та деградації складних організаційно-технічних систем : монографія / Є.Б. Смірнов, В.І. Ткаченко, І.В. Рубан, В.Г. Малюга, А.В. Тристан. – Харків : ХНУРЕ, 2018. – 162 с.
3. Афанасьєв Ю. В. Аналіз розвитку IoT систем в складних організаційно-технічних системах / Ю. В. Афанасьєв // Інформаційно-комунікаційні технології та кібербезпека (ІКТК-2023) : матеріали дев'ятої Міжнародної науково-технічної конференції, 7 грудня 2023 р. – Харків : ХНУРЕ, 2023. – С. 93-95.
4. Nosov P.S., Ben A.P., Mateichuk V.N., Safonov M.S. Identification of “Human error” negative manifestation in maritime transport // *Radio Electronics, Computer Science, Control. Zaporizhzhia National Technical University*. № 4(47). - 2018. Pages 204-213. Web of Science. doi: 10.15588/1607-3274-2018-4-20.
5. Nosov P., Ben A., Safonova A., Palamarchuk I. Approaches going to determination periods of the human factor of navigators during supernumerary situations // *Radio Electronics, Computer Science, Control* № 2(49). - 2019. Pages 140-150. Web of Science. doi: 10.15588/1607-3274-2019-2-15.
6. Nosov P.S., Popovych I.S., Cherniavskiy V.V., Zinchenko S.M., Prokopchuk Y.A., Makarchuk D.V. Automated identification of an operator anticipation on marine transport // *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2020. - № 3. – P 158-172. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2020-3-15>.
7. Nosov P. S., Palamarchuk I.V., Safonov M.S., Novikov V.I. Modeling the manifestation of the human factor of the maritime crew // *Dnipropetrovsk National University of Railway Transport named after Academician V. Lazaryan (Dnipro)* № 5 (77). – 2018. Pages 82-92. doi:10.15802/stp2018/ 147937.
8. Nosov P.S., Cherniavskiy V.V., Zinchenko S.M., Popovych I.S., Nahrybelnyi Ya.A., Nosova H.V. Identification of marine emergency response of electronic

- navigation operator // *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2021. - № 1. – P. 208-223. DOI:10.15588/1607-3274-2021-1-20.
9. Nosov, P., Zinchenko, S., Ben, A., Prokopchuk, Y., Mamenko, P., Popovych, I., Moiseienko, V., Kruglyj, D. (2021). Navigation safety control system development through navigator action prediction by Data mining means. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 2 (9 (110)), 55–68. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2021.229237>.
 10. Pavlo Nosov, Ihor Popovych, Serhii Zinchenko, Vasyl Cherniavskyi, Viktor Plokhikh, Halyna Nosova (2020). The research on anticipation of vessel captains by the space of Kelly's graph. *Revista Inclusiones*, Vol: 7 num Especial, pp. 90-103.
 11. Косенко Ю.І., Носов П.С. Механізми ідентифікації та трансформації «знань» суб'єкта критичної інфраструктури // *Інформаційні технології в освіті, науці та виробництві. Збірник наукових праць*. — Вип. 3(4) — Одеса: Наука і техніка 2013, С. 99-104.
 12. Shevchenko, R., Cherniavskyi, V., Zinchenko, S., Palchynska, M., Bondarevich, S., Nosov, P. & Popovych, I. (2020). Research of psychophysiological features of response to stress situations by future sailors. *Revista Inclusiones*, Vol: 7 num Especial. pp. 566-579.
 13. Popovych, I. S., Cherniavskyi, V. V., Dudchenko, S. V., Zinchenko, S. M., Nosov, P. S., Yevdokimova, O. O., Burak, O. O. & Mateichuk, V. M. (2020). Experimental Research of Effective “The Ship’s Captain and the Pilot” Interaction Formation by Means of Training Technologies. *Revista ESPACIOS*, Vol. 41(№11). Page 30.
 14. Plokhikh, V. V. (2021). Assessment of subject's readiness for urgent actions using the variations of sensorimotor response tasks. *Insight: the psychological dimensions of society*, 5, 46–65. DOI: 10.32999 / 2663-970X / 2021-5-4.
 15. Celik M., Cebi S. Analytical HFACS for investigating human errors in shipping accidents // *Accident Analysis & Prevention*. 2009. Vol. 41, No. 1. P. 66-75.

16. Sèbe M. et al. Maritime transportation: Let's slow down a bit // *Science of the Total Environment*. 2022. Vol. 811. Available: <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.152262>
17. Skjong R., Guedes Soares C. Safety of maritime transportation // *Reliability Engineering & System Safety*. 2008. Vol. 93, No. 9. P. 1289-1291. Available: <https://doi.org/10.1016/j.ress.2007.08.002>
18. Rao S. Safety culture and accident analysis—A socio-management approach based on organizational safety social capital // *Journal of Hazardous Materials*. 2007. Vol. 142, No. 3. P. 730-740. Available: <https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2006.06.086>
19. Ma L. et al. A methodology to assess the interrelationships between contributory factors to maritime transport accidents of dangerous goods in China // *Ocean Engineering*. 2022. Vol. 266, No. 3. Available: <https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2022.112769>
20. Hetherington C., Flin R., Mearns K. Safety in Shipping: The Human Element // *Journal of Safety Research*. 2006. Vol. 37. P. 401. Available: <https://doi.org/10.1016/j.jsr.2006.04.007>
21. Baldauf M. et al. Collision avoidance systems in air and maritime traffic // *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*. 2011. Vol. 225, No. 3. P. 333-343. Available: <https://doi.org/10.1177/1748006X11408973>
22. European Maritime Safety Agency (EMSA). (2022). Safety Analysis of EMCIP Data – Navigation Accidents – Summary Report V1.0. September 2022. Available at: <https://www.emsa.europa.eu>.
23. Maritime Safety Report 2012-2021. Available: <https://www.iims.org.uk/marine-safety-report-2012-2021>.
24. Jovic M. et al. Digitalization in Maritime Transport and Seaports: Bibliometric, Content and Thematic Analysis // *Journal of Marine Science and Engineering*. 2022. Vol. 109. P. 486. Available: <https://doi.org/10.3390/jmse10040486>

25. Pham, Duc-Anh & Han, Seung-Hun (2023). Designing a Ship Autopilot System for Operation in a Disturbed Environment Using the Adaptive Neural Fuzzy Inference System. *Journal of Marine Science and Engineering*. 11. 1262. 10.3390/jmse11071262.
26. Liu, Wenwen & Liu, Yuanchang & Gunawan, Bryan & Bucknall, Richard (2020). Practical Moving Target Detection in Maritime Environments Using Fuzzy Multi-sensor Data Fusion. *International Journal of Fuzzy Systems*. 23. 10.1007/s40815-020-00963-1.
27. Du, Zhixiu (2024). A Risk Assessment Model for Navigation Safety of Maritime Aquaculture Platform Based on AIS Ship Trajectory. *Journal of Electrical Systems*. 20. 116–123. 10.52783/jes.2364.
28. Devikala, S. (2024). Development of Fuzzy Logic Controller in Automatic Vehicle Navigation using IoT. *Journal of Electrical Systems*. 20. 114–121. 10.52783/jes.1254.
29. Gül, Muhammet & Ak, Muhammet Fatih (2022). Occupational Risk Assessment for Flight Schools: A 3,4-Quasirung Fuzzy Multi-Criteria Decision Making-Based Approach. *Sustainability*. 14. 9373. 10.3390/su14159373.
30. Wang, Shaobo & Zou, Yiyang & Wang, Xiaohui (2024). An Intelligent Decision-Making Approach for Multi-Ship Traffic Conflict Mitigation from the Perspective of Maritime Surveillance. *Journal of Marine Science and Engineering*. 12. 1719. 10.3390/jmse12101719.
31. Aylward, Katie & Weber, Reto & Lundh, Monica & MacKinnon, Scott & Dahlman, Joakim (2022). Navigators' views of a collision avoidance decision support system for maritime navigation. *Journal of Navigation*. 75. 1-14. 10.1017/S0373463322000510.
32. Wang, Yuqing & Chen, Xinqiang & Wu, Yuzhen & Zhao, Jiansen & Postolache, Octavian & Liu, Shuhao (2024). Visual Navigation Systems for Maritime Smart Ships: A Survey. *Journal of Marine Science and Engineering*. 12. 1781. 10.3390/jmse12101781.

33. Li, Wei & Chen, Weijiong & Guo, Yunlong & Hu, Shenping & Xi, Yongtao & Wu, Jianjun (2024). Risk Performance Analysis on Navigation of MASS via a Hybrid Framework of STPA and HMM: Evidence from the Human–Machine Co-Driving Mode. *Journal of Marine Science and Engineering*. 12. 1129. 10.3390/jmse12071129.
34. Houweling, Koen & Mallam, Steven & van de Merwe, Koen & Nordby, Kjetil (2023). An Approach for Measuring The Effects of Augmented Reality on Human Performance in Maritime Navigation. *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting*. 67. 10.1177/21695067231193647.
35. Mohamed, Eslam & Hosny, Moustafa (2024). Enhancing Safety of Navigation with ECDIS Standardization and S-Mode Adoption. *Maritime Research and Technology*. 3. 117. 10.21622/MRT.2024.03.2.932.
36. Lee, Changui & Seojeong, Lee (2024). A Risk Identification Method for Ensuring AI-Integrated System Safety for Remotely Controlled Ships with Onboard Seafarers. *Journal of Marine Science and Engineering*. 12. 1778. 10.3390/jmse12101778.
37. Lei, Jinyu & Sun, Yuan & Wu, Yong & Zheng, Fujin & He, Wei & Liu, Xinglong (2024). Association of AIS and Radar Data in Intelligent Navigation in Inland Waterways Based on Trajectory Characteristics. *Journal of Marine Science and Engineering*. 12. 890. 10.3390/jmse12060890.
38. Car, Maro & Vujicic, Srdjan & Žuškin, Srđan & Brčić, David (2019). Human Machine Interface: Interaction of OOWs with the ECDIS system. *Conference: 1st International Conference of Maritime Science & Technology - Naše More 2019*
39. Medic, Dario & Bošnjak, Rino & Bukljaš, Mihaela & Vukša, Srđan (2021). Research Study and the Model for Improving the Safety of Navigation when Using the AIS. *TransNav the International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation*. 15. 577. 10.12716/1001.15.03.10.
40. Liu, Tian & MA, Jianwen (2022). Ship Navigation Behavior Prediction based on AIS Data. *IEEE Access*. 10. 1-1. 10.1109/ACCESS.2022.3172308.

41. Jiang, Zhiqiang & Zhang, Lingyu & Li, Weijia (2024). A machine vision method for the evaluation of ship-to-ship collision risk. *Heliyon*. 10. e25105. 10.1016/j.heliyon.2024.e25105.
42. Vukić, Đurđica & Candrlic, Sanja & Pošćić, Patrizia (2020). COMPARATIVE OVERVIEW OF ADAPTIVE ASSESSMENT ACTIVITY IN OPEN SOURCE LMS: DATA MODEL PERSPECTIVE. 4944-4954. 10.21125/inted.2020.1356.
43. Moon, Kibum & Kim, Jinwon & Lee, Jinsook (2021). Early Prediction Model of Student Performance Based on Deep Neural Network Using Massive LMS Log Data. *The Journal of the Korea Contents Association*. 21. 1–10. 10.5392/JKCA.2021.21.10.001.
44. Putra, Bagas & Soeprijanto, & Daryanto (2024). Evaluation of the Utilization of the Learning Management System (LMS) Using the CIPP Model. *Global Synthesis in Education Journal*. 1. 19-27. 10.61667/dp8q3757.
45. Elov, Botir & Rasulovna, Jamoldinova & Mastura, Primova & Khusainova, Zilola & Raxmatilloevich, Aloyev & O'g'li, Xudayberganov (2024). The Stages of Creation of LMS Model.
46. Liu, Dongqin & Zheng, Zhongyi & Liu, Zihao (2024). Research on Dynamic Quaternion Ship Domain Model in Open Water Based on AIS Data and Navigator State. *Journal of Marine Science and Engineering*. 12. 516. 10.3390/jmse12030516.
47. Okechukwu, Ogochukwu & Amaechi, Eziechina & George, Onyemachi & Isaac, Onuwa (2024). Enhanced Text Recognition in Images Using Tesseract OCR within the Laravel Framework. *Asian Journal of Research in Computer Science*. 17. 58–69. 10.9734/ajrcos/2024/v17i9499.
48. Manjunath, Akanksh & Nayak, Manjunath & Nishith, Santhanam & Pandit, Satish & Sunkad, Shreyas & Deenadhayalan, Pratiba & Gangadhara, Shobha (2023). Automated invoice data extraction using image processing. *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*. 12. 514. 10.11591/ijai.v12.i2.pp514-521.

49. Sumana, K R. (2024). Optimized OCR Data Extraction Using Custom-Trained NLP-NER Models for Enhanced Image Analysis. *Journal of Emerging Technologies and Innovative Research*. 11. 159-162.
50. Ujkani, Arbresh & Hohnrath, Pascal & Grundmann, Robert & Burmeister, Hans-Christoph (2024). Enhancing Maritime Navigation with Mixed Reality: Assessing Remote Pilotage Concepts and Technologies by In Situ Testing. *Journal of Marine Science and Engineering*. 12. 1084. 10.3390/jmse12071084.
51. Martes, Liliana (2020). Best Practices in Competency-based Education in Maritime and Inland Navigation. *TransNav, the International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation*. 14. 557-562. 10.12716/1001.14.03.06.
52. Atik, Oguz & Arslan, Ömer (2019). Use of Eye Tracking for Assessment of Electronic Navigation Competency in Maritime Training. *Journal of Eye Movement Research*. 12. 10.16910/jemr.12.3.2.
53. Wang, Gang & Wang, Jingheng & Wang, Xiaoyuan & Wang, Quanzheng & Han, Junyan & Chen, Longfei & Feng, Kai (2024). A Method for Coastal Global Route Planning of Unmanned Ships Based on Human-like Thinking. *Journal of Marine Science and Engineering*. 12. 476. 10.3390/jmse12030476.
54. Li, Yibo & Song, Guobin & Yip, Tsz Leung & Yeo, Gi-Tae (2024). Fuzzy Logic-Based Decision-Making Method for Ultra-Large Ship Berthing Using Pilotage Data. *Journal of Marine Science and Engineering*. 12. 717. 10.3390/jmse12050717.
55. Voskoglou, Michael & Id, & Tfss, Transactions On Fuzzy Sets And Systems (2024). A Journey from Traditional to Fuzzy Methods of Decision-Making. 3. 136-150.
56. Mizrak, Filiz (2023). Analyzing Criteria Affecting Decision-Making Processes of Human Resource Management in the Aviation Sector – A Fuzzy Logic Approach. *Journal of Aviation*. 7. 10.30518/jav.1331688.
57. Almahdi, Abdulla & Al Mamlook, Rabia & Almarhabi, Yahya & Ullah, Irfan & Jamal, Arshad & Bandara, Nishantha (2022). A Fuzzy-Logic Approach Based on

Driver Decision-Making Behavior Modeling and Simulation. 14. 10.3390/su14148874.

