

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФРАСТРУКТУРИ ТА ТЕХНОЛОГІЙ

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ШАПІРО ГАННА ВЛАДИСЛАВІВНА

УДК 656.6:004.032.26

ДИСЕРТАЦІЯ

**МЕТОД ІДЕНТИФІКАЦІЇ НАДВОДНОЇ ОБСТАНОВКИ
З ЗАСТОСУВАННЯМ ТЕХНОЛОГІЇ НЕЧІТКИХ НЕЙРОННИХ
МЕРЕЖ ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ ПРОЦЕСУ СУДНОВОДІННЯ**

Спеціальність: 271 Морський та внутрішній водний транспорт

Галузь знань: 27 Транспорт

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

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

Г.В. Шапіро

Науковий керівник: Нікітін Павло Володимирович
кандидат економічних наук, доцент

Київ – 2024

АНОТАЦІЯ

Шапіро Г.В. Метод ідентифікації надводної обстановки з застосуванням технології нечітких нейронних мереж для автоматизації процесу судноводіння. Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 271 Морський та внутрішній водний транспорт. Державний університет інфраструктури та технологій, Київ, 2024.

Забезпечення безпеки мореплавання залишається пріоритетним науковим і практичним завданням. Необхідність вирішення цього завдання обумовлена збільшенням вантажного обороту флоту та його достатньо високим рівнем аварійності. За даними ІМО, 60-80% всіх інцидентів пов'язані з «людським фактором».

Особливість поточного моменту для сучасного судноплавства полягає в тому, що інформаційні технології інтенсивно застосовуються на флоті та у портовій інфраструктурі. Однак, незважаючи на впровадження нових технічних засобів судноводіння, залишається невирішеною проблема врахування впливу людського фактору.

Найбільш перспективним напрямом застосування інформаційних технологій для вирішення вищевказаної проблеми є концепція е-Навігації, яка на теперішній час є ключовою ініціативою ІМО. Концепція передбачає застосування “наскрізних” цифрових технологій штучного інтелекту та доповненої реальності у частині інтелектуалізації інтерфейсу судноводія. Дані технології є ключем до принципово нового рівня взаємодії людини-оператора (судноводія) з навігаційними даними в цифровому середовищі, в тому числі й для ідентифікації обстановки та розпізнавання ситуацій.

Умови, в яких судноводій на теперішній час приймає рішення на містку судна, різко відрізняються від тих, які були ще двадцять-тридцять років тому.

В рази збільшилася кількість датчиків навігаційної інформації, які надають необхідну інформацію про рух судна, яка, з одного боку, забезпечує підтримку прийняття рішення, з іншого – не гарантує точної інтерпретації судноводієм через надмірність, дублювання та незручність формату її подання.

Для підвищення ефективності щодо взаємодії користувача е-Навігації з даними цифрового середовища необхідно розробити моделі та методи побудови інтелектуального інтерфейсу середовищ змішаної реальності, за допомогою яких судноводій в інтуїтивно зрозумілому вигляді буде отримувати агреговану інформацію для підготовки й прийняття рішення.

Значні обсяги даних про надводну обстановку, що надходять від різномірних джерел, потребують осмислення, опрацювання, розпізнавання та вироблення своєчасних й адекватних рішень з боку судноводія. Робота судноводія в умовах психофізіологічних та інформаційних перевантажень є основною причиною прийняття несвоєчасних та неефективних рішень. Інформація про обстановку в районі плавання є різномірною й надходить з різним темпом оновлення. Тому у сучасних умовах глобальної інформатизації суспільства для створення ефективної системи формалізації й обробки інформації необхідно застосовувати інтелектуальний підхід.

Аналіз особливостей застосування систем ідентифікації обстановки дозволив виділити ряд суттєвих невідповідностей у науці та практиці, які викликають необхідність вирішення наукового завдання.

По-перше, це невідповідність між традиційно сформованим в автоматизованих системах судноводіння типом взаємодії «людина» – «машина» у 2D-форматі (табло, карта, дисплей) та розширеними можливостями сучасних інформаційних технологій, які дозволяють перейти до взаємодії за типом «людина» – «середовище» (3D-формат).

По-друге, невідповідність між техноцентричним підходом до побудови системи судноводіння та антропоцентричним підходом, тобто модифікації варіанта реально-віртуального континууму.

По-третє, невідповідність між можливістю побудови програмно-

апаратного комплексу морської інтелектуалізованої системи, яка дозволяє вирішувати навігаційні завдання у середовищі змішаної реальності, та відсутністю моделей та методів до побудови систем ідентифікації та розпізнавання надводної обстановки.

По-четверте, невідповідність між високою ефективністю застосування сучасних засобів формалізації, зокрема, нечітких нейронних мереж для систем ідентифікації (розпізнавання) надводної обстановки та відсутності відповідних програмних засобів.

Наявність зазначених невідповідностей визначає актуальність вирішення наукового завдання розроблення методу ідентифікації надводної обстановки з застосуванням технології нечітких нейронних мереж для автоматизації процесу судноводіння.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами, грантами.

Дослідження спрямоване на реалізацію Національної транспортної стратегії України на період до 2030 року (розпорядження Кабінету Міністрів України №430-р від 30 травня 2018 року) і виконане відповідно до положень Морської доктрини України на період до 2035 року (Постанова №1307 Верховної Ради України від 07.10.2009 року, зі змінами від 18.12.2018 року, №1108). Дослідження є логічним продовженням низки теоретичних та прикладних досліджень, які виконуються в межах робочого часу викладачів Державного університету інфраструктури та технологій: НДР «Моделі та методи прогнозування довговічності обладнання засобів річкового та морського транспорту в умовах експлуатації за технічним станом» № ДР (РК) 0120U104335, Розробка методів запобігання зіткнення суден для підвищення безпеки судноплавства на основі формалізації навігаційних ситуацій № ДР (РК) 0119U103754.

Результати дослідження використані:

– метод прогнозування параметрів руху судна в системі формування надводної обстановки, який дозволяє підвищити точність визначення навігаційних параметрів руху й безпеки мореплавання, використовуються в

навчальному процесу факультету судноводіння на кафедрі навігації і управління суднами при викладанні дисциплін «Забезпечення навігаційної безпеки плавання» та «Управління судном та морська практика» для здобувачів першого (бакалаврського) рівня вищої освіти за спеціальністю 271 Морський та внутрішній водний транспорт.

– метод ідентифікації надводної обстановки, що дозволяє підвищити оперативність та обґрунтованість ситуаційної обізнаності та вироблення відповідних рішень при керуванні судном у складних умовах навігації, у ході апробації результатів дисертаційної роботи Шапіро Г.В. державному підприємстві водних шляхів «УКРВОДШЛЯХ» було підтверджено практичну значущість та доцільність подальшого впровадження у процес підвищення безпеки судноплавства (акт від 05.12.2023 року).

Мета і завдання досліджень. Метою дисертаційної роботи є підвищення оперативності та обґрунтованості процесу ідентифікації надводної обстановки за рахунок застосування технологія нечітких нейронних мереж.

Досягнення поставленої мети потребує вирішення таких *часткових завдань дослідження*:

1. Провести аналіз підходів до вдосконалення процесу судноводіння з використанням інтелектуальних методів.
2. Розробити метод ідентифікації надводної обстановки для управління процесом інформаційної підтримки прийняття рішень судноводієм.
3. Розробити інформаційну модель надводної обстановки для автоматизації процесу судноводіння на основі технології доповненої реальності.
4. Розробити програмно-апаратний комплекс із застосуванням штучних нейронних мереж для ідентифікації (розпізнавання) надводної обстановки.
5. Провести оцінювання ефективності розроблених методів.

Об'єктом дослідження є процеси обробки інформації в автоматизованій системі управління судноводінням.

Предметом дослідження є метод ідентифікації надводної обстановки.

Наукова новизна отриманих результатів обумовлена новим рішенням наукового завдання розроблення методу ідентифікації надводної обстановки з застосуванням технології нечітких нейронних мереж для автоматизації процесу судноводіння.

Отримані такі наукові результати:

1) *вперше розроблено* інформаційну модель надводної обстановки для автоматизації процесу судноводіння, побудовану на використанні технології доповненої реальності, що дозволяє прогнозувати параметри руху судна, підвищити якість інформаційного забезпечення при виробленні рішень щодо керування судном і безпеку судноводіння;

2) *удосконалено* метод ідентифікації надводної обстановки, який на відміну від відомих, базується на використанні нечітких нейронних мереж, що дозволило підвищити оперативність та обґрунтованість ситуаційної обізнаності та вироблення відповідних рішень при керуванні судном у складних умовах навігації;

3) *одержав подальший розвиток* метод прогнозування параметрів руху судна в системі формування надводної обстановки, який, на відміну від існуючих, ґрунтується на теорії нечіткої логіки та дозволяє підвищити точність визначення навігаційних параметрів руху й безпеки мореплавання.

Методи дослідження. У ході виконання роботи використані:

– методи системного аналізу – для формалізації завдання ідентифікації та розпізнавання надводної обстановки;

– методи проєктування інформаційного забезпечення та побудови моделей штучного інтелекту – для розроблення апаратно-програмного комплексу ідентифікації надводної обстановки;

– теорія побудови систем підтримки прийняття рішення – для побудови відповідних систем й забезпечення безпеки судноводіння;

– методи математичного моделювання – для визначення показників прогнозування руху надводних об'єктів;

– методи теорії ймовірності – для оцінювання людського фактору при

побудові автоматизованих систем управління судноводінням;

– методи теорії нечітких множин та побудови нечітких нейронних мереж – для побудови й використання нечітких і гібридних технологій у завданнях управління рухом;

– методи оцінювання безпеки судноводіння та маневрування суден – для побудови алгоритмів систем підтримки прийняття рішення судноводієм.

Обґрунтованість і достовірність одержаних у роботі наукових результатів, висновків і рекомендацій підтверджується базуванням роботи на доведених положеннях фундаментальних та прикладних наук, комплексним використанням відомих, загальноприйнятих, перевірених практикою теоретичних та емпіричних методів дослідження; узгодженістю з відомими теоретичними положеннями науки; несуперечливістю отриманих результатів офіційній статистиці аварій морських суден, емпіричним даним, результатам експериментальних досліджень та експертним оцінкам; збіжністю отриманих результатів при оцінці складності навігаційної ситуації реальним випадкам зіткнень суден; публікаціями основних результатів дослідження в рецензованих виданнях; обговоренням проміжних та остаточних результатів дослідження на конференціях різних рівнів; впровадженням результатів дисертаційного дослідження у виробничу діяльність державного підприємстві водних шляхів «УКРВОДШЛЯХ»; впровадженням результатів дисертаційного дослідження у навчальний процес Державного університету інфраструктури і технологій при вивченні дисципліни «Забезпечення навігаційної безпеки плавання» та «Управління судном та морська практика».

Практичне значення роботи полягає в обґрунтуванні методів обробки та подання інформації в єдиному комплексі забезпечення інформаційної підтримки судноводія у процесі управління судном, а саме:

– розробці алгоритмів ідентифікації та розпізнавання надводної обстановки, відбору та управління параметрами відображення інформаційними ознаками при інтерпретації інформаційної моделі, що

забезпечує інформаційну підтримку процесу вироблення рішень судноводієм. Вони дозволяють скоротити час аналізу обстановки на 12-25% і підвищити повноту врахування значимих чинників в оцінці обстановки на 20-35% зі збільшенням вартості модифікації інформаційного середовища на 10-15% за допомогою модернізації спеціального програмного забезпечення;

– інтеграції алгоритмів, розроблених на основі запропонованих моделей та методів, до автоматизованої системи управління судном. Використання методів штучного інтелекту дозволяє нарощувати можливості і вдосконалювати моделі та методи підтримки прийняття рішень під час експлуатації. Експериментальна реалізація розроблених методів показала ефективність їх застосування у реальних системах управління судном.

Ключові слова: навігаційна обстановка, інформаційна модель, безпека мореплавання, безпека судноводіння, безпека судноплавства, річковий та морський транспорт, засіб водного транспорту, нейронна мережа, навігаційна інформація, траєкторія руху судна, точність, безпека навігації, безпека на морі, безпека судноводіння, судно, безпека маневрування, оцінка навігаційної обстановки, надводна обстановка, ідентифікація, рух судна. керування судном, управління рухом, технічний стан, навігаційна ситуація.

ANNOTATION

Shapiro H.V. Method of identifying the surface situation using the technology of fuzzy neural networks for the automation of navigation. – Qualifying scientific work on the rights of the manuscript.

Dissertation for obtaining the degree of Doctor of Philosophy in specialty 271 Maritime and Inland Water Transport. – State University of Infrastructure and Technologies, Kyiv, 2024.

Ensuring maritime safety remains a priority scientific and practical task. The need to address this challenge is driven by the increase in fleet cargo turnover and its high accident rate. According to the IMO, 60-80% of all incidents are related to the human factor.

The peculiarity of the current moment for modern shipping is that information technology is intensively used in the fleet and port infrastructure. However, despite the introduction of new technical means of navigation, the problem of considering the influence of the human factor remains unresolved.

The most promising area of information technology application to address the above problem is the e-Navigation concept, which is currently a key IMO initiative. The concept envisages the use of end-to-end digital technologies of artificial intelligence and augmented reality in terms of intellectualisation of the ship's interface. These technologies are the key to a fundamentally new level of interaction between human operators (navigators) and navigation data in the digital environment, including for situational awareness and situation recognition.

The conditions in which a navigator is currently making decisions on the bridge of a ship are drastically different from those that existed twenty to thirty years ago. The number of navigation information sensors that provide the necessary information on ship movement has increased many times, which, on the one hand, provides support for decision-making, but on the other hand, does not guarantee accurate interpretation by the navigator due to redundancy, duplication

and inconvenient format of its presentation.

To increase the efficiency of e-Navigation user interaction with digital environment data, it is necessary to develop models and methods for building an intelligent interface of mixed reality environments, which will help the navigator to receive aggregated information in an intuitive way for preparation and decision-making.

Significant amounts of data on the surface situation coming from heterogeneous sources require comprehension, processing, recognition and development of timely and adequate decisions by the navigator. The navigator's work under conditions of psychophysiological and information overload is the main reason for making untimely and ineffective decisions. Information about the situation in the navigation area is heterogeneous and comes at different rates of update. Therefore, in the current conditions of global informatisation of society, an intelligent approach is required to create an effective system for formalising and processing information.