58. Tusher, Hasan Mahbub & Munim, Ziaul & Hussain CEng, Sajid & Nazir, Salman. (2023). An automated machine learning approach for early identification of at-risk maritime students. <https://doi.org/10.54941/ahfe1003150>.

59. Engel, Christian & Elshan, Edona & Ebel, Philipp & Leimeister, Jan Marco. (2023). Stairway to Heaven or Highway to Hell: A Model for Assessing Cognitive Automation Use Cases. *Journal of Information Technology*. <https://doi.org/10.1177/02683962231185599>.

60. Miller, M., & Holley, S. (2023). Deficits in Cognitive Resilience of Commercial Pilots: The Case For a CRM Tenet on Computer Information and Automation in Digital Flight Operations. *Human-Centered Aerospace Systems and Sustainability Applications*.

61. Khatun, M.; Wagner, F.; Jung, R. and Glaß, M. (2023). Identification of Interface Related Factors Between Safety Management System and Cybersecurity Management System for Highly Automated Driving Vehicles. In *Proceedings of the 25th International Conference on Enterprise Information Systems - Volume 2: ICEIS*; ISBN 978-989-758-648-4; ISSN 2184-4992, SciTePress, pages 21-30. DOI: 10.5220/0011708700003467

62. Gaitanidou, Evangelia & Loukea, Matina & Alertas, Ioannis & Spanidis, Pavlos & Bekiaris, Evangelos. (2023). E-Learning Training Tool for Automated Transport Systems. <https://doi.org/10.3233/ATDE230004>.

63. Chang, Zheng & He, Xuzhuo & Fan, Hanwen & Guan, Wei & He, Linsheng. (2023). Leverage Bayesian Network and Fault Tree Method on Risk Assessment of LNG Maritime Transport Shipping Routes: Application to the China-Australia Route. *Journal of Marine Science and Engineering*. <https://doi.org/10.3390/jmse11091722>

64. Müller-Plath, Gisela & Lehleitner, Johannes & Maier, Julian & Silva-Lóbling, Jannes & Zhang, Hao & Zhang, XiaoXiao & Zhou, Shiqing. (2023). How Does Maritime Situation Awareness Depend on Navigation Automation and Mental

Workload? A Sea Simulator Experiment. *TransNav, the International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation*. 17. 963-969. <https://doi.org/10.12716/1001.17.04.23>.

65. Engel, Christian & Ebel, Philipp & Leimeister, Jan Marco. (2022). Cognitive Automation. *Electronic Markets*. 32. <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00519-7>.

66. Brcko, Tanja & Androjna, Andrej & Srse, Jure & Boć, Renata. (2021). Vessel Multi-Parametric Collision Avoidance Decision Model: Fuzzy Approach. *Journal of Marine Science and Engineering*. 9. 49. <https://doi.org/10.3390/jmse9010049>.

67. Cao, Qichun & Wang, Binqiang & Dong, Gang & Hu, Kekun & Yang, Hongbin. (2022). Operator Optimization Oriented Person Re-Identification. *Journal of Physics: Conference Series*. 2284. 012019. 10.1088/1742-6596/2284/1/012019

68. Grasmeyer, Marie & Tadić, Tajana. (2023). Enhancing Maritime Safety Training Through Active Learning: The Theoretical Framework and Prototype Development of the Virtual Training Vessel.

69. J. Wishart et al., "A Proposed Safety Case Framework for Automated Vehicle Safety Evaluation," 2023 IEEE International Automated Vehicle Validation Conference (IAVVC), Austin, TX, USA, 2023, pp. 1-7, doi: 10.1109/IAVVC57316.2023.10328077.

70. Ahmed, Danish & Dillshad, Veena & Danish, Abdul Samad & Jahangir, Faiza & Kashif, Hira & Shahbaz, Tayyaba. (2023). Enhancing Home Automation through Brain-Computer Interface Technology. 19. 217-223.

71. Колосов І. В. Методи створення автоматизованих систем керування процесом підготовки морських фахівців на основі компетентнісного підходу: дис. ... д-ра філософії: 151 – автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології / Херсонська державна морська академія. – Херсон, 2021. – 152 с.

72. Мащенко П. П. Методи автоматизації процесів планування маршруту та оптимального розходження суден в умовах невизначеності: дис. ... д-ра філософії: 151 – автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології / Херсонська державна морська академія. – Херсон, 2023. – 179 с.

73. Ponomaryova, V., Nosov, P., Ben, A., Popovych, I., Prokopchuk, Y., Mamenko, P., Dudchenko, S., Appazov, E., & Sokol, I. (2024). Devising an approach for the automated restoration of shipmaster's navigational qualification parameters under risk conditions. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 1(3 (127)), 6–26. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2024.296955>
74. Nosov, P., Koretsky, O., Zinchenko, S., Prokopchuk, Y., Gritsuk, I., Sokol, I., Kyrychenko, K. (2023). Devising an approach to safety management of vessel control through the identification of navigator's state. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*, 4 (3 (124)), 19–32. doi: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2023.286156>.
75. Zinchenko, S., Kobets, V., Tovstokoryi, O., Nosov, P., & Popovych, I. (2023). Intelligent System Control of the Vessel Executive Devices Redundant Structure. In *CEUR Workshop Proceedings* (Vol. 3403, Paper 44, pp. 582-594). CEUR-WS.org.
76. Gritsuk I.V., Nosov P.S., Ponomaryova V.P., Diahyleva O.S. Reduction of navigation risks by using fuzzy logic to automate control processes under uncertainty. «Наука і техніка сьогодні» (Серія «Техніка»): журнал. 2023. № 6(20) 2023. С. 8-22.
77. Victoria Ponomaryova, Pavlo Nosov. Method of automated identification of qualification parameters for marine operators under risk conditions // *Науковий вісник Херсонської державної морської академії (Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології): науковий журнал*. – Херсон: Херсонська державна морська академія, № 26–27 (2023). С. 144-165.
78. Zhang, Mingyang & Zhang, Xinyu & Fu, Shanshan & Dai, Lei & Yu, Qing. (2024). Recent Developments and Knowledge in Intelligent and Safe Marine Navigation. MDPI. 219 pp. ISBN: 978-3-03928-624-9.
79. Banaszek, Andrzej & Lisaj, Andrzej. (2023). The Radiocommunication Support Decision System to Use in Distress Situations for Captains of Small Non-conventional Vessels Operating in the Caribbean Sea Area. *Procedia Computer Science*. 225 (2023). 765-774. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.10.063>.

80. Luo, Jianan & Geng, Xiongfei & Li, Yabin & Yu, Qiaochan. (2022). Study on the Risk Model of the Intelligent Ship Navigation. *Wireless Communications and Mobile Computing*. 2022. 1-9. <https://doi.org/10.1155/2022/3437255>.
81. Wang, Zhiyuan & Wu, Yong & Chu, Xiumin & Liu, Chenguang & Zheng, Mao. (2023). Risk Identification Method for Ship Navigation in the Complex Waterways via Consideration of Ship Domain. *Journal of Marine Science and Engineering*. 11. 2265. <https://doi.org/10.3390/jmse11122265>.
82. Qian, Jingyi & Zeng, Huilu & Yao, Guowei & Kong, Fanwei. (2023). Research of the New Generation Marine Navigation Security Communication System. *Transactions on Computer Science and Intelligent Systems Research*. 2. 130-139. <https://doi.org/10.62051/vvvtye15>.
83. Sarkodie, Pokuaa & Zhang, Zhenkai & Benuwa, Ben & Ghansah, Benjamin & Ansah, Ernest. (2018). A Survey of Advanced Marine Communication and Navigation Technologies: Developments and Strategies. *International Journal of Engineering Research in Africa*. 34. 102-115. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/JERA.34.102>.
84. Yang, Defu & Solihin, Mahmud Iwan & Zhao, Yawen & Yao, Benchun & Chen, Chaoran & Cai, Bingyu & Machmudah, Affiani. (2023). A review of intelligent ship marine object detection based on RGB camera. *IET Image Processing*. 18. n/a-n/a. <https://doi.org/10.1049/ipr2.12959>.
85. Jian, Jun & Sun, Zheng & Sun, Kai. (2024). An Intelligent Automatic Sea Forecasting System Targeting Specific Areas on Sailing Routes. *Sustainability*. 16. 1117. <https://doi.org/10.3390/su16031117>.
86. Wang, Yong & Gao, Zengyun & Li, Chunxu & Ge, Fan & Wei, Changgeng & Xu, Jiaqing. (2022). Research on Maritime Navigation Perception Requirements of Intelligent Ships. *Journal of Physics: Conference Series*. 2356. 012033. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2356/1/012033>.
87. Zhang, Daiyong & Chu, Xiumin & Liu, Chenguang & He, Zhibo & Zhang, Pulin & Wu, Wenxiang. (2024). A Review on Motion Prediction for Intelligent Ship

Navigation. *Journal of Marine Science and Engineering*. 12. 107. <https://doi.org/10.3390/jmse12010107>.

88. Cui, Zhewen & Guan, Wei & Zhang, Xianku & Zhang, Cheng. (2023). Autonomous Navigation Decision-Making Method for a Smart Marine Surface Vessel Based on an Improved Soft Actor–Critic Algorithm. *Journal of Marine Science and Engineering*. 11. 1554. <https://doi.org/10.3390/jmse11081554>.

89. Liu, Qixin & Bai, Xu & Luo, Xiaofang & Yang, Li & Li, Yongzheng & Wang, Ke. (2023). Dynamic Risk Analysis of Intelligent Navigation Process Based on Dynamic Bayesian Network. *Journal of Physics: Conference Series*. 2491. 012011. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2491/1/012011>.

90. Du, Yanke & Sun, Shuo & Qiu, Shi & Li, Shaoxi & Pan, Mingyang & Chen, Chi-Hua. (2021). Intelligent Recognition System Based on Contour Accentuation for Navigation Marks. *Wireless Communications and Mobile Computing*. 2021. <https://doi.org/10.1155/2021/6631074>.

91. Serhii, Firsov & Pishchukhina, Olga. (2018). Intelligent support of multilevel functional stability of control and navigation systems. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2018-2-20>.

92. Zhen, Rong & Ye, Yingdong & Chen, Xinqiang & Xu, Liangkun. (2023). A Novel Intelligent Detection Algorithm of Aids to Navigation Based on Improved YOLOv4. *Journal of Marine Science and Engineering*. 11. 452. <https://doi.org/10.3390/jmse11020452>.

93. Luo, Jianping. (2024). Intelligent Stowage Expert Decision-Making System for Ro-Ro Passenger Ships. *Electronics, Communications and Networks*. <https://doi.org/10.3233/FAIA231186>.

94. Xue, Xingqun & Ma, Xiaochen & Jiang, Mingnan & Gao, Yang & Park, Sae. (2020). The Construction of an Intelligent Risk-Prevention System for Marine Silk Road. *Applied Sciences*. 10. 5044. <https://doi.org/10.3390/app10155044>.

95. Bingchan, Li & Mao, Bo & Cao, Jie. (2018). Maintenance and Management of Marine Communication and Navigation Equipment Based on Virtual Reality.

<https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.10.254>.

96. Transas MIP Ltd. Navigational Bridge Manual (Version 5.35). Navi-Trainer Professional 5000 (Version 5.35). Transas MIP Ltd., October 2014.

97. Transas MIP Ltd. Navi-Trainer Professional 5000 (Version 5.35). Instructor Manual. Transas MIP Ltd., October 2014.

98. Методичні рекомендації до виконання лабораторних занять з дисципліни «Навігаційні інформаційні системи», галузі знань 27 «Транспорт» спеціальності 271 «Річковий та морський транспорт» спеціалізації 271.01 «Навігація і управління морськими судами» курсу 1спз, спеціалізації «Судноводіння» курсу 3сп, 4, 5з (Р№ 1,2-16/П-25, Н-24 – 16.10.2020), [Текст] / Уклад.: Петровський А.В., Носов П.С., - Херсон. ХДМА, 2020. – 79 с.

99. Transas MIP Ltd. Transas Evaluation and Assessment System (e-Tutor) 5000. Transas MIP Ltd., 2014.

100. Transas MIP Ltd. Manoeuvring Booklet V2.01: Mathematical Model of Crude Oil Tanker 4. Transas MIP Ltd., 2012.

101. Liang, Maohan & Liu, Wen & Gao, Ruobin & Xiao, Zhe & Zhang, Xiaocai & Wang, Hua. (2024). A Survey of Distance-Based Vessel Trajectory Clustering: Data Pre-processing, Methodologies, Applications, and Experimental Evaluation. 10.48550/arXiv.2407.11084.

102. Ma, Lin & Shi, Guoyou & Li, Weifeng & Jiang, Dapeng. (2023). A Direction-Preserved Vessel Trajectory Compression Algorithm Based on Open Window. Journal of Marine Science and Engineering. 11. 2362. 10.3390/jmse11122362.

103. Alam, Md Mahbub & Spadon, Gabriel & Etemad, Mohammad & Torgo, Luís & Milios, Evangelos. (2024). Enhancing short-term vessel trajectory prediction with clustering for heterogeneous and multi-modal movement patterns. Ocean Engineering. 10.1016/j.oceaneng.2024.118303.

104. Zhang, Ran & Chen, Xiaohui & Ye, Lin & Yu, Wentao & Zhang, Bing & Liu, Junnan. (2024). Predicting Vessel Trajectories Using ASTGCN with StemGNN-Derived Correlation Matrix. Applied Sciences. 14. 4104. 10.3390/app14104104.

105. Yang, Xinyi & Han, Zhonghe & Zhang, Yuanben & Liu, Hu & Liu, Siye & Ai, Wanzheng & Liu, Junyi. (2024). VEPO-S2S: A Vessel Portrait Oriented Trajectory Prediction Model Based on S2S Framework. *Applied Sciences*. 14. 6344. 10.3390/app14146344.
106. Luo, Sizhe & Zeng, Weiming & Sun, Bowen. (2023). Contrastive Learning for Graph-Based Vessel Trajectory Similarity Computation. *Journal of Marine Science and Engineering*. 11. 1840. 10.3390/jmse11091840.
107. Zhu, Qinghua & Xi, Yongtao & Hu, Shenping & Chen, Yan. (2023). Exploring the behavior feature of complex trajectories of ships with Fourier transform processing: a case from fishing vessels. *Frontiers in Marine Science*. 10. 10.3389/fmars.2023.1271930.
108. Li, Yuhao & Yu, Qing & Yang, Zhisen. (2024). Vessel Trajectory Prediction for Enhanced Maritime Navigation Safety: A Novel Hybrid Methodology. *Journal of Marine Science and Engineering*. 12. 1351. 10.3390/jmse12081351.
109. Zhang, Xinliang & Zhou, Shibo. (2023). Vessel Trajectory Data Compression Algorithm considering Critical Region Identification. *Journal of Advanced Transportation*. 2023. 1-18. 10.1155/2023/8831371.
110. Donandt, Kathrin & Söffker, Dirk. (2024). Incorporating Navigation Context into Inland Vessel Trajectory Prediction: A Gaussian Mixture Model and Transformer Approach. 10.48550/arXiv.2406.02344.
111. Yang, Cheng-Hong & Wu, Chih-Hsien & Shao, Jen-Chung & Wang, Yi-Chuan & Hsieh, Chih-Min. (2022). AIS-Based Intelligent Vessel Trajectory Prediction using Bi-LSTM. *IEEE Access*. 10. 1-1. 10.1109/ACCESS.2022.3154812.
112. Aguilar-Ibáñez, Carlos & Suarez-Castanon, Miguel & García-Canseco, Eloísa & Rubio, Jose de Jesus & Barrón-Fernández, Ricardo & Martinez-Garcia, Juan Carlos. (2024). Trajectory Tracking Control of an Autonomous Vessel in the Presence of Unknown Dynamics and Disturbances. *Mathematics*. 12. 2239. 10.3390/math12142239.

113. Li, Ji-Hong & Kang, H. & Kim, M.G. & Lee, M.J. & Cho, Gun Rae. (2022). Asymptotic Trajectory Tracking of Underactuated Non-minimum Phase Marine Vessels. *IFAC-PapersOnLine*. 55. 281-286. 10.1016/j.ifacol.2022.10.443.
114. Widyantara, I Made & Hartawan, I & Karyawati, Anak & Er, Ngurah & Artana, Ketut. (2023). Automatic identification system-based trajectory clustering framework to identify vessel movement pattern. *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*. 12. 1. 10.11591/ijai.v12.i1.pp1-11.
115. Xu, Yang & Zhang, Jilin & Ren, Yongjian & Zeng, Yan & Yuan, Junfeng & Liu, Zhen & Wang, Lei & Ou, Dongyang. (2022). Improved Vessel Trajectory Prediction Model Based on Stacked-BiGRUs. *Security and Communication Networks*. 2022. 10.1155/2022/8696558.
116. Zadeh L. A. Fuzzy sets // *Information and Control*. 1965. Vol. 8, No. 3. P. 338-353. Available: [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X).
117. Mamdani E.H., and Assilian S. 'An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller'. *International Journal Man-Machine Studies*. 1975; 7(1):1–13.
118. Takagi T., Sugeno M. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control // *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1985. Vol. 15, No. 1. P. 116-132. Available: <https://doi.org/10.1109/TSMC.1985.6313399>
119. Sugeno M., Kang G. T. Structure identification of fuzzy model // *Fuzzy Sets and Systems*. 1988. Vol. 28, No. 1. P. 15-33. Available: [https://doi.org/10.1016/0165-0114\(88\)90113-3](https://doi.org/10.1016/0165-0114(88)90113-3).
120. Nosov P. et al. Development and experimental study of analyzer to enhance maritime safety // *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2021. Vol. 4, No. 3. P. 27–35. Available: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2021.239093>.
121. Victoria Ponomaryova, Pavlo Nosov (2023). Method of automated identification of qualification parameters for marine operators under risk conditions // *Науковий вісник Херсонської державної морської академії (Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології): науковий журнал*. – Херсон: Херсонська державна морська академія, № 26–27 (2023). С. 144–165.

122. Victoria Ponomaryova (2024). Method of decision support for navigators in automated vessel traffic safety control based on ecdis data // Науковий вісник Херсонської державної морської академії (Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології): науковий журнал. – Херсон: Херсонська державна морська академія, № 1 (28), 2024. С. 22–40.
123. Kalenchuk, V. O., Fedchuk, O. V., & Mykhaylyuk, V. P. (2023). Relationship between corporate culture and psychological safety of training and educational space for young female athletes. *Insight: the psychological dimensions of society*, 9, 113–129. <https://doi.org/10.32999/2663-970X/2023-9-7>.
124. Fan, S. , Ji, T. , Gordon, W. and Rickard, B. (2013) Forecasting Baltic Dirty Tanker Index by Applying Wavelet Neural Networks. *Journal of Transportation Technologies*, 3, 68-87. <https://doi.org/10.4236/jtts.2013.31008>.
125. Zhuravlova, L. P., Lytvynchuk, A. I., Grechukha, I. A., & Bedny, I. S. (2023). Subclinical personal correlates of psychological safety. *Insight: the psychological dimensions of society*, 9, 94–111. <https://doi.org/10.32999/2663-970X/2023-9-6>
126. Wei, Hongli & Wei, Xiu & Guo, Jiahao & Zhou, Jianbo. (2022). Application of PID in Position Control of Multi-Articulated Robotic Arms in Rock Drilling Trolleys. <https://doi.org/10.3233/ATDE221159>.
127. Abougarair, Ahmed & Aburakhis, Mohamed & Edardar, Mohamed. (2022). Adaptive Neural Networks Based Robust Output Feedback Controllers for Nonlinear Systems. *International Journal of Robotics and Control Systems*. 2. 37-56. <https://doi.org/10.31763/ijrcs.v2i1.523>.
128. Yu, Yongbin & Adu, Kwabena & Tashi, Nyima & Anokye, Patrick & Wang, Xiangxiang & Ayidzoe, Mighty. (2020). RMAF: Relu-Memristor-Like Activation Function for Deep Learning. *IEEE Access*. PP. 1-1. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2987829>.
129. Xu, Haitong, Lúcia Moreira, and C. Guedes Soares. 2023. "Maritime Autonomous Vessels" *Journal of Marine Science and Engineering* 11, no. 1: 168. <https://doi.org/10.3390/jmse11010168>.

130. Wang, Yong and Xu, Haixiang and Feng, Hui and He, Jianhua and Yang, Haojie and Yang, Lian, Deep Reinforcement Learning Based Collision Avoidance System for Autonomous Ships. 2023. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4566668>.
131. Schöller, Frederik E. T., Mogens Blanke, M. K. Plenge-Feidenhans' and Lazaros Nalpantidis. "Vision-based Object Tracking in Marine Environments using Features from Neural Network Detections." IFAC-PapersOnLine 53 (2020): 14517-14523. DOI:10.1016/J.IFACOL.2020.12.1455
132. Mallam, Steven C., Salman Nazir, and Sathiya Kumar Renganayagalu. 2019. "Rethinking Maritime Education, Training, and Operations in the Digital Era: Applications for Emerging Immersive Technologies" Journal of Marine Science and Engineering 7, no. 12: 428. <https://doi.org/10.3390/jmse7120428>.
133. Anita M. Rothblum, Human error and marine safety. In: National Safety Council Congressand Expo, Orlando, FL. 2000.
134. Chauvin C, Lardjane S, Morel G, Clostermann JP, Langard B. Human and organisational factors in maritime accidents: analysis of collisions at sea using the HFACS. *Accid Anal Prev.* 2013 Oct;59:26-37. <https://doi.org/10.1016/j.aap.2013.05.006>. Epub 2013 May 18. PMID: 23764875.
135. Chybowska, Dorota & Chybowski, Leszek & Myskow, Jaroslaw & Manerowski, Jerzy. (2023). Identification of the Most Important Events to the Occurrence of a Disaster Using Maritime Examples. *Sustainability.* 15. 10613. <https://doi.org/10.3390/su151310613>.
136. Victoria Ponomaryova, Pavlo Nosov. Method of automated identification of qualification parameters for marine operators under risk conditions // Науковий вісник Херсонської державної морської академії (Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології): науковий журнал. – Херсон: Херсонська державна морська академія, № 26–27 (2023). С. 144-165. <https://doi.org/10.33815/2313-4763.2023.1-2.26-27.144-165>.
137. Weintrit, A. (2009). The Electronic Chart Display and Information System (ECDIS): An Operational Handbook (1st ed.). CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781439847640>.

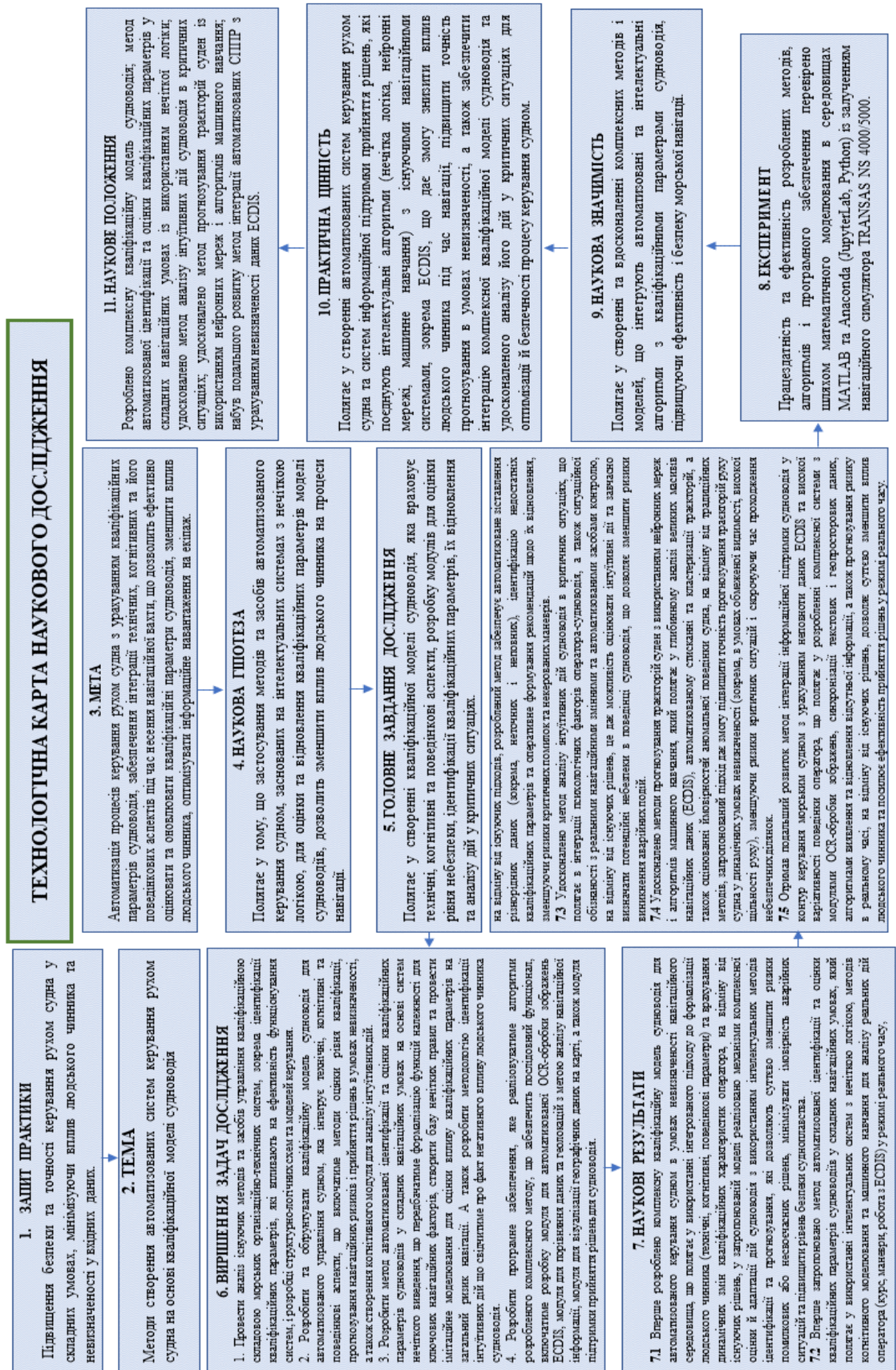
138. Gunal, Murat M.. (2018). Maritime Simulation Using Open Source Tools: Ship Transits in Bosphorus. https://doi.org/10.1007/978-3-319-61801-2_7.
139. Harris, C.R., Millman, K.J., van der Walt, S.J. et al. Array programming with NumPy. *Nature* 585, 357–362 (2020). <https://doi.org/10.1038/s41586-020-2649-2>.
140. Sii, Slive & Wang, J & Ruxton, T & Yang, J & Liu, Jonhson. (2004). Application of fuzzy logic approaches to safety assessment in maritime engineering applications. *Proceedings of the Institute of Marine Engineering, Science, and Technology. Part A, Journal of marine engineering and technology.* 3. <https://doi.org/10.1080/20464177.2004.11020182>.
141. Redi, Mekonnen & Ulsido, Mihret & Thillaigovindan, Natesan. (2021). A Bi-level Neuro-Fuzzy System Soft Computing for Reservoir Operation. *International Journal of Advances in Soft Computing and its Applications.* 13. <https://doi.org/10.15849/IJASCA.211128.15>.
142. Macwan, N. & Sajja, Priti. (2013). Modeling performance appraisal using soft computing techniques: Designing neuro-fuzzy application. 2013 *International Conference on Intelligent Systems and Signal Processing, ISSP 2013.* 403-407. <https://doi.org/10.1109/ISSP.2013.6526943>.
143. Griffiths T., Callaway F., Chang M., Grant E., Krueger P., Lieder F. (2019). Doing more with less: Meta-reasoning and meta-learning in humans and machines. *Current Opinion in Behavioral Sciences.* 29. <https://doi.org/10.1016/j.cobeha.2019.01.005>.
144. Kelly, Anne. (2017). Think Twice: Review of Thinking, Fast and Slow by Daniel Kahneman (2011). *Numeracy.* 10. <https://doi.org/10.5038/1936-4660.10.2.15>.
145. Prokopchuk Y. *Intuition: The Experience of Formal Research.* Dnipro, Ukraine: PSACEA Press, 2022. 724 p. ISBN 978-966-323-188-4.
146. Popovych, I., Halian, I., Lialiuk, G., Chopyk, R., Karpenko, Ye., & Melnyk, Yu. (2022). Research of young female handball players' self-actualizing mental states. *Journal of Physical Education and Sport,* 22(7), 1599–1607. <https://doi.org/10.7752/jpes.2022.07201>.