An analysis of the peculiarities of the use of situational awareness systems has made it possible to identify several significant discrepancies in science and practice that necessitate the solution of a scientific problem.

Firstly, there is a discrepancy between the type of human-machine interaction in 2D format (scoreboard, map, display) traditionally used in automated navigation systems and the advanced capabilities of modern information technologies that allow for the transition to human-environment interaction (3D format).

Secondly, the discrepancy between the technocentric approach to building a navigation system and the anthropocentric approach, i.e., the modification of the real-virtual continuum.

Thirdly, there is a mismatch between the possibility of building a software and hardware complex of a maritime intelligent system that allows solving navigation tasks in a mixed reality environment and the lack of models and methods for building systems for identifying and recognising the surface situation.

Fourthly, the discrepancy between the high efficiency of the use of modern formalisation tools, in particular, fuzzy neural networks for systems of identification (recognition) of the surface situation and the lack of appropriate software tools.

The existence of these discrepancies determines the relevance of solving *the scientific task* of developing a method for identifying the surface situation using fuzzy neural network technology to automate the navigation process.

Relationship to scientific programmes, plans, topics, grants.

The study is aimed at implementing the National Transport Strategy of Ukraine for the period up to 2030 (Order of the Cabinet of Ministers of Ukraine № 430-r of 30 May 2018) and was carried out in accordance with the provisions of the Maritime Doctrine of Ukraine for the period up to 2035 (Resolution № 1307 of the Verkhovna Rada of Ukraine of 07.10.2009, as amended on 18.12.2018, № 1108). The dissertation was carried out as part of planned scientific research, in particular, state-budget research works (RW) of the State University of Infrastructure and Technologies, in which the applicant is the author of certain sections:

The results of the research were used:

- the method of forecasting parameters of the movement of the ship in the system of formation of the surface situation, which allows to increase the accuracy of determining the navigational parameters of the movement and safety of navigation, is used in the educational process of the faculty of navigation at the department of navigation and ship management when teaching the disciplines «Ensuring navigational safety of navigation» and «Management of a ship and maritime practice» for applicants of the first (bachelor's) level of higher education in the specialty 271 Maritime and inland water transport.

- the method of identifying the surface situation, which allows to increase the efficiency and validity of situational awareness and the development of appropriate decisions when steering a vessel in difficult navigation conditions, during the approbation of the results of the dissertation work of Shapiro G.V. the

practical significance and expediency of further implementation into the process of improving navigation safety was confirmed to the state enterprise of waterways «UKRVODSHLYAH» (act dated 05.12.2023).

The purpose and objectives of the research. *The purpose* of the dissertation is to increase the efficiency and validity of the process of identifying the surface situation by applying fuzzy neural network technology.

Achieving this goal requires solving the following *partial research tasks*:

1. To analyse approaches to improving the process of navigation using intelligent methods.
2. To develop a method for identifying the surface situation to manage the process of information support for decision-making by the navigator.
3. To develop an information model of the surface situation to automate the navigation process based on augmented reality technology.
4. To develop a hardware and software complex using artificial neural networks for identification (recognition) of the surface situation.
5. To evaluate the effectiveness of the developed methods.

The object of research is the processes of information processing in an automated navigation control system.

The subject of the study is a method of identifying the surface situation.

The scientific novelty of the results is due to a new solution to the scientific task of developing a method for identifying the surface situation using fuzzy neural network technology to automate the navigation process.

The following scientific results were obtained:

1) *for the first time*, an information model of the surface situation *was developed* to automate the navigation process, based on the use of augmented reality technology, which allows predicting the parameters of ship movement, improving the quality of information support in making decisions on ship control and safety;

2) the method of identification of the surface situation *was improved*, which, unlike the known ones, is based on the use of fuzzy neural networks, which made it possible to increase the efficiency and validity of situational awareness and the

development of appropriate decisions when controlling a ship in difficult navigation conditions.

3) the method of predicting ship motion parameters in the surface situation formation system *was further developed*, which, unlike the existing ones, is based on the use of neural networks and allows to improve the accuracy of determining navigation parameters and navigation safety;

Research methods. In the course of the work, the following methods were used:

- methods of system analysis - to formalise the task of identifying and recognising the surface situation;
- methods of designing information support and building artificial intelligence models - for the development of a hardware and software system for identifying the surface situation;
- the theory of building decision support systems - to build relevant systems and ensure safety of navigation;
- methods of mathematical modelling - to determine the indicators of forecasting the movement of surface objects;
- methods of probability theory - for assessing the human factor in the construction of automated navigation control systems;
- methods of fuzzy set theory and construction of fuzzy neural networks - for the construction and use of fuzzy and hybrid technologies in traffic control tasks;
- methods for assessing the safety of navigation and manoeuvring of ships - for building algorithms for decision support systems for the navigator.

The validity and reliability of the scientific results, conclusions and recommendations obtained in the work are confirmed by basing the work on the proven provisions of fundamental and applied sciences, the integrated use of well-known, generally accepted, practice-tested theoretical and empirical research methods; consistency with the known theoretical provisions of science; consistency of the results obtained with the official statistics of ship accidents, empirical data, results of experimental studies and expert assessments; the convergence of the results obtained in assessing the complexity of the navigation situation with real cases of ship collisions; publications of the main research results

in peer-reviewed journals; discussion of interim and final research results at conferences of various levels; implementation of the results of the dissertation research into the production activity of the state enterprise of waterways «UKRVODSHLYAH»; implementation of the results of the dissertation research into the educational process of the State University of Infrastructure and Technologies when studying the disciplines «Ensuring navigational safety of sailing» and «Ship management and maritime practice».

The practical significance of the work is to substantiate the methods of processing and presenting information in a single complex for providing information support to the navigator in the process of ship management, namely:

- development of algorithms for identification and recognition of the surface situation, selection, and control of parameters for displaying information features when interpreting the information model, which provides information support for the decision-making process by the navigator. They allow reducing the time of situation analysis by 12-25% and increasing the completeness of consideration of significant factors in the situation assessment by 20-35% with an increase in the cost of modifying the information environment by 10-15% by upgrading special software;

- integration of algorithms developed based on the proposed models and methods into the automated ship control system. The use of artificial intelligence methods allows increasing the capabilities and improving models and methods of decision support during operation. The experimental implementation of the developed methods has shown the effectiveness of their application in real ship control systems.

Keywords: navigation environment, information model, navigation safety, navigation safety, navigation safety, river and sea transport, water transport vehicle, neural network, navigation information, ship trajectory, accuracy, navigation safety, safety at sea, navigation safety, ship, maneuvering safety, assessment of the navigational situation, surface situation, identification, vessel movement. ship management, traffic management, technical condition, navigational situation.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

*Статті у наукових виданнях, включених до переліку
наукових фахових видань України:*

1. Шапіро Г., Боріна М. Проведення оцінки ступеня обґрунтованості прийняття рішень при використанні методів і системи інформаційного забезпечення судноводіння. Збірник наукових праць: *Водний транспорт*. 2024. № 1 (39). С. 92–103.
<https://vt.duit.in.ua/index.php/home/article/view/322/279>
doi.org/10.33298/2226-8553.2024.1.39.09.
2. Шапіро Г. В. Кучерук Г., Ткаченко В., Розробка адаптивної системи керування рухом судна. Збірник наукових праць: *Водний транспорт*. 2020. № 3(31). С. 116–119. URL: <https://doi.org/10.33298/2226-8553.2020.3.31.12>
<https://vt.duit.in.ua/index.php/home/article/view/146>
3. Нейромережева модель прогнозування параметрів руху судна в системі формування надводної обстановки ближньої морської зони / О. О. Аросланкін та ін. *Збірник наукових праць Харківського національного університету Повітряних Сил*. 2021. № 3(69). С. 116–125. URL: <https://doi.org/10.30748/zhups.2021.69.15>.
<https://journal-hnups.com.ua/index.php/zhups/article/view/686>
4. Шапіро Г. Дослідження стійкості роботи нейромережі в системі ідентифікації надводної обстановки. *Вісник приазовського державного технічного університету*. 2023. № 47. С. 360–370.
https://journals.urau.ua/vestnikpgtu_tech/article/view/300122/292599 doi:
10.31498/2225-6733.47.2023.300122
5. Shapiro H., Aroslankin O., Postnikov Y. Формування інформаційної моделі надводної обстановки для автоматизації процесів судноводіння. *Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць*. 2021. Т. 3, № 65. С. 37–41.

URL: <https://doi.org/10.26906/sunz.2021.3.037>

<https://journals.nupp.edu.ua/sunz/article/view/2384>

6. Shapiro H., Aroslankin O., Postnikov Y. Формування інформаційної моделі надводної обстановки для автоматизації процесів судноводіння. *Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць*. 2021. Т. 3, № 65. С. 37–41.

URL: <https://doi.org/10.26906/sunz.2021.3.037>. <https://journals.nupp.edu.ua/sunz/article/view/2384>

Публікації за доповідями та матеріалами міжнародних та всеукраїнських науково-практичних конференцій:

1. Шапіро Г.В., Нікітін П.В., Фуклев О.І. Дослідження моделювання хитами морських об'єктів на регулярному хвилюванні. Матеріали III Міжнародної науково-практичної конференції м. Київ, 8 грудня 2022 р. – Київ: вид-во Київського інституту водного транспорту імені гетьмана Петра Конашевича-Сагайдачного Державного університету інфраструктури та технологій. – С. 63-64.

2. Шапіро Г.В., Боріна М.В. Прийняття рішень при використанні методів і системи інформаційного забезпечення. Матеріали II Всеукраїнської науково-практичної конференції «Виклики та перспективи розвитку транспортної інфраструктури». Державний університет інфраструктури та технологій. 29.03.2024-05.04.2024 р. м. Київ.

ЗМІСТ

Анотація	2
Перелік умовних позначень, скорочень, одиниць, термінів	19
Вступ	22
РОЗДІЛ 1 ДОСЛІДЖЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ МОДЕЛЕЙ ТА МЕТОДІВ АВТОМАТИЗОВАНОГО СУДНОВОДІННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ТЕХНОЛОГІЙ	29
1.1 Метод оцінювання та прогнозування руху суден на морських напрямах	29
1.1.1 Декомпозиція методу оцінювання та прогнозування руху суден ...	29
1.1.2 Дослідження джерел даних про надводну обстановку	33
1.2 Методи комплексування інформації в системі ідентифікації надводної обстановки	35
1.3 Дослідження нейронечітких моделей прогнозування руху суден...	40
1.4 Постановка наукового завдання досліджень	50
1.5 Розробка методології проведення дослідження	56
Висновки до розділу 1	59
РОЗДІЛ 2. МЕТОД ПРОГНОЗУВАННЯ РУХУ СУДЕН В СИСТЕМІ ІДЕНТИФІКАЦІЇ НАДВОДНОЇ ОБСТАНОВКИ	60
2.1 Метод формування набору навчальних даних для прогнозування динаміки руху суден	60
2.2 Метод тестування нейромережових систем прогнозування руху суден	70
2.3 Розроблення нейронних мереж прогнозування руху судна	77
2.3.1 Нейронна мережа, що прогнозує значення координат судна при відомих кінематичних параметрах	77
2.3.2 Нейронна мережа, що прогнозує координати судна за даними про прискорення та швидкість	85
2.3.3 Метод настроювання вільних параметрів нейромережових (нейронечіткої) систем прогнозування руху судна	93
2.4 Метод вибору оптимальної нейромережової системи прогнозування руху суден	95

	19
Висновки до розділу 2	101
РОЗДІЛ 3. МОДЕЛІ ТА МЕТОД ІДЕНТИФІКАЦІЇ НАДВОДНОЇ ОБСТАНОВКИ	102
3.1 Модель формалізації навігаційної обстановки	102
3.2 Формалізація завдання розпізнавання обстановки під час управління судном у районі плавання	113
3.3 Технології доповненої реальності в методі ідентифікації надводної обстановки	117
3.4 Метод формування інформаційної моделі надводної обстановки на основі інтерфейсу доповненої реальності.....	121
3.5 Інформаційна модель надводної обстановки.....	128
Висновки до розділу 3	136
РОЗДІЛ 4. ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ РОЗРОБЛЕНИХ МЕТОДІВ ТА РОЗРОБЛЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙ ЩОДО ЇХ ВПРОВАДЖЕННЯ.....	138
4.1 Оцінювання надійності системи ідентифікації надводної обстановки, побудованої на основі нейронної мережі.....	138
4.2 Оцінювання ступеня обґрунтованості прийняття рішень при використанні розроблених методів і системи інформаційного забезпечення.....	147
4.3 Оцінювання технологічних властивостей розроблених методів та інформаційних моделей.....	151
4.4 Дослідження економічних витрат щодо модифікації засобів створення системи інформаційного забезпечення на містку.....	159
Висновки до розділу 4	161
Висновки.....	162
Список використаних джерел.....	164
Додатки.....	174
ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СКОРОЧЕНЬ, ОДИНИЦЬ, ТЕРМІНІВ	

ABP	– адаптивний метод градієнтного спуска
AIS	– автоматична ідентифікаційна система
ANFIS	– adaptive neuro-fuzzy inference system
AR	– augmented reality, технологія доповненої реальності
BFGS	– квазіньютонівський метод
BP	– метод зворотного поширення помилки
FFNN	– багатошарова мережа прямого поширення
GEBF-FNN	– нечітка нейронна мережа з еліпсоїдальними функціями активації
HMD	– шолом доповненої реальності
IMO	– міжнародна морська організація
LM	– метод Левенберга-Марквардта
LMBR	– метод Левенберга- Марквардта з регуляризацією Байеса
MSE	– mean squared error
NARX	– nonlinear auto regression with external inputs;
PSO	– метод рою часточок
RBF	– радіальна базова функція
SOLAS-74	– Міжнародної конвенції з охорони людського життя на морі
VR	– virtual reality, технологія віртуальної реальності
APM	– автоматизоване робоче місце
АСУ	– автоматизована система управління
Б	– затоки, бухти
БД	– база даних
БЗ	– база знань
БпЛА	– безпілотний літальний апарат
ВПО	– виносне причальне обладнання
ВШ	– встановлені шляхи
ГІС	– геоінформаційна система
ГС	– гідрометеорологічна ситуація
ДР	– доповнена реальність
ЕОМ	– електронна обчислювальна машина

ЗАРП	– засіб автоматичної радіопрокладки трас
ЗВ	– збурюючий вплив
ЗНБ	– зона небезпеки
ІМ	– інформаційна модель
ІО	– інформаційна ознака
ІС	- інформаційна система
ІТ	– інформаційна технологія
ЛА	– літальний апарат
МВІД	– море відкрите
МЗА	– море закрите
НВВ	– нафтові вишки
НДР	– науково-дослідна робота
НМ	– нейромережа
НО	– навігаційна обстановка
НС	– навігаційна ситуація
О	– океан
ООП	– об’єктна-орієнтоване проектування
П	– портові акваторії, рейди
ПР	– вузькості, фіорди, протоки
ПрС	– проблемна ситуація
РВН	– район військових навчань
РКК	– рухомо-кермовий комплекс
РЛС	– радіолокаційна станція
РПл	– район плавання
РР	– райони рибальства
СІД	– спеціальне інформаційне джерело
СІП	– система інтелектуальної підтримки
СМ	– система моніторингу
СПЗ	– спеціальне програмне забезпечення
СПР	– системи поділу руху суден

СТЗ	– спеціальні технічні засоби
СУРС	– система управління рухом суден
ТЗС	– технічні засоби судноводіння
УВ	– управляючий вплив
УП	– умова плавання
ХТ	– характерна точка
ЦВ	– центр ваги
ШІ	– штучний інтелект
ЯС	– якірні стоянки

ВСТУП

Актуальність теми дослідження. Забезпечення безпеки мореплавання залишається пріоритетним науковим і практичним завданням. Необхідність вирішення цього завдання обумовлена збільшенням вантажного обороту флоту та його достатньо високим рівнем аварійності. За даними ІМО, 60-80% всіх інцидентів пов'язані з “людським фактором” [1, 2].