147. Popovych, I., Plokhikh, V., Hrys, A., Pavliuk, M., Nosov, P., & Zinchenko, S. (2023). Operationalization of footballers' emotional intelligence in the dimensions of motivational orientation: analysis based on the basic positions. *Journal of Physical Education and Sport*, 23(3), 772–781. <https://doi.org/10.7752/jpes.2023.03095>.
148. Blynova, O., Derevianko, S., Ivanova, O., Popovych, I., & Estay Sepulveda, J. G. (2022). Professional relevance of potential labor emigrants. *Revista Notas Históricas y Geográficas*, 29, 88–106. <https://www.revistanotashistoricasygeograficas.cl/index.php/nhyg/article/view/435>
149. Solovey, O., Ben, A., Dudchenko, S., Nosov, P.: Development of control model for loading operations on Heavy Lift vessels based on inverse algorithm. *East.-Eur. J. Enterp. Technol.* 5/2(107), 48-56 (2020). <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2020.214856>.
150. Plokhikh, V. V. (2023). Relationship between coping behavior and students' perceptions of the passage of time. *Insight: the psychological dimensions of society*, 9, 72-93. <https://doi.org/10.32999/2663-970X/2023-9-5>
151. Popovych, I., Plokhikh, V., Hrys, A., Pavliuk, M., Nosov, P., & Zinchenko, S. (2023). Operationalization of footballers' emotional intelligence in the dimensions of motivational orientation: analysis based on the basic positions. *Journal of Physical Education and Sport*, 23(3), 772–781. <https://doi.org/10.7752/jpes.2023.03095>
152. Zinchenko Serhii, Tovstokoryi Oleh, Nosov Pavlo, Popovych Ihor & Kyrychenko Kostiantyn (2023) Pivot Point position determination and its use for manoeuvring a vessel. *Ships and Offshore Structures*, 18:3, 358-364, <https://doi.org/10.1080/17445302.2022.2052480>.
153. Kamran & Shah, Farman & Aly, Wael & Aksoy, Hasan & Alotaibi, Fahad & Mahariq, Ibrahim. (2022). Numerical Inverse Laplace Transform Methods for Advection-Diffusion Problems. *Symmetry*. 14. 2544. <https://doi.org/10.3390/sym14122544>.

154. Shutovskiy, Arsen. (2023). Some applied aspects of the Dirac delta function. *Ukrainian Mathematical Bulletin*. 20. 442-453. <https://doi.org/10.37069/1810-3200-2023-20-3-7>.
155. Higaki, Takefumi & Hashimoto, Hirotada & Yoshioka, Hitoshi. (2022). Investigation and Imitation of Human Captains' Maneuver Using Inverse Reinforcement Learning. 10.21203/rs.3.rs-1844861/v1.
156. Ren, Bin & Guan, Wanli & Zhou, Qinyu & Wang, Zilin. (2023). EEG-Based Driver Fatigue Monitoring within a Human–Ship–Environment System: Implications for Ship Braking Safety. *Sensors*. 23. 4644. 10.3390/s23104644.
157. Lyu, Hongguang & Yue, Jingwen & Cheng, T. & Yin, Yong & Yang, Xue & Gao, Xiaowei & Hao, Zengrui & Li, Jiawei. (2023). Fatigue Detection for Ship OOWs Based on Input Data Features, From the Perspective of Comparison With Vehicle Drivers: A Review. *IEEE Sensors Journal*. PP. 1-1. 10.1109/JSEN.2023.3281068.
158. Chen, Xinqiang & Wei, Chenxin & Xin, Zhengang & Zhao, Jiansen & Xian, Jiangfeng. (2023). Ship Detection under Low-Visibility Weather Interference via an Ensemble Generative Adversarial Network. *Journal of Marine Science and Engineering*. 11. 2065. 10.3390/jmse11112065.
159. Biocic, Tonci & Frančić, Vlado & Hasanspahić, Nermin & Maglic, Lovro. (2023). The Analysis of the Deficiencies Resulting from Paris MoU PSC Inspections. *Naše more*. 70. 228-238. <https://doi.org/10.17818/NM/2023/4.5>.
160. Wang, Zhiyuan & Wu, Yong & Chu, Xiumin & Liu, Chenguang & Zheng, Mao. (2023). Risk Identification Method for Ship Navigation in the Complex Waterways via Consideration of Ship Domain. *Journal of Marine Science and Engineering*. 11. 2265. 10.3390/jmse11122265.
161. Cahapin, Erwin & Malabag, Beverly & Santiago Jr, Cereneo & Reyes, Jocelyn & Legaspi, Gemma & Adrales, Karl. (2023). Clustering of students admission data using k-means, hierarchical, and DBSCAN algorithms. *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*. 12. 3647-3656. 10.11591/eei.v12i6.4849.

162. Yang, Lichao & Liu, Jingxian & Wang, Yukuan. (2024). Application of adaptive Douglas-Peucker with acceleration algorithm in ship trajectory compression. 10.1109/CAI59869.2024.00045.
163. Sun, Bo & Wu, Xi & Chen, Xi & Zou, Zixiao & Li, Qiang & Ren, Bixing. (2023). Parameter Estimation of Sub-/Super-Synchronous Oscillation Based on Interpolated All-Phase Fast Fourier Transform with Optimized Window Function. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy. 12. 10.35833/MPCE.2023.000179.
164. Asri, Sri. (2024). Underwater Image Segmentation with the GMM (Gaussian Mixture Model) Algorithm. JSAI (Journal Scientific and Applied Informatics). 7. 253-257. 10.36085/jsai.v7i2.6418.
165. Sambasiva Rao, Rupenaguntla. (2014). Mathematical Neural Network (MaNN) Models Part VI: Single-layer perceptron [SLP] and Multi-layer perceptron [MLP] Neural networks in ChEM- Lab. journal of applicable chemistry. 3. 2209-2311.

ДОДАТОК А



ДОДАТОК Б

Лістинги основних програм

```

Підпрограма 1
import pandas as pd
import numpy as np
from geopy.distance import geodesic
import time

# Завантаження даних з файлів
risk_report_df = pd.read_excel('C:/Program Files/MATLAB/Test/New
22.08.24/risk_report.xlsx')
shoreline_coords_df = pd.read_excel('C:/Program Files/MATLAB/Test/New
22.08.24/shoreline_coords.xlsx')

# Конвертація даних у numpy масиви для зручності обчислень
ship_coords = risk_report_df[['Latitude', 'Longitude']].to_numpy()
shoreline_coords = shoreline_coords_df[['Latitude', 'Longitude']].to_numpy()

# Функція для обчислення найменшої відстані між точкою судна і всіма точками берегової
лінії, використовуючи geodesic distance
def calculate_min_geodesic_distance(ship_coord, idx):
    start_time = time.time()
    distances = [geodesic(ship_coord, shore_coord).meters for shore_coord in
shoreline_coords]
    min_distance = min(distances)
    elapsed_time = time.time() - start_time
    print(f"Точка {idx + 1}: мінімальна відстань = {min_distance:.2f} м, час розрахунку
= {elapsed_time:.2f} сек")
    return min_distance

# Використання циклу для обчислення мінімальних відстаней з виводом прогресу
min_geodesic_distances = []
for idx, ship_coord in enumerate(ship_coords):
    min_distance = calculate_min_geodesic_distance(ship_coord, idx)
    min_geodesic_distances.append(min_distance)

# Додавання мінімальних геодезичних відстаней до оригінального датафрейму
risk_report_df['Min Distance to Shore (m)'] = min_geodesic_distances

# Оновлення рівнів ризику на основі нових відстаней
risk_levels = []
for dist in min_geodesic_distances:
    if dist < 15:
        risk_levels.append("Critical")
    elif dist < 30:
        risk_levels.append("Dangerous")

```



```

elif dist < 50:
    risk_levels.append("Caution")
elif dist < 100:
    risk_levels.append("Moderate")
elif dist < 250:
    risk_levels.append("Relatively Safe")
else:
    risk_levels.append("Safe")

risk_report_df['Risk Level'] = risk_levels

# Збереження оновленого звіту
updated_report_path_corrected = 'C:/Program Files/MATLAB/Test/New
22.08.24/updated_risk_report_corrected.xlsx'
risk_report_df.to_excel(updated_report_path_corrected, index=False)

print(f"Звіт збережено за адресою: {updated_report_path_corrected}")

Підпрограма 2

import pandas as pd
import numpy as np
from geopy.distance import geodesic
import time
import folium

# Завантаження даних з файлів
risk_report_df = pd.read_excel('C:/Program Files/MATLAB/Test/New
22.08.24/updated_risk_report_corrected.xlsx')
shoreline_coords_df = pd.read_excel('C:/Program Files/MATLAB/Test/New
22.08.24/shoreline_coords.xlsx')

# Видалення стовпця "Distance to Shore (m)"
if 'Distance to Shore (m)' in risk_report_df.columns:
    risk_report_df.drop(columns=['Distance to Shore (m)'], inplace=True)

# Конвертація даних у numpy масиви для зручності обчислень
ship_coords = risk_report_df[['Latitude', 'Longitude']].to_numpy()
shoreline_coords = shoreline_coords_df[['Latitude', 'Longitude']].to_numpy()

# Функція для обчислення найменшої відстані між точкою судна і всіма точками берегової
лінії, використовуючи geodesic distance
def calculate_min_geodesic_distance(ship_coord, idx):
    start_time = time.time()
    distances = [geodesic(ship_coord, shore_coord).meters for shore_coord in
shoreline_coords]
    min_distance = min(distances)

```

```

    elapsed_time = time.time() - start_time
    print(f"Точка {idx + 1}: мінімальна відстань = {min_distance:.2f} м, час розрахунку
    = {elapsed_time:.2f} сек")
    return min_distance

# Використання циклу для обчислення мінімальних відстаней з виводом прогресу
min_geodesic_distances = []
for idx, ship_coord in enumerate(ship_coords):
    min_distance = calculate_min_geodesic_distance(ship_coord, idx)
    min_geodesic_distances.append(min_distance)

# Додавання мінімальних геодезичних відстаней до оригінального датафрейму
risk_report_df['Min Distance to Shore (m)'] = min_geodesic_distances

# Оновлення рівнів ризику на основі нових відстаней
risk_levels = []
for dist in min_geodesic_distances:
    if dist < 100:
        risk_levels.append("Critical")
    elif dist < 200:
        risk_levels.append("Dangerous")
    elif dist < 300:
        risk_levels.append("Caution")
    elif dist < 400:
        risk_levels.append("Moderate")
    elif dist < 500:
        risk_levels.append("Relatively Safe")
    else:
        risk_levels.append("Safe")

risk_report_df['Risk Level'] = risk_levels

# Візуалізація ризиків на мапі
def visualize_risk_map(ship_coords, risk_levels, save_path):
    map_center = [np.mean(ship_coords[:, 0]), np.mean(ship_coords[:, 1])]
    map = folium.Map(location=map_center, zoom_start=12)

    risk_colors = {
        "Critical": "darkred",
        "Dangerous": "red",
        "Caution": "orange",
        "Moderate": "yellow",
        "Relatively Safe": "darkgreen",
        "Safe": "lightgreen"
    }

    for idx, point in enumerate(ship_coords):

```

```

risk = risk_levels[idx]
color = risk_colors[risk]
folium.CircleMarker(
    location=[point[0], point[1]],
    radius=4,
    color=color,
    fill=True,
    fill_opacity=0.6
).add_to(map)

map.save(save_path)
print(f"Мапа збережена за адресою: {save_path}")

# Збереження оновленого звіту
updated_report_path_corrected = 'C:/Program Files/MATLAB/Test/New
22.08.24/updated_risk_report_corrected_v2.xlsx'
risk_report_df.to_excel(updated_report_path_corrected, index=False)

# Візуалізація мапи з оновленими ризиками
save_map_path = 'C:/Program Files/MATLAB/Test/New 22.08.24/updated_risk_map.html'
visualize_risk_map(ship_coords, risk_levels, save_map_path)

Підпрограма 3

import pandas as pd
import numpy as np
from geopy.distance import geodesic
import folium
from sklearn.cluster import DBSCAN
from sklearn.mixture import GaussianMixture
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

# Завантаження даних з файлів
risk_report_df = pd.read_excel('C:/Program Files/MATLAB/Test/New
22.08.24/updated_risk_report_corrected_v2.xlsx')

# Перетворення лінгвістичних значень 'Risk Level' в числові
risk_level_mapping = {
    'Safe': 1,
    'Relatively Safe': 2,
    'Moderate': 3,
    'Caution': 4,
    'Dangerous': 5,
    'Critical': 6
}

risk_report_df['Risk Level Numeric'] = risk_report_df['Risk
Level'].map(risk_level_mapping)

```

```

# Використання DBSCAN для ідентифікації початкових кластерів
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(risk_report_df[['Speed', 'Risk Level Numeric', 'Min
Distance to Shore (m)']])
dbscan = DBSCAN(eps=0.5, min_samples=10)
dbscan_clusters = dbscan.fit_predict(X_scaled)

# Використання GMM для оцінки ймовірностей кластерів
gmm = GaussianMixture(n_components=9, random_state=42)
gmm_clusters = gmm.fit_predict(X_scaled)

# Додавання кластерів до датафрейму
risk_report_df['Cluster'] = gmm_clusters

# Додавання розділеної легенди на мапу
def add_split_legend_to_map(map, cluster_colors, cluster_advice, cluster_colreg_rule):
    legend_html_left = '''
    <div style="position: fixed;
    bottom: 50px; left: 10px; width: 250px; height: auto;
    background-color: white; z-index:9999; font-size:11px;
    border:2px solid grey; padding: 10px;">
    <b>Легенда (0-4):</b><br>
    '''
    legend_html_right = '''
    <div style="position: fixed;
    bottom: 50px; right: 10px; width: 250px; height: auto;
    background-color: white; z-index:9999; font-size:11px;
    border:2px solid grey; padding: 10px;">
    <b>Легенда (5-9):</b><br>
    '''
    for cluster_id in cluster_colors:
        color = cluster_colors[cluster_id]
        advice = cluster_advice[cluster_id]
        colreg_rule = cluster_colreg_rule[cluster_id]
        legend_entry = f'<i>
style="background:{color};width:12px;height:12px;display:inline-block;"></i>'
        legend_entry += f'    Кластер    {cluster_id}:    {advice}<br>МППЗС    №:
{colreg_rule}<br><br>'

        if cluster_id <= 4:
            legend_html_left += legend_entry
        else:
            legend_html_right += legend_entry

    legend_html_left += '</div>'
    legend_html_right += '</div>'

```

```

map.get_root().html.add_child(folium.Element(legend_html_left))
map.get_root().html.add_child(folium.Element(legend_html_right))

# Функція для візуалізації кластерів з розділеною легендою
def visualize_clusters_with_split_legend(risk_report_df, clusters, save_path):
    # Центр карти визначається середнім значенням координат
    map_center = [risk_report_df['Latitude'].mean(),
risk_report_df['Longitude'].mean()]
    risk_map = folium.Map(location=map_center, zoom_start=12)

    # Кольори для кластерів
    cluster_colors = {0: 'red', 1: 'blue', 2: 'green', 3: 'purple', 4: 'orange',
                      5: 'darkred', 6: 'lightblue', 7: 'darkgreen', 8: 'pink', 9:
'gray'}

    # Поради та правила для кластерів
    cluster_advice = {
        0: 'Зменшити швидкість та збільшити дистанцію до берега.',
        1: 'Ситуація безпечна, підтримуйте поточний курс.',
        2: 'Будьте обережні, особливо у звужених місцях протоки.',
        3: 'Високий рівень ризику! Зменшити швидкість та збільшити дистанцію до берега.',
        4: 'Ситуація безпечна, підтримуйте поточний курс.',
        5: 'Ситуація безпечна, підтримуйте поточний курс.',
        6: 'Швидкість вище середньої. Будьте обережні.',
        7: 'Швидкість вище середньої. Будьте обережні.',
        8: 'Швидкість вище середньої. Будьте обережні.',
        9: 'Швидкість вище середньої. Будьте обережні.'
    }

    cluster_colreg_rule = {
        0: 'Правило 6: Безпечна швидкість, Правило 8: Дії для уникнення зіткнення',
        1: 'Правило 2: Відповідальність, Правило 5: Спостереження',
        2: 'Правило 6: Безпечна швидкість, Правило 9: Судна, що йдуть вузькими фарватерами',
        3: 'Правило 6: Безпечна швидкість, Правило 8: Дії для уникнення зіткнення',
        4: 'Правило 2: Відповідальність, Правило 5: Спостереження',
        5: 'Правило 2: Відповідальність, Правило 5: Спостереження',
        6: 'Правило 6: Безпечна швидкість, Правило 9: Судна, що йдуть вузькими фарватерами',
        7: 'Правило 6: Безпечна швидкість, Правило 9: Судна, що йдуть вузькими фарватерами',
        8: 'Правило 6: Безпечна швидкість, Правило 9: Судна, що йдуть вузькими фарватерами',
        9: 'Правило 6: Безпечна швидкість, Правило 9: Судна, що йдуть вузькими фарватерами'
    }