Особливість поточного моменту для сучасного судноплавства полягає в тому, що інформаційні технології (ІТ) інтенсивно застосовуються на флоті та у портовій інфраструктурі. Однак, незважаючи на впровадження нових технічних засобів судноводіння (ТЗС), залишається невирішеною проблема врахування впливу людського фактору.

Найбільш перспективним напрямом застосування ІТ для вирішення вищевказаної проблеми є концепція е-Навігації [3], яка на теперішній час є ключовою ініціативою ІМО.

Концепція передбачає застосування “наскрізних” цифрових технологій штучного інтелекту (ШІ) та доповненої реальності (ДР) у частині інтелектуалізації інтерфейсу судноводія. Технології ШІ та ДР є ключем до принципово нового рівня взаємодії людини-оператора (судноводія) з навігаційними даними в цифровому середовищі, в тому числі й для ідентифікації обстановки та розпізнавання ситуацій.

Умови, в яких судноводій на теперішній час приймає рішення на містку судна, різко відрізняються від тих, які були ще двадцять-тридцять років тому. В рази збільшилася кількість датчиків навігаційної інформації, які надають необхідну інформацію про рух судна, яка, з одного боку, забезпечує підтримку прийняття рішення, з іншого – не гарантує точної інтерпретації судноводієм через надмірність, дублювання та незручність формату її подання.

Для підвищення ефективності щодо взаємодії користувача е-Навігації з даними цифрового середовища необхідно розробити моделі та методи побудови інтелектуального інтерфейсу середовищ змішаної реальності, за

допомогою яких судноводій в інтуїтивно зрозумілому вигляді буде отримувати агреговану інформацію для підготовки й прийняття рішення.

Значні обсяги даних про надводну обстановку, що надходять від різномірних джерел інформації, потребують осмислення, опрацювання, розпізнавання та вироблення своєчасних й адекватних рішень з боку судноводія. Робота судноводія в умовах психофізіологічних та інформаційних перевантажень є основною причиною прийняття несвоєчасних та неефективних рішень. Інформація про обстановку в районі плавання є різномірною й надходить з різним темпом оновлення. Тому у сучасних умовах глобальної інформатизації суспільства для створення ефективної системи формалізації й обробки інформації необхідно застосовувати інтелектуальний підхід.

Аналіз особливостей застосування систем ідентифікації обстановки дозволив виділити ряд суттєвих невідповідностей у науці та практиці, які викликають необхідність вирішення наукового завдання.

По-перше, це невідповідність між традиційно сформованим в автоматизованих системах судноводіння типом взаємодії «людина» – «машина» у 2D-форматі (табло, карта, дисплей) та розширеними можливостями сучасних інформаційних технологій, які дозволяють перейти до взаємодії за типом «людина» – «середовище» (3D-формат).

По-друге, невідповідність між техноцентричним підходом до побудови системи судноводіння та антропоцентричним підходом, тобто модифікації варіанта реально-віртуального континууму.

По-третє, невідповідність між можливістю побудови програмно-апаратного комплексу морської інтелектуалізованої системи, яка дозволяє вирішувати навігаційні завдання у середовищі змішаної реальності, та відсутністю моделей та методів до побудови систем ідентифікації та розпізнавання надводної обстановки.

По-четверте, невідповідність між високою ефективністю застосування сучасних засобів формалізації, зокрема, нечітких нейронних мереж для

систем ідентифікації (розпізнавання) надводної обстановки та відсутності відповідних програмних засобів.

Наявність зазначених невідповідностей визначає актуальність вирішення **наукового завдання** розроблення методу ідентифікації надводної обстановки з застосуванням технології нечітких нейронних мереж для автоматизації процесу судноводіння.

Метою дисертаційної роботи є підвищення оперативності та обґрунтованості процесу ідентифікації надводної обстановки за рахунок застосування технологія нечітких нейронних мереж.

Для досягнення поставленої мети необхідне вирішення таких часткових наукових завдань:

- проведення аналізу підходів до вдосконалення процесу судноводіння з використанням інтелектуальних методів;
- розробка методу ідентифікації надводної обстановки для управління процесом інформаційної підтримки прийняття рішень судноводієм;
- розробка інформаційної моделі надводної обстановки для автоматизації процесу судноводіння на основі технології доповненої реальності;
- розробка програмно-апаратного комплексу із застосуванням штучних нейронних мереж для ідентифікації (розпізнавання) надводної обстановки;
- проведення оцінювання ефективності розроблених методів.

Об'єкт дослідження – процеси обробки інформації в автоматизованій системі управління судноводінням.

Предмет дослідження – метод ідентифікації надводної обстановки.

Наукова новизна отриманих результатів полягає в тому, що:

Отримані такі наукові результати:

- 1) *вперше розроблено* інформаційну модель надводної обстановки для автоматизації процесу судноводіння, побудовану на використанні технології доповненої реальності, що дозволяє прогнозувати параметри руху судна,

підвищити якість інформаційного забезпечення при виробленні рішень щодо керування судном і безпеку судноводіння;

2) *удосконалено* метод ідентифікації надводної обстановки, який на відміну від відомих, базується на використанні нечітких нейронних мереж, що дозволило підвищити оперативність та обґрунтованість ситуаційної обізнаності та вироблення відповідних рішень при керуванні судном у складних умовах навігації;

3) *одержав подальший розвиток* метод прогнозування параметрів руху судна в системі формування надводної обстановки, який, на відміну від існуючих, ґрунтується на теорії нечіткої логіки та дозволяє підвищити точність визначення навігаційних параметрів руху й безпеки мореплавання

Методи дослідження. При виконанні дисертаційної роботи для вирішення поставлених завдань використовувалися:

методи системного аналізу – для формалізації завдання ідентифікації та розпізнавання надводної обстановки [67];

методи проєктування інформаційного забезпечення та побудови моделей штучного інтелекту – для розроблення апаратно-програмного комплексу ідентифікації надводної обстановки [68, 69];

теорія побудови систем підтримки прийняття рішення – для побудови відповідних систем й забезпечення безпеки судноводіння [70];

методи математичного моделювання – для визначення показників прогнозування руху надводних об'єктів [71, 72];

методи теорії ймовірності – для оцінювання людського фактору при побудові автоматизованих систем управління судноводінням [73];

методи теорії нечітких множин та побудови нечітких нейронних мереж – для побудови й використання нечітких і гібридних технологій у завданнях управління рухом [74];

методи оцінювання безпеки судноводіння та маневрування суден – для побудови алгоритмів систем підтримки прийняття рішення судноводієм [75].

Емпіричну базу дослідження складають результати експерименту на

повнофункціональному навігаційному тренажері, експертні оцінки складності різних навігаційних ситуацій та значущості їх компонент, звіти з розслідування морських аварій та інцидентів.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.

Дослідження спрямоване на реалізацію Національної транспортної стратегії України на період до 2030 року (розпорядження Кабінету Міністрів України №430-р від 30 травня 2018 року) [78] і виконане відповідно до положень Морської доктрини України на період до 2035 року (Постанова №1307 Верховної Ради України від 07.10.2009 року, зі змінами від 18.12.2018 року, №1108) [79]. Дослідження є логічним продовженням низки теоретичних та прикладних досліджень, які виконуються в межах робочого часу викладачів Державного університету інфраструктури та технологій: НДР «Моделі та методи прогнозування довговічності обладнання засобів річкового та морського транспорту в умовах експлуатації за технічним станом» № ДР (РК) 0120U104335, Розробка методів запобігання зіткнення суден для підвищення безпеки судноплавства на основі формалізації навігаційних ситуацій № ДР (РК) 0119U103754.

Практична значимість результатів дослідження полягає в обґрунтуванні методів обробки та подання інформації в єдиному комплексі забезпечення інформаційної підтримки судноводія у процесі управління судном, а саме:

- розробці алгоритмів ідентифікації та розпізнавання надводної обстановки, відбору та управління параметрами відображення інформаційними ознаками (ІО) при інтерпретації інформаційної моделі (ІМ), що забезпечує інформаційну підтримку процесу вироблення рішень судноводієм. Вони дозволяють скоротити час аналізу обстановки на 12-25% і підвищити повноту врахування значимих чинників в оцінці обстановки на 20-35% зі збільшенням вартості модифікації інформаційного середовища на 10-15% за допомогою модернізації спеціального програмного забезпечення (СПЗ);

- інтеграції алгоритмів, розроблених на основі запропонованих моделей та методів, до автоматизованої системи управління (АСУ) судном. Використання методів ІІІ дозволяє нарощувати можливості і

вдосконалювати моделі та методи підтримки прийняття рішень під час експлуатації. Експериментальна реалізація розроблених методів показала ефективність їх застосування у реальних системах управління судном.

Обґрунтованість та достовірність отриманих результатів дослідження забезпечується:

- базуванням роботи на доведених положеннях фундаментальних та прикладних наук, комплексним використанням відомих, загальноприйнятих, перевірених практикою теоретичних та емпіричних методів дослідження;

- узгодженістю з відомими теоретичними положеннями науки;

- несуперечливістю отриманих результатів офіційній статистиці аварій морських суден, емпіричним даним, результатам експериментальних досліджень та експертним оцінкам;

- збіжністю отриманих результатів при оцінці складності навігаційної ситуації реальним випадкам зіткнень суден;

- публікаціями основних результатів дослідження в рецензованих виданнях;

- обговоренням проміжних та остаточних результатів дослідження на конференціях різних рівнів;

- впровадженням результатів дисертаційного дослідження у виробничу діяльність державного підприємства водних шляхів «УКРВОДШЛЯХ», було підтверджено практичну значущість та доцільність подальшого впровадження у процес підвищення безпеки судноплавства (акт від 05.12.2023 року) (Додаток Б);

- впровадженням результатів дисертаційного дослідження у навчальний процес Державного університету інфраструктури і технологій факультету судноводіння на кафедрі навігації і управління суднами при викладанні дисциплін «Забезпечення навігаційної безпеки плавання» та «Управління судном та морська практика» для здобувачів першого (бакалаврського) рівня вищої освіти за спеціальністю 271 Морський та внутрішній водний транспорт, акт впровадження від 28.02.2024 р. №185/01-11 (Додаток А).

Апробація результатів роботи. Результати дисертаційного дослідження були обговорені та підтримані на міжнародних та всеукраїнських конференціях, у тому числі IV Міжнародна науково-практична конференція «Дніпровські читання» (м. Київ, 2023) та II Всеукраїнська науково-практичної конференції «Виклики та перспективи розвитку транспортної інфраструктури» (м. Київ, 2024).

Особистий внесок автора. Отримані наукові результати сформульовані та отримані автором самостійно. Окремі етапи досліджень було проведено у співавторстві, їх результати відображені у відповідних публікаціях:

у роботі [80] автором проведено формування інтелектуальної моделі обстановки для її подальшого застосування при автоматизації процесів судноводіння;

у роботі [81] автором удосконалена нейромережева модель прогнозування параметрів руху судна;

у роботі [82] автором запропоновані моделі та метод формалізації навігаційної обстановки для автоматизації процесів судноводіння;

у роботі [83] автором проведено оцінку ступеня обґрунтованості прийняття рішень при використанні методів і системи інформаційного забезпечення судноводіння;

у роботі [84] автором розроблена адаптивна система керування рухом судна.

Робота [85] виконана автором самостійно.

Публікації. Основні результати дисертаційної роботи опубліковано у 6 наукових працях наукових фахових видань України,

Структура та обсяг роботи. Загальний обсяг дисертації, яка становить 177 сторінок, чотири розділи на 163 сторінках, СПИСОК використаних джерел з 85 найменувань на сторінках 164-173, чотирьох додатків на 4 сторінках, 37 ілюстрацій та 22 таблиці.

РОЗДІЛ 1

ДОСЛІДЖЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ МОДЕЛЕЙ ТА МЕТОДІВ АВТОМАТИЗОВАНОГО СУДНОВОДІННЯ З ВИКОРИСТАННЯМ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

У першому розділі дисертаційної роботи проводиться аналіз моделей та методів автоматизованого судноводіння. Визначено, що основою ефективного автоматизованого судноводіння є вирішення завдання оцінювання та прогнозування руху суден. Наводиться аналіз засобів, які генерують інформацію щодо місцезнаходження судна та формують інформаційну модель судна відносно інших морських об'єктів. Доводиться, що завдання комплексування інформації є важливим завданням отримання достовірної інформації про рух суден. Проводиться аналіз інтелектуальних технологій, які можливо застосувати для реалізації наукового завдання, обґрунтовується необхідність застосування нечітких нейронних мереж для інтелектуалізації управління рухом суден та реалізації методів ідентифікації надводної обстановки. Основними результатами, отриманими у розділі, є критичний аналіз методів оцінювання та прогнозування руху суден.

1.1 Метод оцінювання та прогнозування руху суден на морських напрямках

1.1.1 Декомпозиція методу оцінювання та прогнозування руху суден

У загальному випадку завдання прогнозування руху суден на морських напрямках може бути розбито на дві складові, кожна з яких представляє собою окремий напрямок діяльності (рис. 1.1).



Рисунок 1.1 – Структура завдання прогнозування руху судна

Джерело: розроблено автором

Прогнозування переміщення судна по зоні відповідальності здійснюється різними посадовими особами відповідно до посадових обов'язків. Якість рішення цього завдання залежить від досвіду й знань конкретної посадової особи. Уніфікувати рішення даного завдання можна на основі використання методології прогнозування. В узагальненому випадку алгоритм складання будь-якого прогнозу представляється структурною схемою взаємозалежних процедур та дій, наведених на рис. 1.2 [4].

Першою необхідною умовою успіху прогнозу є чітке визначення об'єкта прогнозування. Необхідно точно представляти, яку інформацію про майбутній стан об'єкта (процесу) потрібно одержати. Після чіткого визначення об'єкта й часу прогнозування наступні дії при прогнозуванні, представлені на схемі (рис. 1.2), зводяться до послідовних процедур: аналізу інформації – створення моделі прогнозованого об'єкта – ідентифікації параметрів моделі прогнозування – розрахунку прогнозу на необхідний інтервал попередження – оцінки помилок прогнозу.



Рисунок 1.2 – Структурна схема принципу прогнозування

Джерело: розроблено автором

За ступенем повноти інформації про об'єкт прогнозування, її можна розділити на неповну, повну та надлишкову.

Необхідно відмітити, що при рішенні реальних завдань прогнозування в умовах невизначеності, що супроводжують досліджуваний процес, повнота, а тим більше надмірність інформації зустрічаються нечасто. Це, у першу чергу, дані автоматичної ідентифікаційної системи (АІС). Найчастіше інформація містить відомості про місце розташування об'єкта з певним часом старіння. При відсутності даних завдання зводиться до вирішення стандартного завдання щодо здійснення пошуку в районі можливого знаходження судна.

У загальному випадку процес маневрування надводних морських

об'єктів представляється у вигляді такої послідовності операцій, які будуть застосовуватися в моделях ідентифікації надводної обстановки (рис. 1.3):

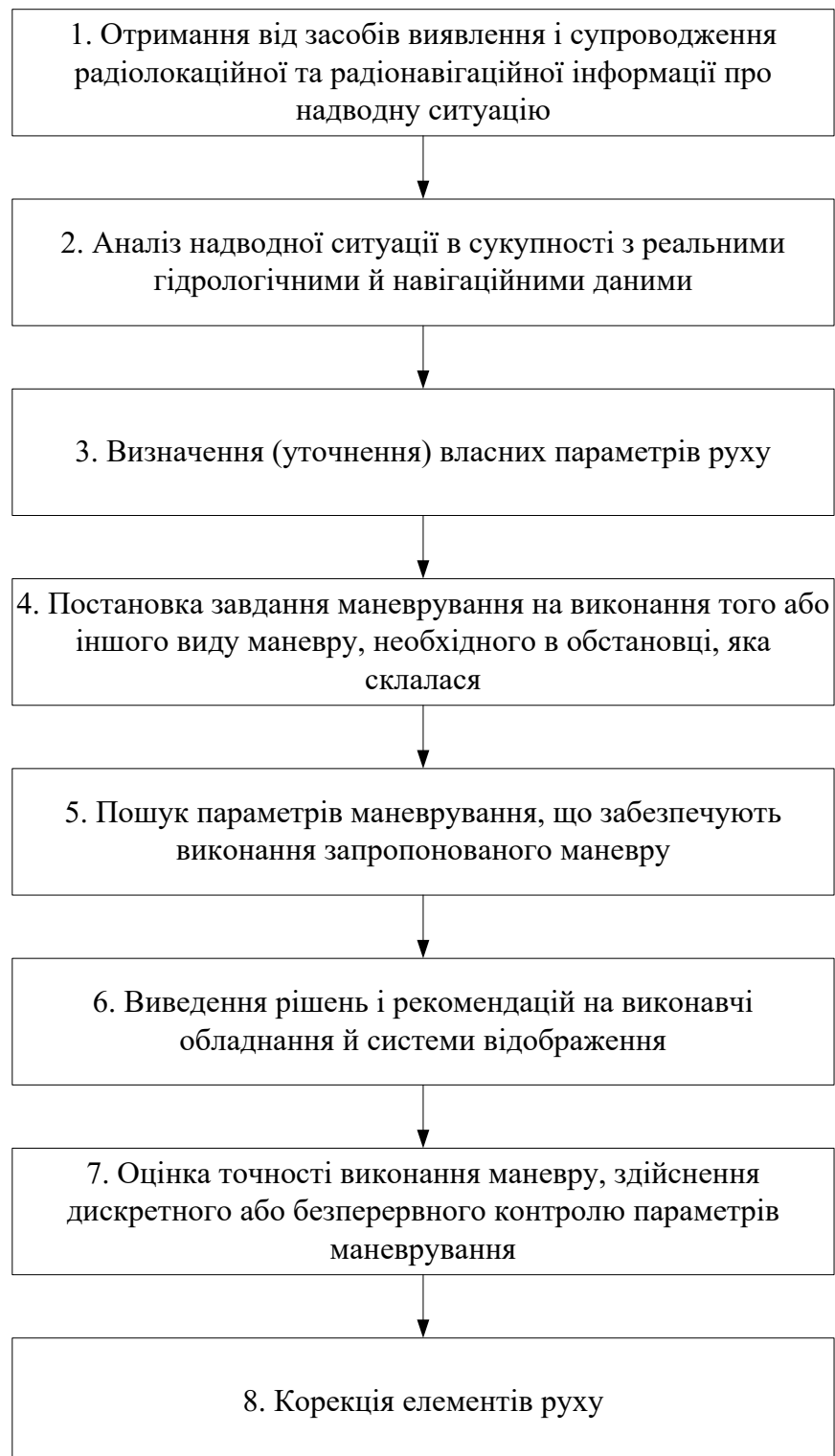


Рисунок 1.3 – Структура процесу маневрування надводних морських об'єктів для ідентифікації надводної обстановки

Джерело: розроблено автором

Основними параметрами, що визначають вектор стану суден, які маневрують, є:

- координати об'єкта маневру;
- координати об'єкта, який маневрує;
- взаємне місце розташування об'єкта маневру та об'єкта, що маневрує (пеленг і дистанція);
- напрямок і швидкість переміщення об'єктів (курс і швидкість).

Від повноти знання цих параметрів і періодичності їх надходження залежить вибір методів прогнозування руху об'єктів маневру.

1.1.2 Дослідження джерел даних про надводну обстановку

Для рішення завдань ідентифікації надводної обстановки необхідно провести аналіз джерел інформації про місцезнаходження та параметри руху морських об'єктів, їх точність, визначити можливості комплексування різноманітної інформації для подальшої обробки даних.

Для збору інформації про надводну обстановку може бути використане різне обладнання.

Відповідно до вимог Міжнародної конвенції з охорони людського життя на морі (SOLAS-74) [5], усі судна оснащуються відповідним навігаційним обладнанням, що залежать від водотоннажності й типу судна.

Усі сучасні судна обладнані навігаційними радіолокаційними станціями (РЛС) із засобами автоматичної радіолокаційної прокладки (ЗАРП), приймачами AIS. Разом з тим, на суднах може застосовуватися й інше обладнання, що дозволяє більш ефективно формувати інформаційні моделі надводної обстановки.

Наприклад, для отримання відомостей про місцезнаходження й параметри руху суден використовуються дані систем моніторингу (СМ) водних ресурсів та довкілля, спеціальні технічні засоби (СТЗ), а також може

використовуватися інформація від літальних апаратів (ЛА), в тому числі й безпілотних (БпЛА).

Крім того, для побудови інформаційної моделі в прибережній зоні можливе приймання даних про надводну обстановку в режимі реального часу від системи управління рухом судів (СУРС), постів технічного спостереження та радіотехнічної розвідки, а також інших спеціальних інформаційних джерел (СІД).

Для побудови адекватної інформаційної моделі необхідне комплексування та обробка інформації від усіх джерел інформації.

Наявність такої кількості технічних засобів дозволяє здійснювати судноводієм контроль надводної обстановки в реальному масштабі часу, з високою навігаційною точністю визначити параметри руху інших суден та виконувати прогнозування руху, забезпечуючи безпеку мореплавства.

Різні технічні засоби виявлення надають судноводію первинну навігаційну інформацію з виявлених суден у різних системах координат: у полярній (пеленг та дистанцію) й у географічній (географічна широта, географічна довгота). Кожний тип джерела інформації має різну точність та періодичність видачі інформації. Порівняльні дані за джерелами інформації для ідентифікації надводної обстановки наведені в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Види навігаційної інформації та їх джерела

Джерело: розроблено автором

Найменування параметра	Джерела інформації			
	РЛС+ ЗАРП	AIS	СІД	СМ
Пеленг (П), град.	+ ¹	++	+	++
Дистанція (D), милі	+	++	+	++
Широта (Ш), Довгота (Д), град.	++ ²	+	++	+
Курс (К), град.	+	+	++	+
Швидкість (V), узлів	+	+	++	+
Кутова швидкість (ω), град/м	-	+	- ³	-

¹ первинна інформація, яка видається технічними системами

² вторинна інформація, яка отримується після перетворення

³ інформація не видається

Будь-яку первинну навігаційну інформацію можна перетворити з однієї системи координат в іншу та отримати дані щодо виявлених суден у інформаційному представленні, що необхідно судноводієві. Найбільш повні дані містить інформація про координати місця судна, його курс та швидкість.

Технічні засоби судноводіння повинні бути здатні передавати повідомлення, що містять:

- дані про географічне положення судна (широта, довгота) із допустимими похибками не більш 10 м з ймовірністю 0,95 у стиснутих водах та похибками не більш 100 м з ймовірністю 0,95 у відкритому морі;
- дату й час визначення вищевказаного місця розташування судна за UTC з відхиленням не більш 2 с.

1.2 Методи комплексування інформації в системі ідентифікації надводної обстановки

Можливість отримання інформації від різних джерел дозволяє проводити її аналіз і різні варіанти комплексування з метою компенсації завад та похибок для подальшого прогнозування руху й формування моделі надводної обстановки.

Завданням комплексної обробки навігаційної інформації про місцеположення й параметри руху судна є спільна обробка даних для їхнього визначення з максимально можливою точністю. Ця точність залежить від якості навігаційних вимірників (датчиків навігаційної інформації) та алгоритмів обробки навігаційних сигналів. Спільне використання декількох датчиків навігаційної інформації підвищує точність і надійність отриманих даних. Було б логічним, на перший погляд, об'єднати інформацію від датчиків й виконати їх загальну фільтрацію. Але різна часова дискретність надходження інформації та нелінійний взаємозв'язок отриманих параметрів роблять такий метод недоцільним. Отже, необхідно проводити обробку

даних від кожного джерела у вигляді часового ряду параметрів або у результаті комплексування, вибудувати загальний часовий ряд даних однорідної інформації, наприклад, координат.

Аналіз інформації в табл. 1.1 свідчить про можливість і необхідність комплексування навігаційних параметрів, отриманих від різних джерел для їх подальшої обробки. Фактори, обумовлені умовами використання кожної із систем (дальність дії, вигляд переданої інформації, місцезнаходження джерела інформації, точність наданих даних та їх повнота), дозволяють об'єднати їх у групи: внутрішні й зовнішні стосовно судна. Внутрішніми джерелами є РЛС, AIS, СТЗ, зовнішніми – СМ, ЛА (БПЛА), СІД. Комплексування слід робити окремо за кожним джерелом і за групами (зовнішні й внутрішні) однорідних даних, згідно узагальненої структурної схеми комплексування, наведеної на рисунку 1.4.

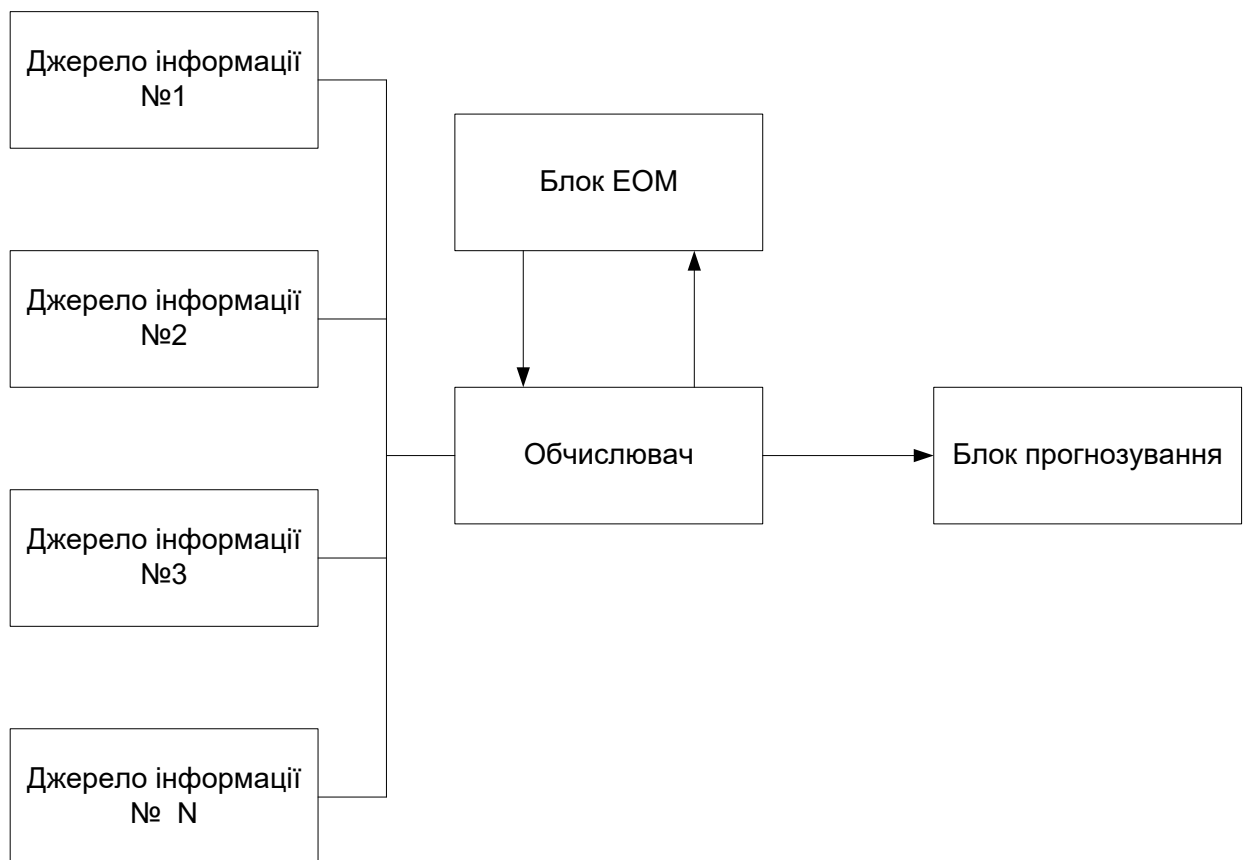


Рисунок 1.4 – Структурна схема первинної обробки навігаційних даних

Джерело: розроблено автором

Параметри, отримані від кожного джерела в групі джерел, можна об'єднати з метою комплексування та отримання наймовірніших значень у конкретний момент часу й подальшу видачу їх розрахункових значень із заданою періодичністю.