```

```

# Додавання точок на карту
for idx, row in risk_report_df.iterrows():
    folium.CircleMarker(
        location=[row['Latitude'], row['Longitude']],
        radius=5,
        color=cluster_colors[row['Cluster']],
        fill=True,
        fill_opacity=0.6
    ).add_to(risk_map)

# Додавання розділеної легенди
add_split_legend_to_map(risk_map, cluster_colors, cluster_advice,
cluster_colreg_rule)

# Збереження карти
risk_map.save(save_path)
print(f"Карта збережена за адресою: {save_path}")

# Виклик функції візуалізації
save_map_path = 'C:/Program Files/MATLAB/Test/New
22.08.24/kmeans_gmm_clusters_map_v2_with_split_legend.html'
visualize_clusters_with_split_legend(risk_report_df, gmm_clusters, save_map_path)

# Збереження оновленого звіту
updated_report_path_corrected = 'C:/Program Files/MATLAB/Test/New
22.08.24/dbscan_gmm_risk_report_v2_with_split_legend.xlsx'
risk_report_df.to_excel(updated_report_path_corrected, index=False)

print(f"Звіт збережено за адресою: {updated_report_path_corrected}")

```

Підпрограма 4

```

import pandas as pd
import numpy as np
from rdp import rdp # Для стискання траєкторій за алгоритмом Douglas-Peucker
import folium
from geopy.distance import geodesic

# Завантаження даних
file_path = 'C:/Program Files/MATLAB/Test/New 22.08.24/2.1 -
dbscan_gmm_risk_report_v2_with_split_legend.xlsx'
df = pd.read_excel(file_path)

# Алгоритм Douglas-Peucker для стискання траєкторій
coords = df[['Latitude', 'Longitude']].values
epsilon = 0.001 # Параметр точності для стискання

```

```

simplified_coords = rdp(coords, epsilon=epsilon)

# Збереження стиснених координат у новому DataFrame
simplified_df = pd.DataFrame(simplified_coords, columns=['Latitude', 'Longitude'])

# Додавання інших відповідних даних на основі індексів стиснутих точок
simplified_df['Speed'] = df.loc[simplified_df.index, 'Speed'].values
simplified_df['Risk Level'] = df.loc[simplified_df.index, 'Risk Level'].values
simplified_df['Min Distance to Shore (m)'] = df.loc[simplified_df.index, 'Min Distance
to Shore (m)'].values
simplified_df['Risk Level Numeric'] = df.loc[simplified_df.index, 'Risk Level
Numeric'].values
simplified_df['Cluster'] = df.loc[simplified_df.index, 'Cluster'].values

# Алгоритм для видалення якорних траєкторій
anchor_speed_threshold = 1.0 # Попіг швидкості для виявлення якорних положень
simplified_df = simplified_df[simplified_df['Speed'] > anchor_speed_threshold]

# Функція для впорядкування точок по близькості
def order_points_by_proximity(points):
    ordered_points = [points[0]]
    points = list(points[1:]) # Перетворимо на список для маніпуляцій
    while len(points) > 0:
        distances = [geodesic(ordered_points[-1], point).meters for point in points]
        nearest_point_idx = np.argmin(distances)
        nearest_point = points.pop(nearest_point_idx)
        ordered_points.append(nearest_point)
    return np.array(ordered_points)

ordered_coords = order_points_by_proximity(simplified_df[['Latitude',
'Longitude']].values)

# Функція для візуалізації траєкторії з прямими лініями між точками фіолетового кольору,
без замикання контуру
def visualize_trajectory_with_purple_lines(df, save_path):
    # Центр карти визначається середнім значенням координат
    map_center = [df['Latitude'].mean(), df['Longitude'].mean()]
    folium_map = folium.Map(location=map_center, zoom_start=12)

    # Кольори для кластерів
    cluster_colors = {0: 'red', 1: 'blue', 2: 'green', 3: 'purple', 4: 'orange',
                      5: 'darkred', 6: 'lightblue', 7: 'darkgreen', 8: 'pink', 9:
'gray'}

    # Додавання точок на карту
    for idx, row in df.iterrows():

```

```

folium.CircleMarker(
    location=[row['Latitude'], row['Longitude']],
    radius=5,
    color=cluster_colors[row['Cluster']],
    fill=True,
    fill_opacity=0.6
).add_to(folium_map)

# Додавання прямих фіолетових ліній між точками, уникаючи замикання контуру
for i in range(len(ordered_coords) - 1):
    folium.PolyLine(
        locations=[[ordered_coords[i][0], ordered_coords[i][1]],
                    [ordered_coords[i + 1][0], ordered_coords[i + 1][1]]],
        color='purple', # Прямі лінії фіолетового кольору
        weight=2.5,
    ).add_to(folium_map)

# Збереження карти
folium_map.save(save_path)
print(f"Карта збережена за адресою: {save_path}")

# Виклик функції візуалізації
save_map_path = 'C:/Program Files/MATLAB/Test/New
22.08.24/compressed_cleaned_trajectory_map_with_purple_lines_v3.html'
visualize_trajectory_with_purple_lines(simplified_df, save_map_path)

# Збереження результатів у новий файл
compressed_file_path = 'C:/Program Files/MATLAB/Test/New
22.08.24/compressed_and_cleaned_trajectory_v3.xlsx'
simplified_df.to_excel(compressed_file_path, index=False)

print(f"Стиснений і очищений звіт збережено за адресою: {compressed_file_path}")

Підпрограма 5

import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.manifold import MDS
import matplotlib.pyplot as plt

# Завантаження даних
file_path_1 = 'C:/Program Files/MATLAB/Test/New 22.08.24/3 -
compressed_and_cleaned_trajectory_v3.xlsx'
file_path_2 = 'C:/Program Files/MATLAB/Test/New 22.08.24/2.1 -
dbscan_gmm_risk_report_v2_with_split_legend.xlsx'

df_trajectory = pd.read_excel(file_path_1)

```



```

df_risk_report = pd.read_excel(file_path_2)

# Застосування багатовимірного шкалювання (MDS)
mds = MDS(n_components=2, random_state=42)
coordinates = df_trajectory[['Latitude', 'Longitude']].values
coordinates_mds = mds.fit_transform(coordinates)

# Додавання результатів MDS до датафрейму
df_trajectory['MDS_X'] = coordinates_mds[:, 0]
df_trajectory['MDS_Y'] = coordinates_mds[:, 1]

# Перетворення координат у полярну систему
df_trajectory['r'] = np.sqrt(df_trajectory['MDS_X']**2 + df_trajectory['MDS_Y']**2)
df_trajectory['theta'] = np.arctan2(df_trajectory['MDS_Y'], df_trajectory['MDS_X'])

# Використання даних з колонки Min Distance to Shore (m)
df_trajectory['Distance_to_Shoreline'] = df_trajectory['Min Distance to Shore (m)']

# Формування загального висновку
average_distance = df_trajectory['Distance_to_Shoreline'].mean()
max_distance = df_trajectory['Distance_to_Shoreline'].max()
min_distance = df_trajectory['Distance_to_Shoreline'].min()

general_conclusion = f"""
Загальний висновок:
- Середня відстань до берегової лінії: {average_distance:.2f} м
- Максимальна відстань до берегової лінії: {max_distance:.2f} м
- Мінімальна відстань до берегової лінії: {min_distance:.2f} м
"""

print(general_conclusion)

# Збереження оновленого звіту
output_path = 'C:/Program Files/MATLAB/Test/New
22.08.24/trajectory_analysis_with_mds_polar_with_conclusion.xlsx'
df_trajectory.to_excel(output_path, index=False)

print(f"Звіт збережено за адресою: {output_path}")

# Візуалізація результатів

# 1. Графік MDS координат
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.scatter(df_trajectory['MDS_X'], df_trajectory['MDS_Y'], c='blue', label='MDS
координати')
plt.title('Графік MDS координат')
plt.xlabel('MDS_X')

```

```

plt.ylabel('MDS_Y')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.savefig('C:/Program Files/MATLAB/Test/New 22.08.24/mds_coordinates_plot.png')
plt.show()

# 2. Полярний графік
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.polar(df_trajectory['theta'], df_trajectory['r'], marker='o', color='red')
plt.title('Полярний графік траєкторії')
plt.savefig('C:/Program Files/MATLAB/Test/New 22.08.24/polar_trajectory_plot.png')
plt.show()

# 3. Графік відстані до берегової лінії
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.plot(df_trajectory.index, df_trajectory['Distance_to_Shoreline'], color='green',
label='Відстань до берегової лінії')
plt.title('Динаміка зміни відстані до берегової лінії')
plt.xlabel('Номер точки')
plt.ylabel('Відстань до берегової лінії (м)')
plt.legend()
plt.grid(True)
plt.savefig('C:/Program Files/MATLAB/Test/New 22.08.24/distance_to_shoreline_plot.png')
plt.show()

Підпрограма 6

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.fft import fft, fftfreq
from scipy.signal import windows

# Завантаження даних
data = pd.read_excel("C:\\Program Files\\MATLAB\\Test\\2 test_report_2min_32min.xlsx")
latitude = data['Latitude'].values
longitude = data['Longitude'].values
speed = data['Speed'].values
time = data['Time (s)'].values

# Нормалізація даних
latitude_normalized = latitude - np.mean(latitude)
longitude_normalized = longitude - np.mean(longitude)
speed_normalized = speed - np.mean(speed)

# Віконна функція
window = windows.hamming(len(latitude_normalized))

```

```

# Застосування віконної функції
latitude_windowed = latitude_normalized * window
longitude_windowed = longitude_normalized * window

# Перетворення Фур'є
N = len(latitude_windowed)
T = time[1] - time[0]

latitude_fft = fft(latitude_windowed)[:N//2]
longitude_fft = fft(longitude_windowed)[:N//2]
freqs = fftfreq(N, T)[:N//2]

# Амплітуди
latitude_amplitude = 2.0/N * np.abs(latitude_fft)
longitude_amplitude = 2.0/N * np.abs(longitude_fft)

# Оцінка стабільності руху
def evaluate_stability(latitude_fft, longitude_fft, freqs):
    high_freq_threshold = 0.02
    high_freq_indices = np.where(freqs > high_freq_threshold)
    high_freq_energy_lat = np.sum(np.abs(latitude_fft[high_freq_indices])**2)
    high_freq_energy_lon = np.sum(np.abs(longitude_fft[high_freq_indices])**2)
    stability_score = 10 - (high_freq_energy_lat + high_freq_energy_lon) /
np.max([high_freq_energy_lat, high_freq_energy_lon]) * 2.0
    return np.round(stability_score, 2)

# Оцінка регулярності руху
def evaluate_regularity(latitude_fft, longitude_fft, freqs):
    regularity_score = 10 - (np.max(latitude_fft) + np.max(longitude_fft)) /
np.max([np.max(latitude_fft), np.max(longitude_fft)]) * 2.0
    return np.round(regularity_score, 2)

# Оцінка впливу швидкості
def evaluate_speed_impact(speed, latitude_fft, longitude_fft, freqs):
    speed_variation = np.var(speed)
    high_freq_indices = np.where(freqs > 0.02)
    high_freq_energy = np.sum(np.abs(latitude_fft[high_freq_indices])**2) +
np.sum(np.abs(longitude_fft[high_freq_indices])**2)
    speed_impact_score = 10 - (high_freq_energy + speed_variation) /
np.max([high_freq_energy, speed_variation]) * 2.0
    return np.round(speed_impact_score, 2)

# Виведення оцінок і порад
stability_score = evaluate_stability(latitude_fft, longitude_fft, freqs)
regularity_score = evaluate_regularity(latitude_fft, longitude_fft, freqs)
speed_impact_score = evaluate_speed_impact(speed, latitude_fft, longitude_fft, freqs)

```

```

print(f"Оцінка стабільності руху: {stability_score}/10")
print(f"Оцінка регулярності руху: {regularity_score}/10")
print(f"Оцінка впливу швидкості: {speed_impact_score}/10")

if stability_score <= 5:
    print("Дуже низька стабільність. Рекомендується терміново скорегувати курс.")
elif stability_score <= 7:
    print("Низька стабільність. Потрібно звернути увагу на курс судна.")
else:
    print("Стабільність руху нормальна, але потребує моніторингу.")

if regularity_score <= 5:
    print("Дуже низька регулярність руху. Уважніше слідкуйте за змінами курсу.")
elif regularity_score <= 7:
    print("Низька регулярність руху. Регулярніше перевіряйте курс.")
else:
    print("Регулярність руху нормальна, але потребує моніторингу.")

if speed_impact_score <= 5:
    print("Швидкість нестабільна. Значний вплив на траєкторію.")
elif speed_impact_score <= 7:
    print("Швидкість має незначні коливання. Вплив на траєкторію можливий.")
else:
    print("Швидкість стабільна, але потребує моніторингу.")

# Візуалізація результатів
fig, axs = plt.subplots(2, 1, figsize=(12, 8))

# Спектр Перетворення Фур'є для широти та довготи
axs[0].plot(freqs, latitude_amplitude, label='Амплітудний спектр широти', color='blue')
axs[0].plot(freqs, longitude_amplitude, label='Амплітудний спектр довготи',
color='orange')
axs[0].axvline(x=0.02, color='red', linestyle='--', label='Поріг високих частот')
axs[0].set_xlim(0, 0.05)
axs[0].set_ylim(0, np.max([latitude_amplitude.max(), longitude_amplitude.max()]) * 1.1)
axs[0].set_xticks(np.arange(0, 0.06, 0.02))
axs[0].set_title('Спектр Перетворення Фур\'є')
axs[0].set_xlabel('Частота (Гц)')
axs[0].set_ylabel('Амплітуда')
axs[0].legend()

# Траєкторія руху судна
sc = axs[1].scatter(longitude, latitude, c=speed, cmap='viridis')
axs[1].set_title('Траєкторія руху судна')
axs[1].set_xlabel('Довгота')
axs[1].set_ylabel('Широта')