Формування інформаційної моделі надводної обстановки на першому етапі проводиться за інформацією, отриманою від зовнішньої групи джерел. У першу чергу комплексуванню підлягають дані, що надходять, про широту й довготу об'єктів довкола судна. У результаті їх обробки судноводію видається повна інформація про параметрів руху об'єктів та матриці стану, аналогічна даним, які отримуються з корабельного приймача AIS з додаванням інформації про діяльність об'єкта.

При зближенні судна з об'єктами на відстань, що дозволяє здійснити приймання даних від будь-якого джерела інформації внутрішньої групи, відповідна апаратура починає приймання даних. Для спільної обробки навігаційних параметрів у схемі комплексування застосовуються різні методи фільтрації.

Узагальнений принцип комплексування інформації можна представити у вигляді роботи структурної схеми, наведеної на рис. 1.5.

При отриманні даних про місце розташування об'єкта від одного джерела зовнішньої групи (в якийсь момент часу T_i) проводиться перевірка інформації на достовірність (порівняння параметрів з раніше отриманими, оперативними даними, параметрами від джерел внутрішньої групи, географічна прив'язка за об'єктом діяльності, тощо).

Інформація, визнана достовірною, приймається для подальшої обробки в інформаційній моделі надводної обстановки. В іншому випадку вона записується в пам'ять блоку перевірки достовірності для перевірки причин визнання інформації недостовірною. Проводиться перевірка апаратури на “збій” – “відмову” і на потрапляння у граничні умови (максимальне відхилення від попереднього параметра, перевищення максимально можливого значення параметра, порушення періодичності надання інформації, тощо).



Рисунок 1.5 – Структурна схема комплексування інформації при обробці навігаційних даних

Джерело: розроблено автором

$\varphi_{сйиі}, \lambda_{сйиі}$ – координати отримані від спеціальних джерел інформації;

$\varphi_{осмі}, \lambda_{осмі}$ – координати, отримані від системи моніторингу;

$\varphi_{исі}, \lambda_{исі}$ – координати отримані від інших інформаційних систем.

Після перевірки проводиться видача сигналу судноводію (оператору) про необхідність перезавантаження системи, її непрацездатності або необхідності постановки об'єкта на контроль і проведення контрольно-перевірочних заходів.

Якщо інформація визнана достовірною, відбувається визначення вторинних параметрів положення об'єкта. Після цього у двох наступних блоках відбувається визначення найбільш вірогідного місця розташування об'єкта та його похибки (φ_{vi} , λ_{vi} , M_{vi}), а також найбільш ймовірного значення його курсу й швидкості (K_{vi} , V_{vi}) та їх похибки (σ_{ki} , σ_{vi}).

При первинному отриманні інформації за найбільш вірогідне значення приймають прийняті первинні (отримані) та вторинні (розраховані) параметри. Далі в наступному блоці проводиться вироблення поточних розрахункових параметрів об'єкта (φ_{ti} , λ_{ti} , M_{ti} , K_{ti} , V_{ti} , P_{ti} , D_{ti}).

Поточні параметри перевіряються на відповідність певним критеріям достовірності, а після перевірки, проводиться їх видача споживачам. При виході хоча б одного параметра за межі встановлених критеріїв достовірності його значення може бути підсвічене й позначене звуковим сигналом в інформаційній системі.

При відновленні інформації від будь-якого джерела проводиться порівняння отриманих даних з поточними розрахунковими значеннями параметрів. При відповідності критеріям (наприклад, відстань між відповідним поточним розрахунковим параметром та отриманим значенням параметра не перевищує граничної похибки визначення місця судна) отримане значення параметра надходить у блок прогнозування й надається до подальшої обробки.

1.3 Дослідження нейронечітких моделей прогнозування руху суден

Нейромережеві та нечіткі технології широко використовуються для рішення завдань ідентифікації й управління динамічними об'єктами. У роботах [6, 7] розглянуті питання теорії нейромережевого управління та наводяться конкретні схеми управління об'єктами на основі нейронних мереж.

Дослідження [8, 9] присвячені використанню нечітких та гібридних (нейро-нечітких) технологій для рішення завдань управління.

Проблема управління тісно пов'язана із завданням ідентифікації управляемого об'єкта, побудови моделі його руху. Щодо цього відомий ряд робіт [8-12], авторами яких пропонуються різні варіанти моделювання руху об'єктів, обробки інформації, побудови алгоритмів виявлення несправностей, а також ідентифікації систем з використанням нейромережевих технологій.

Роботи [13-17] присвячені нечіткому (або нейро-нечіткому) моделюванню руху рухомих об'єктів, побудові алгоритмів обробки даних, моделей підтримки прийняття рішення та ідентифікації систем.

Завдання ідентифікації та управління тісно пов'язані з питаннями побудови автономних систем визначення координат рухомих об'єктів – систем зчислення. В галузі робототехніки один із працездатних варіантів побудови систем зчислення крокуючих роботів наводиться, наприклад, в [14], в якому багат шарова нейронна мережа прогнозує кутові та лінійні координати робота за вимірами кутів у шарнірах його ніг. В іншій роботі пропонується модель зчислення колісного робота на основі нейронної мережі, яка дозволяє враховувати ефект прослизання коліс, підвищуючи точність визначення його координат.

Існують два основні напрямки, за якими відбувається застосування нейронних мереж (включаючи використання нечітких технологій) в області судноводіння [18-20]. Обидва напрямки пов'язані із завданням визначення зчислених координат судна.

Перший напрямок допускає використання нейромережевих технологій

(нейронних мереж, нечітких систем) для рішення різноманітних завдань обробки навігаційної інформації. Обробка інформації також містить й визначення кінематичних параметрів рухомого судна. Другий напрямок, тісно пов'язаний з першим та полягає у застосуванні нейромережових технологій безпосередньо для управління рухом судна. Як правило, мова йде про управління за курсом або (рідше) за траєкторією. Обидва напрямки, звичайно, взаємозалежні. У багатьох роботах регульована величина підлягає оцінці на основі алгоритму, побудованого з використанням нейронної мережі, нечіткої або гібридної системи.

Робота [21] містить варіант застосування нейромереж для цілей комплексування інформації, що надходить від супутникової та інерціальної навігаційних систем. Для комплексування на рівні вторинної інформації (“слабка схема”) використовується фільтр Калмана. В якості фільтра низьких частот застосовується мережа з радіальними базисними функціями (RBF – radial basis functions). Для настроювання параметрів мережі застосовується метод рою часток (PSO – particle swarm optimization). Корекція параметрів здійснюється у реальному часі. Мережа прогнозує оцінки для кореляційних матриць вимірів та процесу. Зазначені оцінки потім використовуються у звичайному алгоритмі Калмана. Рух був змодельований для періоду часу приблизно 30 хв. Координати апарата визначалися як на основі фільтра Калмана, так і з використанням схеми, доповненій нейронною мережею. Точність останнього варіанта виявилася помітно вище, якщо порівнювати із традиційним алгоритмом комплексування на основі фільтра Калмана.

Існують роботи, в яких двошарова нейронна мережа (прямого поширення) вирішує завдання ідентифікації параметрів моделі плаского руху судна. Параметрами виступають гідродинамічний коефіцієнт і коефіцієнти демпфірування. Вхідний вектор нейронної мережі формують кут перекладки керма й інші величини, що описують рух судна. Для отримання необхідної кількості дослідів для статистично стійких результатів використовується імітаційне моделювання. Після ідентифікації параметрів нейронною

мережею виконується робота імітаційної моделі із заданими параметрами. В якості еталонних рухів вибираються циркуляції з повною й половинною (на “півборта”) перекладкою керма. Результат – за період циркуляції відмінність траєкторій становить кілька метрів.

Дослідження Juun-Yu Jhang [22] присвячене побудові нейромережевої системи автоматичного утримання судна в заданій точці позиціонування. Дана система складається із двох частин – нейромережевої моделі судна та нейрорегулятора. Нейронна мережа, що представляє собою модель судна, прогнозує параметри руху судна в горизонтальній площині – координати, кутову та лінійну швидкість, кут рискання. На вхід мережі надходить кут перекладки керма, а також коефіцієнт, що враховує зміну упору гвинта при русі за криволінійною траєкторією. Потім рівняння стану представляється у вигляді лінеаризованої та нелінійної частин, останню з яких й прогнозує мережа. Зразки формуються за наявністю вимірів необхідних величин навігаційними датчиками. Таким чином, синтезована нейронна мережа не виконує завдання ідентифікації моделі судна в умовах збурюючих впливів. Розглядалися два особистих випадки руху судна – маневри “циркуляція” та “зигзаг”, у ході яких поведінка судна моделювалася на основі системи диференціальних рівнянь. У даних модельних ситуаціях нейронна мережа показала високу точність прогнозу параметрів руху судна. Так, найбільше значення модуля похибки за будь-якою координатою не перевищувало 3% від довжини судна.

Стаття [23] містить такий підхід до створення нейромережевої системи прогнозу динаміки судна. Записується матричне рівняння стану. Воно містить матриці переходу, управління й зовнішніх збурюючих впливів. Потім рівняння приводиться до дискретного виду, де також фігурують дані матриці. Вектор стану містить такі величини: координати судна, курс і його першу похідну за часом, кут дрейфу. Для визначення коефіцієнтів зазначених матриць використовується рекурентна мережа Хопфілда. На основі імітації вимірів навігаційних параметрів судна формуються зразки. В якості

імітаційної моделі використовуються рівняння руху судна (матричне рівняння стану). Настроювання нейронної мережі здійснюється в режимі реального часу. На основі моделі програються маневри “зигзаг Кемпфа” та “циркуляція” (з кутами перекладки керма 35° та 20°). У процесі модельного руху нейронна мережа прогнозувала елементи матриць управління й стану так, що координати векторів стану й управління обчислювалися досить точно. Максимальна відносна помилка у визначенні параметрів руху не перевершує 1% у згаданих вище модельних ситуаціях.

Робота [24] присвячена створенню алгоритму руху судна за допомогою нейромережі. Використовується двошарова Narx -мережа, що реалізує модель нелінійної авторегресії із зовнішніми входами. Вхідний вектор включає швидкість щодо води, кут відхилення пера керма від діаметральної площини. Вихідний сигнал формують поперечна складова відносної швидкості й перша похідна курсу за часом. Зазначені компоненти за допомогою зворотного зв'язку надаються на вхід нейромережі. Генератор зразків – імітаційна модель, в основі якої лежать рівняння плаского руху судна. В якості параметрів рівнянь використовуються дані судна середньої водотоннажності. Вибірки для навчання мережі формуються в результаті рухів “циркуляція”, “зигзаг”. Швидкість судна й кут перекладки керма варіюються у процесі моделювання. Набір навчальних даних складається із трьох множин (для настроювання, перевірки узагальнення, тестування). Тестування виконувалося в такий спосіб: кожна тестова ситуація представляє собою циркуляцію судна. Усього було розглянуто шість таких ситуацій. У кожній ситуації фіксувалося нев'язки. Результат – нейромережа прогнозує вихідні величини так, що в розглянутих ситуаціях нев'язки не перевищують 90 м.

У дисертаціях ряду авторів [25, 26] також розробляються методи створення моделі руху для чотирьох суден із застосуванням нейротехнологій. Алгоритмом моделювання руху виступає нейронна мережа, що має кілька шарів. Запропоновано два підходи. Перший підхід (прямий) допускає, що на вхід нейронної мережі подаються величини, які характеризують силові

впливи на його корпус (кут перекладки керма, поздовжня швидкість). Другий підхід (силовий) полягає в тому, що на вхід нейромережі надходять попередньо обчислені сили (від керма й гвинта). Вихідний вектор системи формують координати, швидкість, курс, швидкість дрейфу. В якості джерела зразків були використані навігаційні тренажери “Norcontrol Simulators” та “American Analytics Ship Simulators”. Кожна тестова ситуація характеризується початковою швидкістю й кутом перекладки керма. Навчені мережі виявляють високу точність прогнозу навігаційних даних. При цьому точність нейронної мережі, синтезованої з використанням прямого підходу, виявилася вищою. Автор спробував пояснити даний факт тим, що сили, які подаються на вхід мережі в рамках першого підходу, враховують не всі взаємозалежності в системі “корпус”-“кермо”-“гвинт”.

Дослідження [27-29] присвячені питанням вивчення здатностей нейронних мереж до прогнозу параметрів циркуляції судна. Прогноз повинен виконуватися з урахуванням фізичних характеристик судна, його рухомо-кермового комплексу (РКК), початкових умов (у момент початку перекладки керма). Основу алгоритму становить звичайна багатошарова мережа прямого поширення (FFNN). На вхід мережі подаються геометричні характеристики судна, діаметр гвинта, площа й відносне подовження пера керма. Мережа прогнозує елементи циркуляції – діаметр, висунення. Моделювання циркуляцій виконується на основі імітаційної моделі, складеної, у свою чергу, із застосуванням апарата диференціальних рівнянь. Набір навчальних даних містить 230 зразків для безпосереднього настроювання мережі та 30 прикладів для тестування. За результатами тестування зроблений висновок, що відносна точність прогнозу параметрів циркуляції не гірше 7%. Крім модельних “циркуляцій”, були змодельовані й стандартні маневри типу “зигзаг”. Для них також був отриманий набір навчальних даних, і виконане настроювання мережі. Результати тестування виявилися також задовільними.