```

```

axs[1].set_aspect('equal', adjustable='box') # Робимо графік пропорційним
plt.colorbar(sc, ax=axs[1], label='Швидкість')

plt.tight_layout()
plt.show()

```

Підпрограма 7

```

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.cluster import DBSCAN, KMeans
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from matplotlib.patches import Circle

# Завантаження даних
file_path = "C:\\Program Files\\MATLAB\\Test\\2 test_report_2min_32min.xlsx"
data = pd.read_excel(file_path)

# Вибір потрібних колонок для кластеризації
X = data[['Latitude', 'Longitude', 'Speed']].values

# Стандартизація даних
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X)

# Алгоритм DBSCAN
dbscan = DBSCAN(eps=0.3, min_samples=5)
dbscan_labels = dbscan.fit_predict(X_scaled)

# Фільтрація даних для K-Means на основі результатів DBSCAN
X_filtered = X_scaled[dbscan_labels != -1]

# Алгоритм K-Means для уточнення кластерів
kmeans = KMeans(n_clusters=3) # Вкажіть бажану кількість кластерів
kmeans_labels = kmeans.fit_predict(X_filtered)

# Визначення центрів кластерів
centroids = kmeans.cluster_centers_
centroids = scaler.inverse_transform(centroids) # Повернення до оригінального масштабу

# Візуалізація результатів кластеризації
plt.figure(figsize=(14, 10))
plt.scatter(data['Longitude'], data['Latitude'], c=dbscan_labels, cmap='viridis', s=50,
            label='DBSCAN кластери')

# Додавання центрів кластерів у вигляді кола з номером кластеру

```

```

for i, centroid in enumerate(centroids):
    risk_color = 'green' if i == 2 else 'red' if i == 1 else 'yellow'
    circle = Circle((centroid[1], centroid[0]), 0.05, color=risk_color, alpha=0.3,
linestyle='--', linewidth=2)
    plt.gca().add_patch(circle)
    plt.scatter(centroid[1], centroid[0], s=300, facecolors='none',
edgecolors=risk_color, linewidths=2)
    plt.text(centroid[1], centroid[0], str(i + 1), color=risk_color, fontsize=12,
ha='center', va='center', fontweight='bold')

plt.xlabel('Довгота')
plt.ylabel('Широта')
plt.title('Кластеризація траєкторій судна з зонами кластерів')
plt.legend()
plt.xlim([data['Longitude'].min() - 0.05, data['Longitude'].max() + 0.05])
plt.ylim([data['Latitude'].min() - 0.05, data['Latitude'].max() + 0.05])
plt.grid(True)
plt.show()

# Додавання результатів до вихідного файлу
data['DBSCAN_Cluster'] = dbscan_labels
data.loc[dbscan_labels != -1, 'KMeans_Cluster'] = kmeans_labels

# Збереження результатів
output_path = "C:\\Program Files\\MATLAB\\Test\\2
test_report_2min_32min_clustered.xlsx"
data.to_excel(output_path, index=False)

print(f"Результати кластеризації збережені до файлу {output_path}")

# Розшифровка кластерів
cluster_descriptions = {
    3: "Кластер 3: Низький ризик, судно знаходиться в безпечній зоні.",
    2: "Кластер 2: Високий ризик, можливе небезпечне зближення з берегом або іншими
суднами.",
    1: "Кластер 1: Середній ризик, необхідно контролювати рух судна."
}

# Друк розшифровки кластерів
for cluster_num, description in cluster_descriptions.items():
    print(f"{description}")

```

Підпрограма 8

```

import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

```

```

from sklearn.cluster import KMeans
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from scipy.stats import multivariate_normal

# Завантаження даних
data = pd.read_excel("C:\\Program Files\\MATLAB\\Test\\2 test_report_2min_32min.xlsx")

# Витягування координат для кластеризації
X_filtered = data[['Latitude', 'Longitude']].values

# Стандартизація даних перед кластеризацією
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(X_filtered)

# Використання алгоритму K-Means для кластеризації
kmeans = KMeans(n_clusters=3)
kmeans_labels = kmeans.fit_predict(X_scaled)
centroids = kmeans.cluster_centers_

# Перетворення центрів назад до початкового масштабу
centroids = scaler.inverse_transform(centroids)

# Створення сітки точок для розрахунку густини ймовірності
x = np.linspace(data['Longitude'].min(), data['Longitude'].max(), 100)
y = np.linspace(data['Latitude'].min(), data['Latitude'].max(), 100)
X, Y = np.meshgrid(x, y)
pos = np.dstack((X, Y))

# Розрахунок густини ймовірності для кожного кластера без логарифмування
epsilon = 1e-8 # Невелика константа для уникнення логарифму від нуля
prob_density_1 = multivariate_normal(centroids[0], np.cov(X_filtered[kmeans_labels == 0].T)).pdf(pos) + epsilon
prob_density_2 = multivariate_normal(centroids[1], np.cov(X_filtered[kmeans_labels == 1].T)).pdf(pos) + epsilon
prob_density_3 = multivariate_normal(centroids[2], np.cov(X_filtered[kmeans_labels == 2].T)).pdf(pos) + epsilon

# Побудова контурів для візуалізації нечіткого перетину кластерів
plt.figure(figsize=(14, 10))
plt.contour(X, Y, prob_density_1, levels=10, colors='green', alpha=0.3, linestyle='--')
plt.contour(X, Y, prob_density_2, levels=10, colors='red', alpha=0.3, linestyle='--')
plt.contour(X, Y, prob_density_3, levels=10, colors='yellow', alpha=0.3, linestyle='--')

# Додавання центру кожного кластера та траєкторії

```

```

plt.scatter(data['Longitude'], data['Latitude'], c=kmeans_labels, cmap='viridis', s=50,
label='K-Means кластери')

for i, centroid in enumerate(centroids):
    risk_color = 'green' if i == 2 else 'red' if i == 1 else 'yellow'
    plt.scatter(centroid[1], centroid[0], s=300, facecolors='none',
edgecolors=risk_color, linewidths=2)
    plt.text(centroid[1], centroid[0], str(i + 1), color=risk_color, fontsize=12,
ha='center', va='center', fontweight='bold')

plt.xlabel('Довгота')
plt.ylabel('Широта')
plt.title('Нечіткий перетин множин кластерів')
plt.grid(True)
plt.show()

```

Підпрограма 8.1

```

import os
import pandas as pd
import numpy as np
import folium
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense, BatchNormalization, Dropout
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split
import warnings

warnings.filterwarnings("ignore")

# 1. Завантаження та підготовка даних
def load_data():
    data_path = r'C:\Program Files\MATLAB\Test\2 test_report_2min_32min_clustered.xlsx'

    # Завантаження даних судна
    if not os.path.exists(data_path):
        print(f"Файл {data_path} не знайдено.")
        return None, None

    data = pd.read_excel(data_path)
    features = ['Latitude', 'Longitude', 'Speed', 'Course']

    # Перевірка наявності необхідних стовпців
    for feature in features:
        if feature not in data.columns:
            print(f"Стовпець '{feature}' не знайдено у файлі {data_path}.")
            return None, None

```



```

    return data, features

# 2. Підготовка даних для моделювання
def preprocess_data(data, features):
    X = data[features].values
    y = data[['Latitude', 'Longitude']].shift(-1)
    X = X[:-1]
    y = y[:-1]

    # Масштабування даних
    scaler_X = StandardScaler()
    X_scaled = scaler_X.fit_transform(X)

    scaler_y = StandardScaler()
    y_scaled = scaler_y.fit_transform(y)

    # Розбиття на тренувальний та тестовий набори
    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X_scaled, y_scaled,
test_size=0.2, random_state=42)

    return X_train, X_test, y_train, y_test, scaler_X, scaler_y

# 3. Створення та навчання нейронної мережі
def build_and_train_model(X_train, y_train, X_test, y_test, input_dim):
    model = Sequential()
    model.add(Dense(128, input_dim=input_dim, activation='relu'))
    model.add(BatchNormalization())
    model.add(Dropout(0.2))
    model.add(Dense(128, activation='relu'))
    model.add(BatchNormalization())
    model.add(Dropout(0.2))
    model.add(Dense(64, activation='relu'))
    model.add(Dense(2))

    model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error', metrics=['mae'])

    from keras.callbacks import EarlyStopping
    early_stopping = EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=10,
restore_best_weights=True)

    model.fit(X_train, y_train, validation_data=(X_test, y_test),
epochs=400, batch_size=16, callbacks=[early_stopping], verbose=1)

    return model

# 4. Прогнозування траєкторії

```

```

def predict_trajectory(model, scaler_X, scaler_y, last_point, waypoints):
    predicted_points = []

    start_point = last_point

    for waypoint in waypoints:
        # Зменшено кількість кроків для інтерполяції до 3
        num_steps = 3
        latitudes = np.linspace(start_point[0], waypoint[0], num_steps)
        longitudes = np.linspace(start_point[1], waypoint[1], num_steps)
        speeds = np.linspace(start_point[2], waypoint[2], num_steps)
        courses = np.linspace(start_point[3], waypoint[3], num_steps)

        for lat, lon, speed, course in zip(latitudes, longitudes, speeds, courses):
            input_features = np.array([lat, lon, speed, course]).reshape(1, -1)
            input_scaled = scaler_X.transform(input_features)

            # Прогнозуємо наступну точку
            predicted_scaled = model.predict(input_scaled)
            predicted = scaler_y.inverse_transform(predicted_scaled)
            predicted_point = predicted[0]
            predicted_points.append(predicted_point)
            print(f"Прогнозована точка: {predicted_point}")

        # Оновлюємо стартову точку
        start_point = [waypoint[0], waypoint[1], waypoint[2], waypoint[3]]

    return predicted_points

# 5. Візуалізація результатів
def visualize_results(data, predicted_points, waypoints):
    # Центр карти – середнє значення координат
    map_center = [np.mean([p[0] for p in predicted_points]), np.mean([p[1] for p in
predicted_points])]
    ship_map = folium.Map(location=map_center, zoom_start=12)

    # Існуюча траєкторія (синя лінія)
    folium.PolyLine(
        locations=data[['Latitude', 'Longitude']].values,
        color='blue',
        weight=5,
        opacity=0.8,
        tooltip='Існуюча траєкторія'
    ).add_to(ship_map)

    # Прогнозовані точки (червоні круглі маркери)
    for point in predicted_points:

```

```

folium.CircleMarker(
    location=[point[0], point[1]],
    radius=3,
    color='red',
    fill=True,
    fill_color='red'
).add_to(ship_map)

# Поліноміальна лінія тренду для прогнозованої траєкторії
latitudes = np.array([p[0] for p in predicted_points])
longitudes = np.array([p[1] for p in predicted_points])

# Створюємо поліноміальну регресію для широт і довгот
degree = 6
coefs_lat = np.polyfit(range(len(latitudes)), latitudes, degree)
coefs_lon = np.polyfit(range(len(longitudes)), longitudes, degree)

# Створюємо згладжені точки для лінії тренду
trend_range = np.linspace(0, len(latitudes)-1, 100)
trend_latitudes = np.polyval(coefs_lat, trend_range)
trend_longitudes = np.polyval(coefs_lon, trend_range)

# Додаємо поліноміальну лінію тренду на карту
trend_points = list(zip(trend_latitudes, trend_longitudes))
folium.PolyLine(
    locations=trend_points,
    color='purple',
    weight=3,
    opacity=0.8,
    tooltip='Прогнозована траєкторія'
).add_to(ship_map)

# Проміжні точки (зелені круглі маркери)
for i, waypoint in enumerate(waypoints):
    folium.CircleMarker(
        location=[waypoint[0], waypoint[1]],
        radius=5,
        color='green',
        fill=True,
        fill_color='green',
        popup=f'Точка {i + 1}: Speed: {waypoint[2]} knots, Course: {waypoint[3]}°'
    ).add_to(ship_map)

# Додаємо керування шарами
folium.LayerControl().add_to(ship_map)

return ship_map

```

```

# 6. Збереження результатів
def save_results(ship_map, predicted_points):
    base_dir = os.getcwd()
    map_path = os.path.join(base_dir, 'predicted_trajectory_map.html')
    predicted_report_path = os.path.join(base_dir, 'predicted_data_report.xlsx')

    # Зберігаємо карту
    ship_map.save(map_path)

    # Збереження прогнозованих даних
    predicted_df = pd.DataFrame(predicted_points, columns=['Latitude', 'Longitude'])
    predicted_df.to_excel(predicted_report_path, index=False)

    print(f'Прогнозована карта збережена за шляхом: {map_path}')
    print(f'Звіт з прогнозованими даними збережено за шляхом: {predicted_report_path}')

# Основна функція
def main():
    # Завантаження даних
    data, features = load_data()
    if data is None:
        print("Помилка завантаження даних. ")
        return

    # Визначаємо останню точку з наявних даних (остання синя точка)
    last_row = data.iloc[-1]
    last_lat = last_row['Latitude']
    last_lon = last_row['Longitude']
    last_speed = last_row['Speed']
    last_course = last_row['Course']
    last_point = [last_lat, last_lon, last_speed, last_course]

    # Задані проміжні точки з швидкістю та курсом (зелені точки)
    waypoints = [
        [41.1070, 29.0622, 10, 165],
        [41.0952, 29.0578, 10, 170],
        [41.0805, 29.0597, 10, 175],
        [41.0734, 29.0485, 10, 180],
        [41.0555, 29.0437, 10, 185],
        [41.0449, 29.0319, 10, 190],
        [41.0233, 28.9943, 10, 200],
        [40.9852, 28.9878, 10, 205]
    ]

    # Підготовка даних

```

```

X_train, X_test, y_train, y_test, scaler_X, scaler_y = preprocess_data(data,
features)

# Створення та навчання моделі
model = build_and_train_model(X_train, y_train, X_test, y_test,
input_dim=X_train.shape[1])

# Прогнозування траєкторії
predicted_points = predict_trajectory(
    model, scaler_X, scaler_y, last_point, waypoints
)

# Візуалізація результатів
ship_map = visualize_results(data, predicted_points, waypoints)

# Збереження результатів
save_results(ship_map, predicted_points)

if __name__ == "__main__":
    main()

```

Нечіткі правила щодо локації Босфор на основі спостережень:

```

IF (Proximity == Very_Far) OR (Technical == Excellent) OR (Isobaths == Very_Far) OR (Currents
== Weak) OR (Wind == Weak) OR (Visibility == Excellent) OR (Speed == Very_Slow) OR (Course ==
Very_Easy) OR (Time == Day) OR (Shipping_int == Very_Low) THEN (Risk = Low) AND (Number_of_factors
= Moderate)