Аналогічний підхід представлений у роботі [30]. Підхід також заснований на використанні нейронної мережі. Її архітектура вибирається як

двошарова FFNN. На вхід подаються масо-геометричні характеристики судна, параметри його руху, метеоумови. Вихідна величина – діаметр встановленої циркуляції. Набір зразків формується шляхом імітаційного моделювання. Перевірка працездатності мережі виконувалася з використанням реальних даних для двох суден та дозволяє зробити висновок про те, що прогноз нейромережею діаметра виконується не гірше, ніж це робиться в рамках традиційного підходу.

У роботі [31] розробляється система прогнозу збільшень до географічних координат судна (широти й довготи), побудована на основі нейронної мережі прямого поширення з одним схованим шаром. Вхідними сигналами мережі слугує шляховий кут судна та його абсолютна швидкість. Нейромережа настроюється в режимі реального часу на вибірці з тридцяти зразків, отриманих у ході проведення експерименту на реальному судні, і прогнозує збільшення координат на крок уперед (на хвилинному інтервалі часу). Використовувалися різні значення числа нейронів у схованому шарі й кількості епох для навчання. Перевірялася працездатність системи до прогнозу збільшень координат на інтервалі часу до 25 хв. Нейронна мережа прогнозує збільшення координат з високою точністю, що перевищує точність зчислення, виконуваного з використанням залежностей картографічної проекції Меркатора.

Інша робота [32] присвячена використанню гібридної нейронечіткої системи, яка виконує функцію ідентифікації моделі руху судна. За основу береться нечітка нейронна мережа з еліпсоїдальними функціями активації (Generalized Ellipsoidal Function Based Fuzzy Neural Network – GEBF-FNN). Побудова гібридної системи заснована на представленнях про закономірності руху судна в горизонтальній площині, отриманих на основі складання системи диференціальних рівнянь. Остання приводиться до дискретного вигляду, що пов'язує вектор стану судна в наступний момент із векторами стану й управління в теперішній момент певною функціональною залежністю. Вектор стану містить поздовжню, поперечну, кутову швидкість

рискування судна та їх похідні. Вектор управління представляє кут перекладки керма. Дана модель використовується для формування набору навчальних даних. На вхід системи подається вектор стану й кут перекладки керма на теперішній момент, на виході отримується вектор стану на наступний момент часу. Нечіткі правила формуються по мірі настроювання системи, тобто структура системи змінюється по мірі навчання. Далі система тестується при виконанні маневру типу “зигзаг”. Результати перевірки свідчать, що модуль відносної помилки прогнозу координат судна не перевищує 1%.

Дослідження [33] також присвячене використанню гібридних (нейронечітких) систем для розрахунку швидкості судна, що рухається в умовах впливу зовнішніх впливів. У ролі нейронечіткої системи виступає адаптивна модель – ANFIS (Adaptive Neuro-fuzzy Inference System). Система дозволяє прогнозувати зміну швидкості залежно від впливу збурюючих факторів, до яких відносяться повітря-хвильові впливи й течії. Необхідна кількість зразків формується з використанням тренажера. При моделюванні руху використовуються характеристики великотоннажного навалювального судна. Розглянуто два випадки, які відрізняються як кількістю навігаційних ситуацій (126/252), так і функціями приналежності нечіткої моделі. За даними тестування, синтезована модель працює задовільно.

У роботі [18] розробляється інтелектуальна система утримання судна на курсі. Об'єкт регулювання (судно) замінюється нейронною мережею. Набір навчальних даних формується на основі математичної моделі курсу судна. Розглянуто кілька типів нейронних мереж, а також різні алгоритми їх навчання. Основний результат дослідження, що відноситься до здатності нейронних мереж відтворювати динаміку судна, полягає в тому, що найбільша точність прогнозу курсу досягається при використанні мережі прямого поширення з методом навчання Левенберга-Марквардта [34].

У ряді досліджень [35] є рішення, які допускають використання рекурентних нейронних мереж для прогнозування кутової швидкості рискування судна. За основу дослідження беруться традиційні рівняння

Номото, інтегрування яких і дозволяє сформувати необхідний набір навчальних даних. Тестування, виконане для моделей суден декількох типів, свідчить про можливість використання розроблених нейромережових алгоритмів у завданнях стабілізації судна на курсі.

У роботах [36] та [37] пропонується використовувати двошарові нейронні мережі для апроксимації правої частини диференціального рівняння руху, складеного для судна. Сховані нейрони мереж мають логічну функцію активації. Використовуються дві такі мережі, одна з яких визначає похідну швидкості дрейфу, а інша – другу похідну курсу. Зразки формуються на основі лінійних диференціальних рівнянь. Для кожної мережі було сформовано по 200 000 навчальних прикладів. Нейронні мережі після навчання використовуються для відновлення відповідних коефіцієнтів вихідної моделі. Відносна помилка такого нейромережового відновлення не перевищує 9%.

У даних роботах також можна знайти рішення завдань гідромеханіки, моделювання руху морських рухомих об'єктів, зовнішніх умов їх руху на основі технологій м'яких обчислень.

Розглянемо тепер другий напрямок використання нейромережових, нечітких і гібридних (нейронечітких) технологій у судноводінні – управлінні рухом судна. У роботі [37] пропонуються різні схеми використання нейронних мереж у системах автоматичного утримання судна на заданому курсі/траєкторії.

У роботах [30, 33] отримані результати досліджень нейронних, нечітких та нейро-нечітких регуляторів, що стабілізують судно на заданому курсі. У роботі [38] також розглядаються питання застосування нейромережових та нечітких технологій для рішення завдань автоматичного управління морськими рухомими об'єктами. Нейроуправління тісно пов'язане з першим напрямком досліджень, оскільки в ряді випадків синтез нейромережової системи управління допускає попередню розробку нейронної мережі як моделі об'єкта регулювання.

Таким чином, точність мережі залежить від адекватності даної моделі.

Інша нейромережа ("мережа зчислення") приймає на вхід курс і складові відносної швидкості, а прогнозує проєкції даної швидкості на напрямок меридіана й паралелі. Іншими словами, ця мережа виконує перетворення компонентів вектора швидкості. Зазначені дві мережі поєднуються в єдину нейромережову систему зчислення шляху судна в умовах повітря-хвильових впливів, яка показує високу точність у процесі тестування. Для перевірки працездатності системи використовувалися модельні ситуації плавання судна в умовах вітру й хвилювання тривалістю 4 години. Розглядалися два варіанти зміни зовнішніх факторів у часі – постійний та змінний. У 2 000 модельних ситуаціях нейромережева модель зчислення прогнозує швидкість судна таким чином, що нев'язки не перевищує 138 м за чотиригодинний інтервал руху.

Початок досліджень був покладений у статтях [28, 36], де пропонується нейронна мережа, вагові й граничні коефіцієнти якої представляють собою значення величин, які знаходяться за відомими фізичними характеристиками судна. Мережа містить один шар, що складається із двох нейронів, що мають лінійну функцію активації. Однак, через, імовірно, грубі теоретичні допущення при лінеаризації моделі, результати тестування мережі залишаються незадовільними. Більше того, перехід до лінійної моделі нівелює переваги нейромережового підходу, оскільки нейронні мережі відомі як принципово нелінійні алгоритми.

Таким чином, можна виділити два основні напрямки використання нейромережових (нейро-нечітких) технологій для прогнозу параметрів плоского руху судна (рис. 1.6).

Перший напрямок характеризується тим, що нейромережа (нейро-нечітка система) розглядається як інструмент ідентифікації моделі руху певного судна, тобто вільні параметри системи (коефіцієнти, які настраюються) визначаються фізичними параметрами судна (водотонажність, геометрія корпусу) та його РКК (крок й діаметр гвинта, висота керма), зберігаючи сталість при різних умовах плавання.

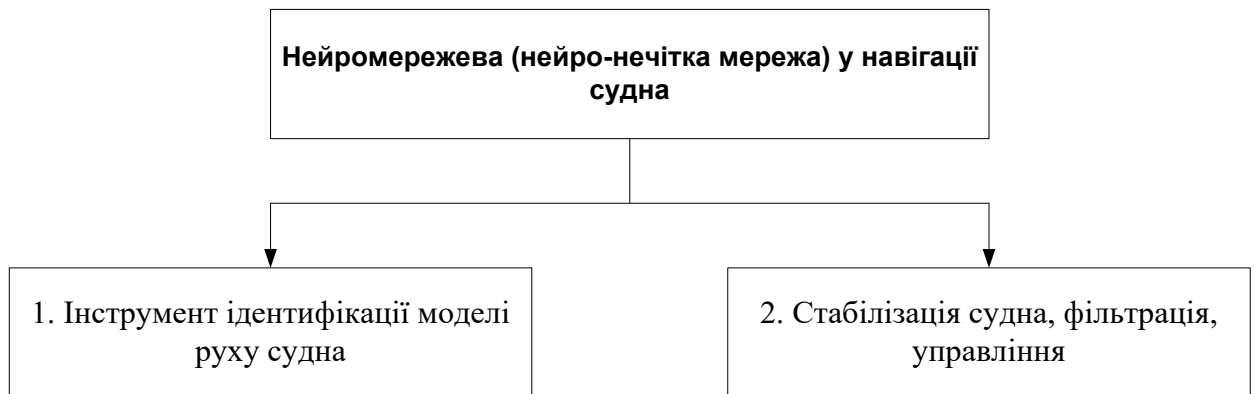


Рисунок 1.6 – Напрямки застосування нейронних мереж у рішенні завдань навігації суден

Джерело: розроблено автором

Другий напрямок досліджень допускає вивчення властивостей нейронної мережі як “предиктора” вектора стану судна в реальному масштабі часу. Такий підхід часто використовується в нейромережевих системах стабілізації судна, алгоритмах фільтрації. Коефіцієнти такої мережі не залишаються постійними в часі, а корегуються у процесі навчання відповідно до динаміки судна.

Загальною рисою досліджень, в яких нейронна мережа виступає як засіб ідентифікації моделі судна, є те, що вона не враховує спільний вплив на судно вітру й хвилювання. При веденні зчислення це приводить, як правило, до істотних похибок у координатах місця судна, що вимагає побудови інформаційної моделі ідентифікації суден.

Іншою особливістю більшості розглянутих досліджень слід назвати те, що при проведенні перевірки працездатності навченої нейронної мережі використовуються стандартні маневри, як правило “циркуляція” або “зигзаг”. Рух судна прямим курсом, а також інші навігаційні ситуації практично не розглядаються в даних роботах. Іншими словами, не ставиться завдання побудови нейромережевого (нейронечіткого) алгоритму саме як алгоритму визначення зчислених координат судна для побудови відповідної інформаційної моделі.

Розглянуті вище дослідження відносяться до проблеми моделювання руху судна в горизонтальній площині. Існують також роботи, в яких нейромережеві технології застосовуються для прогнозу кутів крену, диференту, вертикального коливання судна.

Таким чином, дослідження щодо побудови нейромережевих (або гібридних нейронечітких) моделей руху судна формуються, як правило, на використанні для отримання системи диференціальних рівнянь, що враховує силові впливи на корпус судна. В одних випадках нейронна мережа виконує завдання ідентифікації цієї моделі, в інших – ні. Модельні ситуації, в яких тестуються мережі, обмежуються звичайно стандартними маневрами на зразок “циркуляції” або “зигзаг”. Нейромережеві системи, які можна використовувати для отримання параметрів руху судна, не враховують у своїх коефіцієнтах спільний вплив зовнішніх факторів (вітру, хвилювання). Останні дві обставини утруднюють їх використання для побудови інформаційної моделі ідентифікації суден.

1.4 Постановка наукового завдання досліджень

Відповідно до міжнародних вимог А.893(21), STCW-78, SOLAS-74 [39-41], розробка плану рейсу (маршруту) судна є найважливішою процедурою для належного судноводіння, забезпечення безпеки людського життя на морі й захисту морського навколишнього середовища. Планування маршруту повинно виконуватися до виходу судна з порту на весь перехід (від причалу порту відходу до причалу порту приходу), беручи до уваги всю необхідну інформацію. Запланована генеральна траскторія повинна обмежуватися праворуч і ліворуч гарантованою смугою проводки, у межах якої забезпечується безпечне втримання судна у процесі виконання рейсового завдання.

На підставі вимог А.893(21) можна сформулювати основні умови

формалізації району плавання для побудови інформаційної моделі ідентифікації надводної обстановки та подальшого – для планування маршруту руху судна:

1. Навігаційно-гідрографічні характеристики: прийняті системи судноплавства, розташування маршруту щодо берегів, навігаційних небезпек, заборонених і режимних районів, рельєф дна, присутність районів з особливими умовами плавання, що містять: фарватери, канали, системи поділу руху суден (СПР), рекомендовані й встановлені шляхи (ВШ), якірні стоянки (ЯС), райони рибальства (РР), райони військових навчань (РВН), тощо.

Системою судноплавства є взаємозалежна, але не обмежуюча структура об'єктів, що містить судна, водні шляхи, засоби навігаційного, портового й іншого обладнання, персонал.

2. Гідрометеорологічні характеристики: переважні вітри, хвилювання, течії, шляхи циклонів, межі поширення плавучих льодів, припливно-відпливні явища.

3. Засоби навігаційного й радіонавігаційного обладнання морської зони, системи огороження небезпек, режим їх роботи, точність, обмеження, можливості РЛС щодо визначення місця рухомих об'єктів (судна), характерні ознаки для впізнання орієнтирів, знаків, інших рухливих об'єктів, потенціал автоматичних ідентифікаційних систем.

4. Правила руху суден, у тому числі, місцеві, що діють у районах зі стиснутими умовами.

5. СУРС, системи судових повідомлень, передачі навігаційної й гідрометеорологічної інформації, штормових і льодових попереджень, рекомендацій прогностичних центрів, зони їх дії й видів обслуговування.

6. Способи і необхідна частота визначення місця розташування судна, варіанти ведучих, огорожувальних і контрольних ліній положення.

7. Для забезпечення фізичної реалізації плану рейсу (маршруту) повинні враховуватись маневрені особливості судна, включаючи обмеження; необхідні зміни швидкості на шляху; точки зміни курсу з урахуванням

циркуляції судна, тощо.

Результатом ідентифікації та розпізнавання обстановки є деталізована програма, яка забезпечує безпечне плавання судна та безперервний контроль за рухом з метою забезпечення безпеки людського життя на морі, збереження вантажу й судна.

Структурна схема традиційних методів судноводіння на основі накопиченого досвіду наведена на рис. 1.7.