```

```

IF (Proximity == Moderate) OR (Technical == Satisfactory) OR (Isobaths == Far) OR (Currents
== Moderate) OR (Wind == Weak) OR (Visibility == Excellent) OR (Speed == Very_Slow) OR (Course ==
Critically_Difficult) OR (Time == Dawn) OR (Shipping_int == Critical) THEN (Risk = V_High) AND
(Number_of_factors = Medium)

```

```

IF (Proximity == Very_Far) OR (Technical == Satisfactory) OR (Isobaths == Far) OR (Currents
== Weak) OR (Wind == Weak) OR (Visibility == Excellent) OR (Speed == Slow) OR (Course == Difficult)
OR (Time == Dawn) OR (Shipping_int == Very_Low) THEN (Risk = High) AND (Number_of_factors =
Moderate)

```

```

IF (Proximity == Moderate) OR (Technical == Satisfactory) OR (Isobaths == Far) OR (Currents
== Moderate) OR (Wind == Moderate) OR (Visibility == Good) OR (Speed == Slow) OR (Course ==
Critically_Difficult) OR (Time == Critical) OR (Shipping_int == Critical) THEN (Risk = High) AND
(Number_of_factors = Moderate)

```

```

IF (Proximity == Moderate) OR (Technical == Satisfactory) OR (Isobaths == Close) OR (Currents
== Moderate) OR (Wind == Moderate) OR (Visibility == Good) OR (Speed == Average) OR (Course ==
Difficult) OR (Time == Day) OR (Shipping_int == Medium) THEN (Risk = Moderate) AND
(Number_of_factors = Medium)

```

```

IF (Proximity == Close) OR (Technical == Good) OR (Isobaths == Close) OR (Currents == Moderate)
OR (Wind == Strong) OR (Visibility == Good) OR (Speed == Fast) OR (Course == Moderate) OR (Time ==
Dusk) OR (Shipping_int == High) THEN (Risk = V_High) AND (Number_of_factors = High)

```

```

IF (Proximity == Close) OR (Technical == Poor) OR (Isobaths == Very_Close) OR (Currents ==
Strong) OR (Wind == Strong) OR (Visibility == Poor) OR (Speed == Very_Fast) OR (Course ==

```

```

Very_Difficult) OR (Time == Night) OR (Shipping_int == Very_High) THEN (Risk = Critical) AND
(Number_of_factors = Critical)

    IF (Proximity == Very_Close) OR (Technical == Average) OR (Isobaths == Very_Close) OR
(Currents == Average) OR (Wind == Average) OR (Visibility == Satisfactory) OR (Speed == Average)
OR (Course == Moderate) OR (Time == Dusk) OR (Shipping_int == Medium) THEN (Risk = Moderate) AND
(Number_of_factors = Medium)

    IF (Proximity == Moderate) OR (Technical == Satisfactory) OR (Isobaths == Moderate) OR
(Currents == Moderate) OR (Wind == Noticeable) OR (Visibility == Satisfactory) OR (Speed ==
Moderate) OR (Course == Very_Difficult) OR (Time == Night) OR (Shipping_int == High) THEN (Risk =
High) AND (Number_of_factors = High)

    IF (Proximity == Moderate) OR (Technical == Minor_Hull_Deformation) OR (Isobaths == Moderate)
OR (Currents == Moderate) OR (Wind == Strong) OR (Visibility == Satisfactory) OR (Speed == Moderate)
OR (Course == Difficult) OR (Time == Dusk) OR (Shipping_int == High) THEN (Risk = High) AND
(Number_of_factors = Medium)

    IF (Proximity == Too_Close) OR (Technical == Minor_Hull_Deformation) OR (Isobaths == Moderate)
OR (Currents == Moderate) OR (Wind == Strong) OR (Visibility == Satisfactory) OR (Speed == Moderate)
OR (Course == Very_Difficult) OR (Time == Evening) OR (Shipping_int == Very_High) THEN (Risk =
V_High) AND (Number_of_factors = High)

    IF (Proximity == Very_Close) OR (Technical == Medium) OR (Isobaths == Moderate) OR (Currents
== Strong) OR (Wind == Strong) OR (Visibility == Satisfactory) OR (Speed == Very_Fast) OR (Course
== Very_Difficult) OR (Time == Evening) OR (Shipping_int == Very_High) THEN (Risk = High) AND
(Number_of_factors = High)

    IF (Proximity == Very_Close) OR (Technical == Medium) OR (Isobaths == Moderate) OR (Currents
== Strong) OR (Wind == Noticeable) OR (Visibility == Satisfactory) OR (Speed == Moderate) OR (Course
== Very_Difficult) OR (Time == Dawn) OR (Shipping_int == Critical) THEN (Risk = V_High) AND
(Number_of_factors = Medium)

    IF (Proximity == Too_Close) OR (Technical == Minor_Hull_Deformation) OR (Isobaths == Close)
OR (Currents == Noticeable) OR (Wind == Strong) OR (Visibility == Very_Poor) OR (Speed == Fast) OR
(Course == Critically_Difficult) OR (Time == Night) OR (Shipping_int == Critical) THEN (Risk =
V_High) AND (Number_of_factors = Medium)

    IF (Proximity == Moderate) OR (Technical == Medium) OR (Isobaths == Close) OR (Currents ==
Strong) OR (Wind == Strong) OR (Visibility == Poor) OR (Speed == Very_Fast) OR (Course ==
Critically_Difficult) OR (Time == Night) OR (Shipping_int == High) THEN (Risk = V_High) AND
(Number_of_factors = Medium)

    IF (Proximity == Too_Close) OR (Technical == Minor_Hull_Deformation) OR (Isobaths == Moderate)
OR (Currents == Noticeable) OR (Wind == Strong) OR (Visibility == Poor) OR (Speed == Fast) OR
(Course == Very_Difficult) OR (Time == Evening) OR (Shipping_int == Very_High) THEN (Risk = High)
AND (Number_of_factors = Medium)

    IF (Proximity == Very_Close) OR (Technical == Minor_Hull_Deformation) OR (Isobaths ==
Moderate) OR (Currents == Strong) OR (Wind == Strong) OR (Visibility == Poor) OR (Speed == Very_Fast)
OR (Course == Critically_Difficult) OR (Time == Night) OR (Shipping_intensity == Very_High) THEN
(Risk == Very_High) AND (Number_of_factors == High)

    IF (Proximity == Too_Close) OR (Technical == Medium) OR (Isobaths == Close) OR (Currents ==
Very_Strong) OR (Wind == Very_Strong) OR (Visibility == Satisfactory) OR (Speed == Moderate) OR
(Course == Critically_Difficult) OR (Time == Night) OR (Shipping_intensity == Critical) THEN (Risk
== Very_High) AND (Number_of_factors == High)

    IF (Proximity == Too_Close) OR (Technical == Medium) OR (Isobaths == Very_Close) OR (Currents
== Strong) OR (Wind == Very_Strong) OR (Visibility == Satisfactory) OR (Speed == Poor) OR (Course

```

```
== Fast) OR (Time == Deep_Night) OR (Shipping_intensity == Very_High) THEN (Risk == Very_High) AND
(Number_of_factors == High)
```

```
IF (Proximity == Very_Close) OR (Technical == Medium) OR (Isobaths == Moderate) OR (Currents
== Noticeable) OR (Wind == Very_Strong) OR (Visibility == Very_Poor) OR (Speed == Fast) OR (Course
== Critically_Difficult) OR (Time == Deep_Night) OR (Shipping_intensity == Critical) THEN (Risk ==
Very_High) AND (Number_of_factors == High)
```

```
IF (Proximity == Close) OR (Technical == Medium) OR (Isobaths == Very_Close) OR (Currents ==
Strong) OR (Wind == Very_Strong) OR (Visibility == Very_Poor) OR (Speed == Fast) OR (Course ==
Very_Difficult) OR (Time == Dusk) OR (Shipping_intensity == Very_High) THEN (Risk == High) AND
(Number_of_factors == High)
```

```
IF (Proximity == Too_Close) OR (Technical == Medium) OR (Isobaths == Very_Close) OR (Currents
== Very_Strong) OR (Wind == Strong) OR (Visibility == Critical) OR (Speed == Fast) OR (Course ==
Critically_Difficult) OR (Time == Dawn) OR (Shipping_intensity == Critical) THEN (Risk == Very_High)
AND (Number_of_factors == High)
```

```
IF (Proximity == Very_Close) OR (Technical == Medium) OR (Isobaths == Close) OR (Currents ==
Critical) OR (Wind == Very_Strong) OR (Visibility == Critical) OR (Speed == Very_Fast) OR (Course
== Difficult) OR (Time == Evening) OR (Shipping_intensity == High) THEN (Risk == High) AND
(Number_of_factors == High)
```

```
IF (Proximity == Very_Close) OR (Technical == Medium) OR (Isobaths == Close) OR (Currents ==
Strong) OR (Wind == Very_Strong) OR (Visibility == Critical) OR (Speed == Very_Fast) OR (Course ==
Critically_Difficult) OR (Time == Night) OR (Shipping_intensity == Critical) THEN (Risk ==
Very_High) AND (Number_of_factors == High)
```

```
IF (Proximity == Very_Close) OR (Technical == Severe_Damage) OR (Isobaths == Far) OR (Currents
== Critical) OR (Wind == Noticeable) OR (Visibility == Very_Poor) OR (Speed == Critically_Fast) OR
(Course == Difficult) OR (Time == Dusk) OR (Shipping_intensity == High) THEN (Risk == Medium_High)
AND (Number_of_factors == High)
```

```
IF (Proximity == Close) OR (Technical == Severe_Damage) OR (Isobaths == Far) OR (Currents ==
Critical) OR (Wind == Strong) OR (Visibility == Very_Poor) OR (Speed == Very_Fast) OR (Course ==
Very_Difficult) OR (Time == Evening) OR (Shipping_intensity == Very_High) THEN (Risk == Medium_High)
AND (Number_of_factors == High)
```

```
IF (Proximity == Too_Close) OR (Technical == Severe_Damage) OR (Isobaths == Close) OR
(Currents == Critical) OR (Wind == Noticeable) OR (Visibility == Very_Poor) OR (Speed ==
Critically_Fast) OR (Course == Difficult) OR (Time == Night) OR (Shipping_intensity == Critical)
THEN (Risk == Medium_High) AND (Number_of_factors == High)
```

```
IF (Proximity == Very_Close) OR (Technical == Minor_Damage) OR (Isobaths == Far) OR (Currents
== Very_Strong) OR (Wind == Noticeable) OR (Visibility == Very_Poor) OR (Speed == Fast) OR (Course
== Very_Difficult) OR (Time == Dusk) OR (Shipping_intensity == High) THEN (Risk == Medium) AND
(Number_of_factors == Medium)
```

```
IF (Proximity == Close) OR (Technical == Minor_Damage) OR (Isobaths == Far) OR (Currents ==
Strong) OR (Wind == Noticeable) OR (Visibility == Critical) OR (Speed == Very_Fast) OR (Course ==
Critically_Difficult) OR (Time == Evening) OR (Shipping_intensity == High) THEN (Risk == Medium)
AND (Number_of_factors == Medium)
```

```
IF (Proximity == Too_Close) OR (Technical == Minor_Damage) OR (Isobaths == Close) OR (Currents
== Very_Strong) OR (Wind == Very_Strong) OR (Visibility == Very_Poor) OR (Speed == Critically_Fast)
OR (Course == Difficult) OR (Time == Night) OR (Shipping_intensity == Critical) THEN (Risk ==
Medium_High) AND (Number_of_factors == Medium)
```

ДОДАТОК В

Акт впровадження результатів дисертаційної роботи в ОНМУ

ЗАТВЕРДЖУЮ

професор ОНМУ з НІПР



О.М. ШУМИЛО

12.12.24 2024 р.

про використання результатів дисертаційної роботи

ПОНОМАРЬОВОЇ Вікторії Петрівни

на тему «**Методи створення автоматизованих систем керування рухом судна на основі кваліфікаційної моделі судноводія**» в освітньому процесі Одеського національного морського університету

Ми, що нижче підписалися, доц. Россомаха О.А., к.т.н. доц. Шамов О.В., к.т.н. доц. Калініченко С.В. склали цей акт в тому, що результати наукових досліджень дисертаційної роботи на здобуття наукового ступеня доктора філософії здобувача Пономарьової В.П. на тему «Методи створення автоматизованих систем керування рухом судна на основі кваліфікаційної моделі судноводія» впроваджені в освітній процес кафедри «Навігація і керування судном» Одеського національного морського університету, а саме:

1) метод прогнозування траєкторій суден з використанням нейронних мереж та алгоритмів машинного навчання, що базуються на аналізі даних про керування рухом судна, включаючи інформацію про навігаційні умови, близькість до берегової лінії та кваліфікаційні ознаки судноводів – при викладанні освітніх компонент «ЗНПБ» (для здобувачів наукового ступеню магістр) та «УСІМ» (для здобувачів наукового ступеню бакалавр).

2) використання засобів імітаційного моделювання на базі навігаційного тренажеру Navi Trainer 5000 для розробки і відпрацювання керування рухом судна з урахуванням інтеграції автоматизованих систем підтримки прийняття рішень судноводіїв в умовах невизначеності в повноті навігаційних даних – при викладанні освітніх компонент «АСУС» (для здобувачів наукового ступеню магістр) та «НІС» (для здобувачів наукового ступеню бакалавр);

Начальник навчального

відділу ОНМУ, доцент

Олег РОССОМАХА

В.о. директора Навчально-наукового

Інституту Морського флоту, доцент

Олексій ШАМОВ

Завідувач кафедри навігації і керування судном, доцент

Свєтєлїй КАЛІНІЧЕНКО

ДОДАТОК Г

Акт про використання результатів дисертаційної роботи у ХМСТЦ при
ХДМА

ХЕРСОНСЬКИЙ МОРСЬКИЙ
СПЕЦІАЛІЗОВАНИЙ
ТРЕНАЖЕРНИЙ ЦЕНТР ПРИ
ХЕРСОНСЬКІЙ ДЕРЖАВНІЙ
МОРСЬКІЙ АКАДЕМІЇ



пр. Незалежності 20, м. Херсон, Україна, 73003,
тел.: + 38 050 6727685, e-mail: office@kmstc.org

№ 036-1/І/2024 від 16.10.2024 р.

На № _____ від _____ 20__ р.