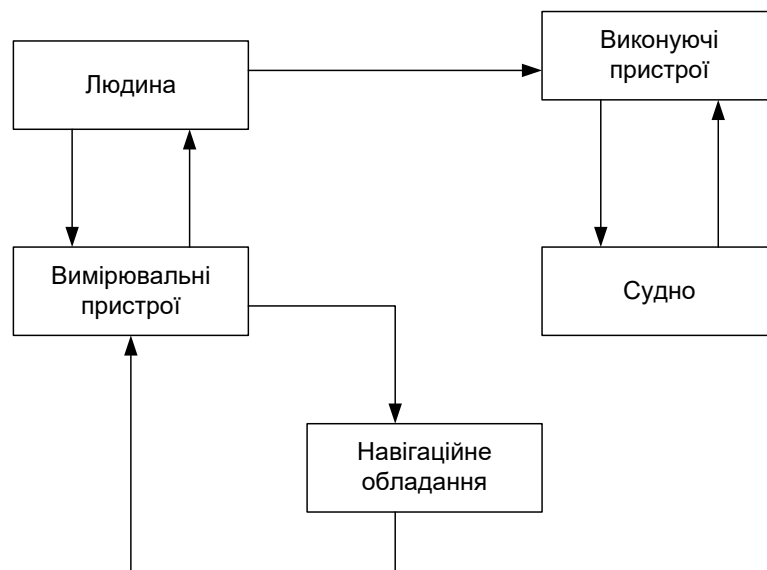


Рисунок 1.7– Структурна схема традиційного судноводіння

Джерело: розроблено автором

Для подолання труднощів у слабо формалізованих ситуаціях при обмежених ресурсах, що мають місце при рішенні завдань управління й контролю, оптимізації й моделювання, пошуку й вибору, розпізнавання й класифікації необхідна інтелектуальна підтримка рішень.

Інформаційно-обчислювальні системи з інтелектуальною підтримкою застосовуються в основному для рішення завдань з переважанням логічної обробки інформації над обчислювальною.

Забезпечення безпеки судноплавства ґрунтується на зменшенні впливу людського фактору шляхом передачі системам ШІ простих функцій спостереження й контролю, деяких складних функцій прийняття рішень,

планування маршруту, формалізації навігаційної обстановки [32, 81], режимів руху й управління судном по траєкторії [16]. Інформаційна система має реалізовувати принципи адаптивного ситуаційного управління судном для забезпечення підтримки прийняття рішень у простих і надзвичайних ситуаціях, урахувати досвід експертів і навчання системи, бути спроможною до удосконалення структури, розширення бази знань (БЗ) і генерування нових знань у процесі експлуатації зі збереженням традиційних способів управління.

Ієрархічна організація інтелектуальної підтримки управління рухом судна забезпечує рішення класу завдань судноводіння, за принципом управління “типова ситуація” – “дія” (рис. 1.8).

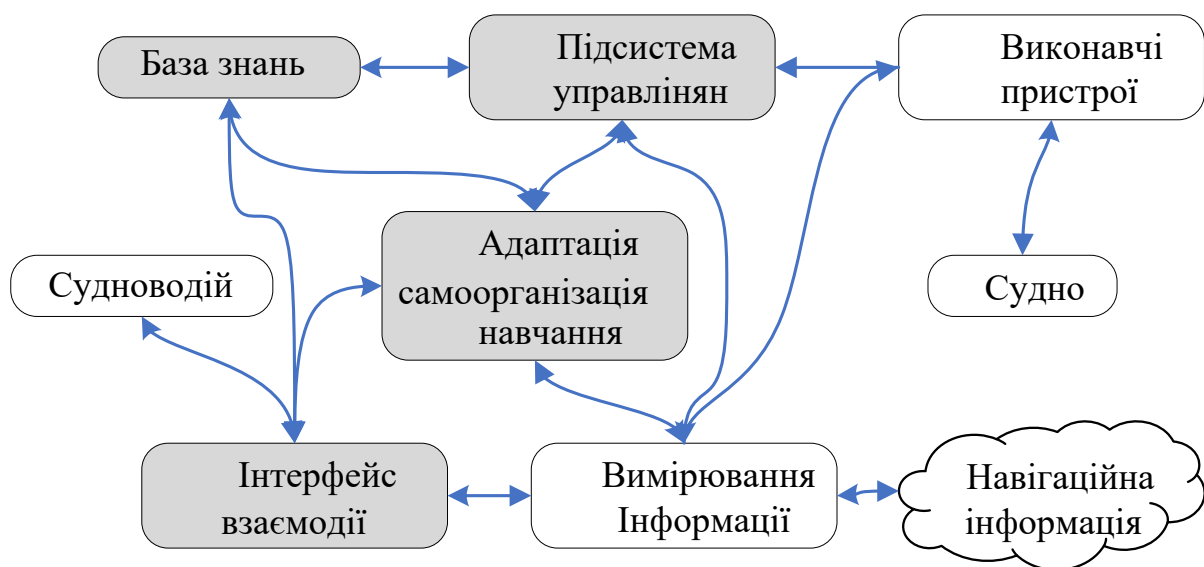


Рисунок 1.8– Інтелектуальна система управління процесами судноводіння

Джерело: розроблено автором

Безпека мореплавання – усвідомлюваний стан системи судноплавства, при якому відсутні небезпеки людського життя, судну, всім об’єктам навколишнього середовища й виявлені всі ризики із заданою імовірністю.

Тому необхідно так деталізувати знання і навички експертів, щоб можна було їх формалізувати, скласти математичні моделі й алгоритми для кожної типової ситуації й типу судна, знайти логіко-математичну

послідовність дій, що приводить до досягнення поставленої мети.

Адаптацією до користувача інформаційної моделі є, наприклад, підстроювання відображуваної інформації на екрані інтерфейсу взаємодії (навігаційного обладнання) по ситуації залежно від рівня кваліфікації та індивідуальних особливостей конкретного судноводія.

Системи ІІІ можуть функціонувати безперервно і стабільно, без впливу психологічних факторів. Саме цього іноді не вистачає судноводію на містку, особливо в екстремальній обстановці (у складних умовах плавання, при виникненні позаштатних ситуацій на судні).

Для подання знань у системі ідентифікації надводної обстановки повинна використовуватися модель, яка пов'язує проблемні ситуації з наборами показників (характерними рисами) ситуації за такими елементами:

- бібліотека понять і принципів з питань судноводіння;
- функціональна семантична мережа, що поєднує поняття в ситуаційні схеми з урахуванням пріоритетних факторів;
- предикатні правила, обчислювальні процедури над функціональною семантичною мережею, що дозволяють реалізувати взаємозв'язок подій і ситуацій в єдине поняття обстановки;
- типи і методи управління (адаптація, самоорганізація, навчання).

Паралельна робота судноводія й інтелектуальної навігаційної системи дозволить критично зменшити кількість помилок в оцінці обстановки, прийнятті рішень з керування судном, які можуть виникнути внаслідок нестачу часу, втоми, стресу або інших психологічних факторів, і підвищити безпеку мореплавання на основі використання сучасних ІТ.

Для побудови інтелектуальних інтерфейсів можна використовувати топологічну структуру даних, що поєднує дані в групи, які поділяються за класами, важливістю, ситуаціями, індивідуальними особливостями судноводія, судна й обстановки і можуть виконувати такі функції:

- адаптація до користувача, завдання, предметного середовища.
- Підстроювання відображуваної інформації на екрані інтерфейсу взаємодії

навігаційного обладнання за типовою проблемною ситуацією (ПрС) залежно від рівня кваліфікації та індивідуальних особливостей судноводія;

- розпізнання варіантів обстановки;
- інтерпретація й генерація висловлень природньою мовою у вигляді тексту або мови, дій і моделювання діалогу з різними способами взаємодії (текст, графіка, зображення, звук, відеосигнал та ін.) з урахуванням важливості інформації й форми її подання: цифрова, символна, у вигляді курсору. Наприклад, датчик кутової швидкості, що показує напрямок обертання математичними символами «+» і «-» має на практиці меншу інформативність, чим показчик зі стрілкою-вектором напрямку обертання; при підході до причалу цифрова індикація напрямку вектора переміщення також менш інформативна, чим показчик зі стрілкою.

- генерація пояснень дій системи;
- автоматичний синтез програми виконуваної дії щодо розв'язання типової ситуації;
- взаємне навчання користувача і системи.

Тому знання і навички досвідчених фахівців необхідно довести до такого ступеня деталізації, коли можна їх формалізувати і скласти відповідні алгоритми за кожною типовою обстановкою, знайти логіко-математичну послідовність дій, що приводить до поставленої мети. Також в інформації, що подається судноводію, повинна бути повна ясність про закони руху судна під дією керуючих впливів (кермо, гвинт обладнання, що підрулює), впливів зовнішніх збурювань (вітер, хвилювання, течія, мілководдя, робота буксирів і т. д.) і прогнозуванні впливу сил на корпус судна.

Отже, ієрархічна організація інтелектуальної системи управління рухом судна повинна дозволяти вирішувати клас завдань за принципом "типова обстановка – дія".

Таким чином, сформульоване у дисертаційній роботі завдання розбивається на два великих і складних завдання, які необхідно вирішити. Першим завданням є розробка методу ідентифікації надводної обстановки як

основи для формування інформаційного оточення для підтримки прийняття рішень. Другим завданням є розробка інформаційної моделі надводної обстановки як основного джерела інформації для судноводія для прийняття своєчасних й обґрунтованих рішень.

1.5 Розробка методології проведення дослідження

Негайне вирішення актуального наукового завдання щодо розроблення методу ідентифікації надводної обстановки із застосуванням технології нечітких нейронних мереж для автоматизації процесу судноводіння викликане низкою невідповідностей у науці та практиці:

а) між традиційним типом взаємодії «людина» – «машина» (2D-формат) в автоматизованих системах судноводіння та сучасним типом взаємодії «людина»– «середовище» (3D-формат);

б) між техноцентричним та антропоцентричним підходами до побудови системи судноводіння;

в) між можливістю побудови інтелектуалізованого навігаційного комплексу судна та відсутністю моделей та методів ідентифікації та розпізнавання надводної обстановки із застосуванням технології змішаної реальності;

г) між високою ефективністю застосування нечітких нейронних мереж для систем ідентифікації та розпізнавання надводної обстановки та відсутністю відповідних програмних засобів.

Вирішення даного наукового завдання дозволить досягти мети дисертаційної роботи, яка полягає у підвищенні оперативності та обґрунтованості процесу ідентифікації надводної обстановки за рахунок застосування технологія нечітких нейронних мереж.

Для досягнення мети дослідження необхідно розв'язати такі часткові наукові завдання (рис. 1.9):

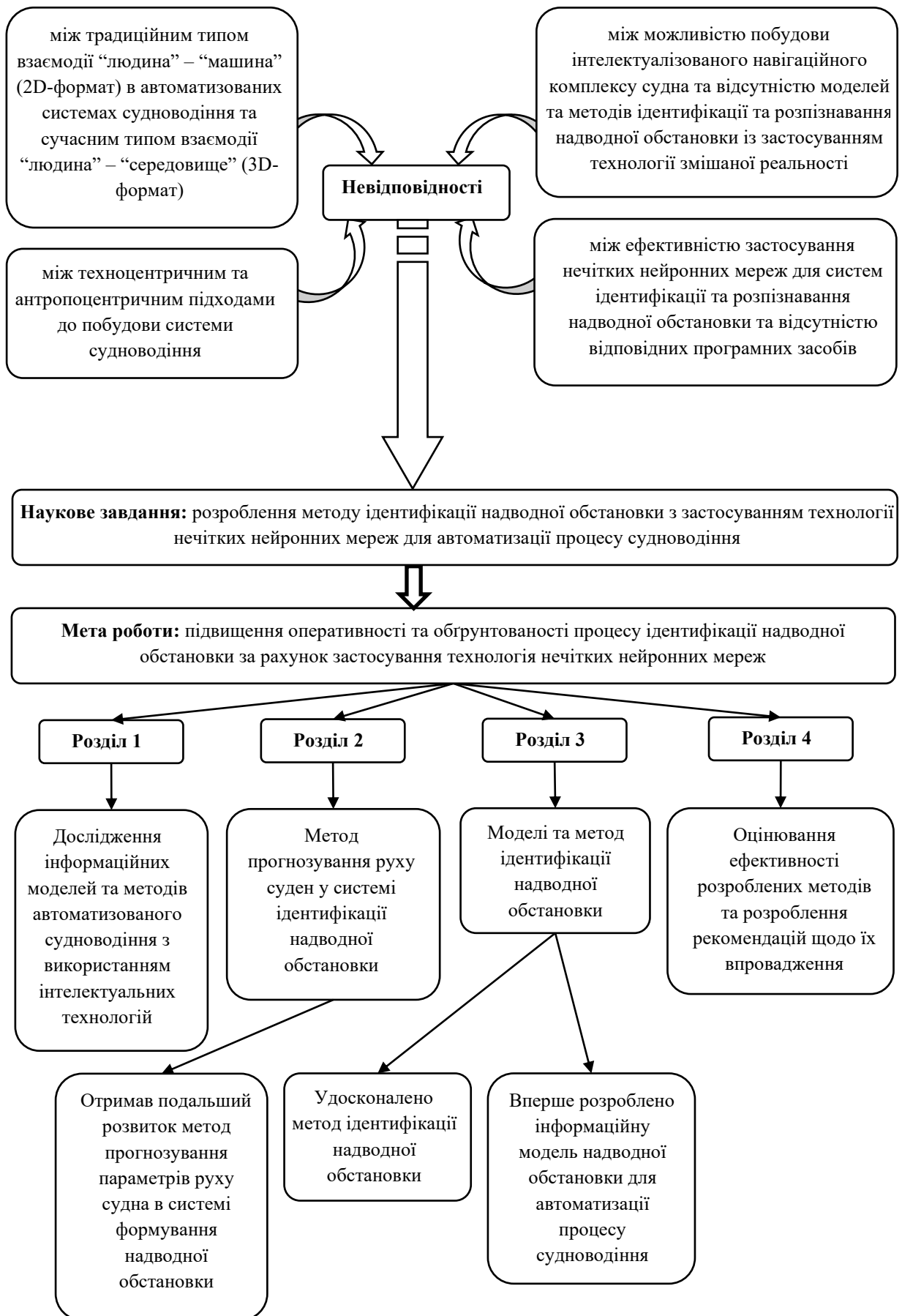


Рисунок 1.9 – Схема проведення дослідження
(Джерело: розроблено автором)

1. Проведення аналізу підходів до вдосконалення процесу судноводіння з використанням інтелектуальних методів.
2. Розробка методу ідентифікації надводної обстановки для управління процесом інформаційної підтримки прийняття рішень судноводієм.
3. Розробка інформаційної моделі надводної обстановки для автоматизації процесу судноводіння на основі технології доповненої реальності.
4. Розробка програмно-апаратного комплексу із застосуванням штучних нейронних мереж для ідентифікації (розпізнавання) надводної обстановки.
5. Оцінювання ефективності розроблених методів.