АКТ

про використання результатів дисертаційної роботи на здобуття наукового ступеня
доктора філософії

«Методи створення автоматизованих систем керування рухом судна на основі
кваліфікаційної моделі судноводія»

ПОНОМАРЬОВОЇ Вікторії Петрівни

Комісія у складі:

Голова комісії: Дудченко С.В. – КДП, директор ТОВ Херсонського морського
спеціалізованого тренажерного центру при Херсонській державній морській академії

Члени комісії: Козачек В.М. – КДП, інструктор ТОВ Херсонського морського
спеціалізованого тренажерного центру при Херсонській державній морській академії

Макарчук Д.М. – КДП, КТН, Доцент кафедри судноводіння,
провідний інструктор ТОВ Херсонського морського спеціалізованого тренажерного
центру при Херсонській державній морській академії

цим Актом засвідчують, що результати дисертаційного дослідження Пономарьової
Вікторії Петрівни на тему «Методи створення автоматизованих систем керування
рухом судна на основі кваліфікаційної моделі судноводія», представлені на здобуття
наукового ступеня доктора філософії, використані в професійно-технічній освітній
діяльності ТОВ «Марлоу Навігейшн Україна» у вигляді:

- 1) Розробки комплексної кваліфікаційної моделі судноводія для автоматизованого
керування судном, яка враховує технічні, когнітивні та поведінкові аспекти
професійної діяльності, що дозволило оцінити рівень технічної підготовки, навички
роботи з навігаційними приладами, здатність до швидкого прийняття рішень у
стресових ситуаціях, а також індивідуальні поведінкові особливості судноводія під час
керування рухом судна.

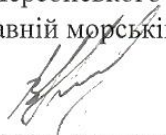
2) Методів щодо побудови автоматизованої системи керування рухом судна на основі ідентифікації та оцінки кваліфікаційних параметрів судноводіїв у складних навігаційних умовах на основі інтелектуальних систем з використанням нечіткої логіки, що дозволяє автоматично збирати дані про дії судноводія по даним ECDIS та аналізувати їх за допомогою нечіткої логіки, яка ефективно обробляє невизначені та неточні дані з метою прогнозування рівня ризику для складних ділянок маршруту судна.

Використання вказаних результатів дозволяє: підвищити ефективність підготовки плавскладу; коригувати процес тренажерної підготовки з урахуванням кваліфікаційної моделі судноводія в реальному часі; надати необхідні професійні рекомендації щодо керування руху судна в умовах ризику.

Дудченко С.В. – КДП, директор ТОВ Херсонського морського спеціалізованого тренажерного центру при Херсонській державній морській академії



Козачек В.М. – КДП, інструктор ТОВ Херсонського морського спеціалізованого тренажерного центру при Херсонській державній морській академії



Макарчук Д.М. – КДП, КТН, Доцент кафедри судноводіння, провідний інструктор ТОВ Херсонського морського спеціалізованого тренажерного центру при Херсонській державній морській академії




ДОДАТОК Д

Акт про використання результатів дисертаційної роботи у ХДМА

ЗАТВЕРДЖУЮ

проректор ХДМА з НІПР

к.т.н., професор

13.11.2024 р.

Акт

про використання результатів дисертаційної роботи

ПОНОМАРЬОВОЇ Вікторії Петрівни

на тему «Методи створення автоматизованих систем керування рухом судна
на основі кваліфікаційної моделі судноводія» в освітньому процесі
Херсонській державній морській академії

Ми, що нижче підписалися, Нагрибельний Я.А., Макарчук Д.М., Петровський А.В., склали цей акт в тому, що результати наукових досліджень дисертаційної роботи на здобуття наукового ступеня доктора філософії здобувача Пономарьової В.П. на тему «Методи створення автоматизованих систем керування рухом судна на основі кваліфікаційної моделі судноводія» впроваджені в освітній процес кафедри Судноводіння, освітня компонента «Навігаційні інформаційні системи» бакалаврського рівня підготовки, а саме:

- Метод інтеграції автоматизованих засобів підтримки прийняття рішень для судноводія на містку морського судна з урахуванням факторів невизначеності в повноті даних ECDIS, який полягає в розробці комплексної системи, що включає інноваційні модулі автоматизованої OCR-обробки зображень дисплея ECDIS, порівняння текстових даних та геолокацій, візуалізації географічних даних на інтерактивній карті та генерації порад підтримки прийняття рішень для судноводія.

Декан факультету
Судноводіння



д.п.н., професор Ярослав НАГРИБЕЛЬНИЙ

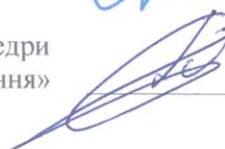
Завідувач кафедри



«Судноводіння»

к.т.н., доцент Дмитро МАКАРЧУК

Доцент кафедри
«Судноводіння»



к.т.н., доцент Андрій ПЕТРОВСЬКИЙ

ДОДАТОК Е

Витяг з протоколу засідання кафедри безпеки життєдіяльності та професійно-прикладної фізичної підготовки

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХЕРСОНЬСЬКА ДЕРЖАВНА МОРСЬКА АКАДЕМІЯ
ФАКУЛЬТЕТ СУДНОВОДІННЯ
КАФЕДРА БЕЗПЕКИ ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ ТА ПРОФЕСІЙНО-ПРИКЛАДНОЇ
ФІЗИЧНОЇ ПІДГОТОВКИ**

Витяг з протоколу засідання кафедри безпеки життєдіяльності та професійно-прикладної фізичної підготовки
від «03» грудня 2024 р. (до протоколу №5)

Голова: Юрій КУЩЕНКО

Секретар: Владислава ТОКАР

Присутні: Кущенко Ю.О. - в.о.зав. кафедрою, ст викладач, Сокол А.О. – ст. викладач, Гузь А.М. - ст. викладач, Кириченко К.В. - доцент, Крапивко Г.І. - доцент, Свирида В.С. - ст. викладач, Чабан В.О. – д. с.-г. наук, професор, Золотаренко В.Ф. - ст. викладач, Токар В.І. - секретар.

Відсутні: Гусєв В.М. – професор.

Порядок денний:

1. Звітування про наукову тему кафедри.

СЛУХАЛИ:

Старшого викладача Альону СОКОЛ, яка звітувала про наукову тему кафедри. Кафедра БЖПФП у 2024 р. завершує перший етап НДР "Ідентифікація людської помилки судноводія під час прийняття рішень в процесі боротьби за живучість судна", Державний реєстраційний номер 0124U004508. Науковий керівник НДР к.т.н., професор кафедри БЖПФП Віктор ГУСЄВ, відповідальний виконавець НДР ст. викладач кафедри БЖПФП Альона СОКОЛ.

Етап №1 має назву: Аналіз причин виникнення людської помилки судноводія під час прийняття рішень в процесі боротьби за живучість судна з використанням VR-технологій з метою побудови моделі прийняття рішень.

СПИСОК ВИКОНАВЦІВ першого етапу:

1. к.т.н., професор кафедри БЖПФП Гусєв Віктор Миколайович;
2. ст. викладач кафедри БЖПФП Сокол Альона Олександрівна;
3. ст. викладач кафедри БЖПФП Кущенко Юрій Олексійович;
4. ст. викладач кафедри БЖПФП Гузь Андрій Миколайович;
5. к.т.н., доцент кафедри БЖПФП Кириченко Костянтин Володимирович;
6. PhD, доцент Мащенко Павло Петрович;
7. к.т.н., доцент Носов Павло Сергійович;
8. Аспірантка Пономарьова Вікторія Петрівна.

Звіт етапу № 1 складається з 5 розділів (83 с., 14 рис., 1 табл., використано 81 джерело, 8 публікацій за науково-дослідною темою).

Об'єктом дослідження є людський чинник.

Предметом дослідження є з'ясування та вивчення факторів, які впливають на можливість виникнення небажаної події.

Метою роботи є визначення факторів впливу на можливість виникнення людської помилки судноводія під час виконання вправ по забезпеченню живучості судна в режимі реального часу.

Завдання 1 етапу дослідження, які були виконані:

Проведення аналізу наукової і науково-технічної літератури, нормативної документації, яка присвячена людській помилці судноводія у процесі прийняття рішень в екстремальних умовах.

Вивчення інтерактивних засобів (VR-технологій) та підбір відповідних вправ для відпрацювання алгоритму дій по забезпеченню живучості судна.

Проведення дослідження людської помилки судноводія під час виконання відповідних вправ по забезпеченню живучості судна.

Діагностика психофізіологічних параметрів під час виконання вправ по забезпеченню живучості судна.

Дослідження та аналіз впливу технологій віртуальної реальності на якість сертифікаційної підготовки.

Розробка методу формування набору індивідуальних тестових завдань для оцінювання рівня підготовки судноводія у процесі тренажерної підготовки.

Створення математичної моделі автоматизованої експертної системи оцінки кваліфікації судноводія.

Дослідження та застосування моделей системного виявлення впливу людського чинника на безпеку мореплавства.

На 2025 р. планується 2 етап НДР.

Побудова моделі прийняття рішень в екстремальних умовах.

Визначення підходів та засобів щодо попередження фактів людської помилки судноводія в режимі реального часу в задачах забезпечення живучості судна.

УХВАЛИЛИ:

1. Інформацію взяти до відома.
2. Вважати звіт таким, що відповідає умовам написання НДР.
3. Використовувати результати НДР у освітньому процесі.

Голова засідання

Юрій КУЩЕНКО

Секретар засідання

Владислава ТОКАР



ДОДАТОК Ж
Список публікацій за темою дисертації

1. Gritsuk I.V., Nosov P.S., **Ponomaryova V.P.**, Diahyleva O.S. Reduction of navigation risks by using fuzzy logic to automate control processes under uncertainty. «Наука і техніка сьогодні» (Серія «Техніка»): журнал. 2023. № 6(20) 2023. С. 8-22. Категорія Б

2. **Victoria Ponomaryova**, Pavlo Nosov. Method of automated identification of qualification parameters for marine operators under risk conditions // Науковий вісник Херсонської державної морської академії (Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології): науковий журнал. — Херсон: Херсонська державна морська академія, № 26–27 (2023). С. 144–165. <https://doi.org/10.33815/2313-4763.2023.1-2.26-27.144-165>. Категорія Б

3. **Ponomaryova, V.**, Nosov, P., Ben, A., Popovych, I., Prokopchuk, Y., Mamenko, P., Dudchenko, S., Appazov, E., & Sokol, I. (2024). Devising an approach for the automated restoration of shipmaster's navigational qualification parameters under risk conditions. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 1(3 (127), 6–26. <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2024.296955> Категорія А

4. **Victoria Ponomaryova**. Method of decision support for navigators in automated vessel traffic safety control based on ecdis data // Науковий вісник Херсонської державної морської академії (Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології): науковий журнал. — Херсон: Херсонська державна морська академія, № 1 (28), 2024. С. 22–40. Категорія Б

5. **Ponomaryova, V.**, Nosov, P. (2024). Development of a method for predicting hazardous ship trajectories under uncertainty of navigator actions. Technology Audit and Production Reserves, 5 (2 (79)), 44–55. <https://doi.org/10.15587/2706-5448.2024.313523>. Фахова. Категорія Б.

6. **Ponomaryova, V.**, Nosov, P. Development of a navigator qualification model for automated ship handling control tasks // Науковий вісник Херсонської державної морської академії (Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані

технології): Науковий журнал. — Херсон: Херсонська державна морська академія. № 2(29), 2024. С 6–23. <https://doi.org/10.33815/2313-4763.2024.2.29.006-023>. Фахова. Категорія Б.

Апробація матеріалів дисертаційного дослідження:

7. **Ponomaryova V.P.**, Ben A.P., Dyagileva O.S., Nosov P.S. Approches to the automation of maritime educational processes plannings system // «Сучасні енергетичні установки на транспорті і технології та обладнання для їх обслуговування (СЕУТТО – 2021)». С. 277–279.

8. **Ponomaryova V.P.**, Nosov P.S., Dyagileva O.S. Personnel qualification management approaches in marine organizational and technical systems // Матеріали 1 міжнародної науково — практичної конференції «Проблеми сталого розвитку морської галузі (PSDMI – 2021)» — Херсон: ХДМА, 03-04 листопада 2021. С. 154–157.

9. **Пономарьова В.П.**, Дягилева О.С., Носов П.С. Ідентифікація кваліфікаційних параметрів суб'єктів організаційно-технічних систем морської транспорту // Збірник тез за матеріалами IX Міжнародної науково-практичної конференції «Філософські обрії сьогодення»/ за ред. І.Варнавської. Херсон: ХДАЕУ, 2021. С. 78–79.

10. **Ponomaryova V.P.**, Ben A.P., Diahyleva O.S., Nosov P.S. Approaches to automation control processes for restoration of water transport professional's qualification parameters / MPP&O-2022, Одеса — Стамбул — Одеса. С. 354–357.

11. **Ponomaryova V.P.**, Ben A.P., Diahyleva O.S., Nosov P.S. Modeling of control actions in the processes of restoration of qualification parameters of maritime transport specialists / Materials of the XIV international scientific and practical conference «Modern information technologies in transport, (MINTT – 2022)».

12. Ben A., Dyagileva O., **Ponomaryova V.**, Nosov P. Automated modeling of the navigator's motivation structure based on fuzzy sets // Матеріали II міжнародної науково-практичної конференції «Проблеми сталого розвитку морської галузі (PSDMI – 2022)» — Херсон: ХДМА, 07–09 грудня 2022. С. 67–71.

13. Nosov P.S., **Ponomaryova V.P.**, Diahyleva O.S., Ben A.P. Approaches for identifying and recovering qualification parameters of organizational and technical systems of maritime transport. Сучасні енергетичні установки на транспорті і технології та обладнання для їх обслуговування. 14-а Міжнародна науково-практична конференція, 16–18 березня 2023 р. – Херсон: ХДМА. С. 388–392.

14. Nosov P.S., **Ponomaryova V.P.**, Diahyleva O.S., Ben A.P. Development of an optimal control model for knowledge restoration in marine navigators / «Інноваційні підходи до розвитку компетентнісних якостей фахівців в умовах професійного становлення» (ДІ НУ «ОМА» – 2023) С. 62–66.

15. Nosov P.S., **Ponomaryova V.P.**, Diahyleva O.S., Ben A.P. Optimization of management processes for maritime transport personnel qualification // Стан, досягнення та перспективи інформаційних систем і технологій / Матеріали XXIII Всеукраїнської науково-технічної конференції молодих вчених, аспірантів та студентів. Одеса, 20–21 квітня 2023 р. — Одеса, Видавництво ОНТУ. С. 123–124.

16. Nosov, P., **Ponomaryova, V.**, Ben, A., Prokopchuk, Y. Formal approaches to developing an expert system for evaluating a navigator's qualification based on ship trajectory data. II Міжнародна науково-практична конференція. Транспорт, порт, логістика, безпека: виклики сучасності та перспективи розвитку. 27 вересня 2024. С 107–115.

17. Павло Носов, **Вікторія Пономарьова**, Андрій Бень, Павло Маменко. Розробка системи автоматизованого функціонального аналізу траєкторії руху суден // I Міжнародна науково-практична конференція «Навігація та керування судном: нові підходи, навчання та моделювання N&SH-2024» 23–24 вересня 2024. С 30–34.

18. Pavlo Nosov, **Victoria Ponomaryova**, Prokopchuk Yurii, Barylnik-Kurakov Ivan. Intelligent analysis of navigators' maneuver execution based on their qualification attributes // Матеріали VI міжнародної науково-практичної конференції «Проблеми сталого розвитку морської галузі (PSDMI – 2023)», — Херсон: ХДМА, 28 листопада 2024. С. 142–146.