Виконаний при вирішенні першого часткового завдання критичний аналіз методів оцінювання та прогнозування руху суден підтвердив залежність між їх якістю та високою ефективністю автоматизованого судноводіння. Проведений аналіз джерел інформації про місцезнаходження судна для формування його інформаційної моделі відносно інших морських об'єктів довів необхідність комплексування даних для отримання достовірних зведень про рух суден. Обґрунтована необхідність застосування нечітких нейронних мереж для інтелектуалізації управління рухом суден та реалізації методів ідентифікації надводної обстановки. Здійснено постановку наукового завдання дослідження.

У результаті вирішення другого часткового завдання для підвищення оперативності та обґрунтованості ситуаційної обізнаності та вироблення відповідних рішень при керуванні судном у складних навігаційних умовах удосконалено метод ідентифікації надводної обстановки.

Необхідність у вирішенні третього часткового завдання пов'язана з розробкою інформаційної моделі надводної обстановки для автоматизації процесу судноводіння, основу якої складає технологія доповненої реальності. Її застосування підвищує якість прогнозування параметрів руху судна, якість рішень щодо керування судном і безпеку судноводіння.

При виконанні четвертого часткового завдання розроблено програмно-апаратний комплекс на основі штучних нейронних мереж для ідентифікації

(розпізнавання) надводної обстановки.

Результатом вирішення п'ятого часткового завдання є оцінювання ефективності розроблених методів та надання рекомендацій щодо впровадження результатів дисертаційної роботи на практиці.

Висновки до розділу 1

1. Зростання щільності руху засобів водного транспорту і кількості потенційно небезпечних об'єктів на воді ускладнюють навігаційну обстановку і знижують безпеку судноплавства. Тривалість вирішення завдань ситуаційного аналізу надводної обстановки знижує ймовірність прийняття своєчасних й обґрунтованих рішень на управлінням судном.

2. Недостатня автоматизація процесів управління судном, у тому числі для вирішення завдань оцінювання надводної обстановки та обміну інформацією між зацікавленими особами, вимагає додаткового часу на обробку великого обсягу інформації, прийняття обґрунтованих рішень і підвищення інформаційного навантаження на судноводія.

3. Управління інформаційними моделями являє собою процес відображення отриманої інформації за заздалегідь визначеними програмами. Але недостатня інформативність і точність сучасних інформаційних моделей вимагає трудомісткого пошуку і відбору інформації судноводієм для оцінки обстановки в районі плавання і вироблення відповідних варіантів дій.

4. Для підвищення оперативності оцінки обстановки судноводій має скоротити час пошук і відображення необхідної інформації. З цією метою для досягнення заданого рівня оперативності оцінювання обстановки необхідно розробити методи формалізації знань про процес розпізнавання надводної обстановки і формування інформаційної моделі надводної обстановки.

Дослідження, викладені у розділі, опубліковані в роботі здобувача [81]

РОЗДІЛ 2

МЕТОД ПРОГНОЗУВАННЯ РУХУ СУДЕН У СИСТЕМІ ІДЕНТИФІКАЦІЇ НАДВОДНОЇ ОБСТАНОВКИ

Складовою частиною системи ідентифікації надводної обстановки є метод прогнозування руху суден. Значна кількість рухомих об'єктів викликає проблему безпеки руху в морській зоні. Автоматизована система управління судноводінням повинна не лише зафіксувати поточний стан рухомих об'єктів за даними джерел відповідної інформації, а й мати змогу розпізнати небезпечні маневри, потенційно ризиковані рухи та попередити судноводія про конфліктні ситуації. Основним результатом, отриманим у розділі, є метод прогнозування параметрів руху судна в системі формування надводної обстановки, який, на відміну від існуючих ґрунтується на теорії нечіткої логіки та дозволяє підвищити точність визначення навігаційних параметрів руху й безпеки мореплавання.

2.1 Метод формування набору навчальних даних для прогнозування динаміки руху суден

Побудова навігаційної системи для прогнозування динаміки руху суден у системі ідентифікації надводної обстановки на основі нейромережових (нейронечітких) технологій допускає, що в розпорядженні дослідника є набір навчальних даних, який містить дві множини (вибірки).

Перша множина містить зразки, на основі яких відбувається настроювання вільних параметрів систем (навчання), і є навчальною множиною.

Друга, тестова, множина містить зразки, які використовуються для контролю узагальнюючих властивостей (за критерієм точності) синтезованих систем у процесі їх настроювання. Зразки обох множин формуються на основі еталонних навігаційних ситуацій.

Формування набору навчальних даних можливо двома методами.

Перший метод полягає у використанні імітаційної моделі руху судна в умовах впливу зовнішніх факторів. Особливістю такого підходу є те, що існує можливість отримання набору даних із усього діапазону зміни вхідних величин. Однак виникає питання про адекватність імітаційної моделі, ступінь якої буде визначати, в остаточному підсумку, й адекватність синтезованої системи прогнозування. Другий спосіб полягає в організації проведення натурних спостережень, за результатами яких отримуються зразки. Основна проблема при реалізації даного способу полягає у складності організації значної кількості експериментів, що охоплюють різноманітні навігаційні ситуації, у тому числі й “екстремальні”.

У випадку, коли параметри синтезованої нейромережевої (нейронної) моделі не залежать від фізичних характеристик конкретного судна, набір навчальних даних може бути сформований з використанням комп'ютерного моделювання.

По завершенню навчання нейронна мережа або гібридна система повинні пройти перевірку її працездатності при таких сигналах, які не використовувалися для їхнього навчання. Кінцева ідеальна мета тестування – виконати перевірку працездатності системи у всіх можливих навігаційних ситуаціях для формування адекватної інформаційної моделі надводної обстановки – є недосяжною. Отже виникає питання щодо розробки методу тестування, що дозволяє отримати набір вихідних сигналів системи прогнозування руху суден за вхідними сигналами у часі. Результати тестування дозволяють зробити висновок про ступінь адекватності синтезованих систем імітаційної моделі, ефективності методів формування зразків і проведення їх навчання.

Перед виконанням процедури навчання нейронної мережі необхідно сформувати набір вхідних і вихідних зразків даних. Зазначений набір навчальних даних повинен задовольняти таким умовам:

- 1) зразки навчальної й тестової вибірок повинні суттєво відрізнятися

однин від одного;

2) їх кількість повинна бути достатньою для настроювання нейронної (нейронечіткої) систем;

3) повинна бути передбачена можливість отримання зразків у ході натурних випробувань.

У роботах [42, 43] застосовується підхід до формування навчальної вибірки, що задовольняє першим двом умовам. Вектор величин, на основі яких обчислюється вхід нейронної мережі, представляє собою псевдовипадкову функцію часу – компоненти його формуються з використанням датчиків випадкових чисел. Зазначений вектор подається на вхід імітаційної моделі, на основі якої, у свою чергу, обчислюється вихід – швидкість дрейфу судна.

Зазначений метод отримання зразків застосовується тільки у тому випадку, коли при формуванні еталонних ситуацій використовується інша імітаційна модель руху судна.

Дійсно, важко уявити таку ситуацію, коли, наприклад, в один момент часу швидкість відносного вітру дорівнює 20 м/с, а у наступний момент з дискретом у 1 с уже приймає значення 0,1 м/с. Отже, необхідно розробити інший алгоритм, що працює безпосередньо з реальними даними.

Подамо перший спосіб отримання зразків, який будемо умовно називати методом варіацій управляючих впливів. Алгоритм формування зразків записується в такий спосіб:

1) для кожної модельної ситуації тривалістю $t_{пл}$ задаються постійними з використанням генераторів псевдовипадкових чисел рівномірного розподілу:

- швидкість дійсного вітру (15-20 м/с);
- напрямок дійсного вітру (0-360°);
- висота хвилі (від 5 до 6 м);
- довжина хвилі (від 140 до 160 м);
- напрямок поширення хвиль (від 0 до 360°);
- початковий курс (від 0 до 360° або останнє значення з

попередньої ситуації);

- початкова поздовжня швидкість (від 0 до найбільшого можливого значення в заданих умовах або останнє значення з попередньої ситуації);

- початкова поперечна швидкість (0 або останнє значення з попередньої ситуації);

- початкова кутова швидкість (0 або останнє значення з попередньої ситуації);

- кут перекладки керма (від -35° до $+35^\circ$);

- частота обертання гвинта (від 0 до найбільшого номінального значення n_{\max} , об/хв.);

2) на основі заданих величин визначаються вхідні зразки, а також фіксуються вихідні;

3) пункти 1-2 повторюються на кожній ітерації наступного циклу. На будь-якій ітерації циклу кут перекладки керма δ й частота обертання гвинта n витримуються постійними протягом часу $t_{\text{пл}}$.

4) пункти 1-3 повторюються два рази. Перший раз при параметрах ($d_\delta = 5^\circ, d_n = n_{\max}/(10 - 1)$) формується набір навчальних даних. Потім при параметрах ($d_\delta = 7^\circ, d_n = n_{\max}/(7 - 1)$) отримується набір тестових даних.

Блок-схема розробленого алгоритму наведена на рис. 2.1.

Слід відмітити, що алгоритм може бути реалізований не тільки безперервним варіюванням управляючих впливів, але й розглядом кожної модельної ситуації окремо. Наприклад, в один день може бути розглянута одна модельна ситуація (комбінація δ та n), а через кілька днів інша. При роздільному розгляді модельних ситуацій необхідно, у загальному випадку, враховувати взаємозв'язок величин, що формують вхідні сигнали.

Даний метод може бути розширений шляхом введення змінних границь для величин, що характеризують інтенсивність зовнішніх факторів (швидкість вітру, висота й довжина хвилі), які відповідають зовнішнім циклам по зазначеним границям.

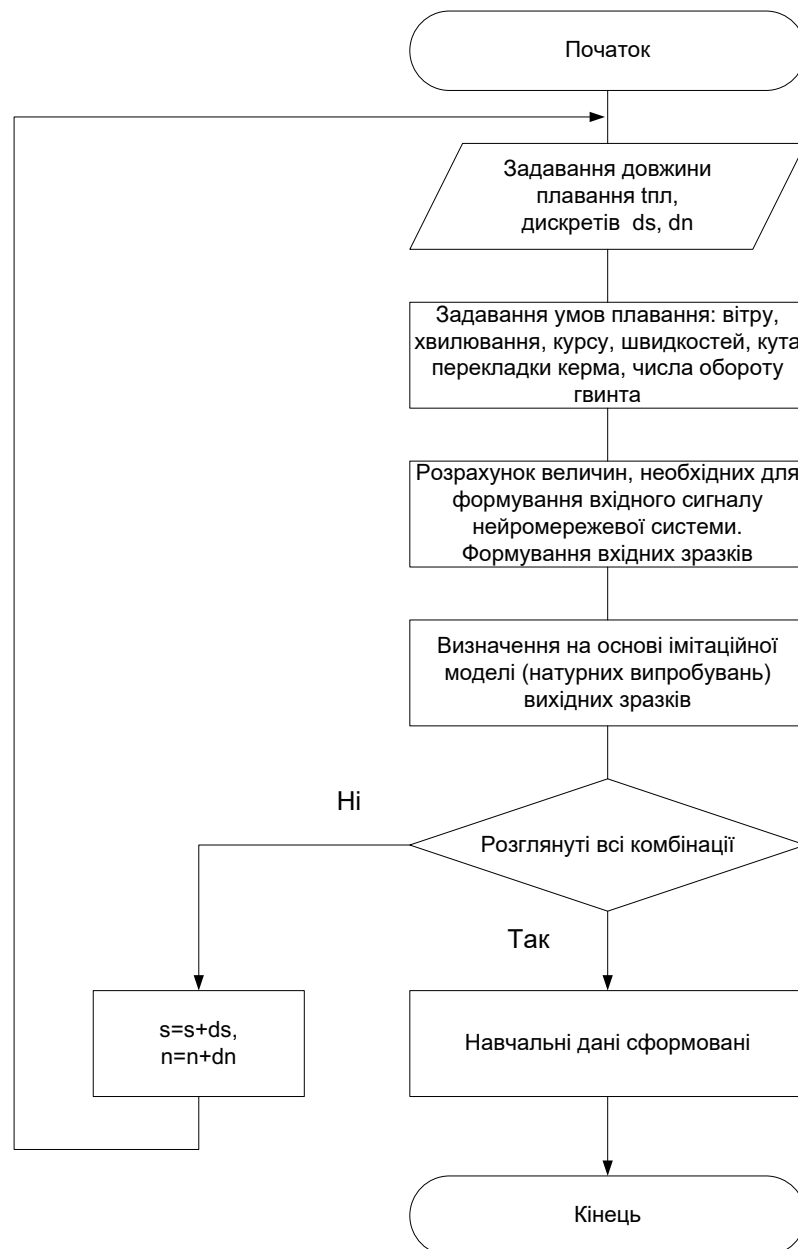


Рисунок 2.1 – Блок-схема алгоритму варіацій управляючих впливів

Джерело: розроблено автором

На основі описаного алгоритму формуються вектори вхідних та вихідних зразків, які пред'являються для навчання відповідних нейронних мереж, а також гібридних систем.

При реалізації методу варіацій управляючих впливів залишаються невирішеними низка питань. Одне з них відноситься до вибору тривалості плавання $t_{пл}$ у кожній модельній ситуації. Інша проблема пов'язана з вибором дискретностей d_δ, d_n , з яких відбувається варіювання величин, що

характеризують управляючі впливи. Вибір зазначених кількісних параметрів визначає кількість та якість зразків, від яких залежить успішність процесу навчання нейронної мережі. Необхідно також дослідити питання, які гідрометеорологічні умови повинні спостерігатися на акваторії, і які повинні бути співвідношення між кількісними величинами. Зокрема, чи повинен кут між напрямками дійсного вітру й хвилювання зберігатися незмінним у всіх модельних ситуаціях, або, можливо, кращим варіантом буде відмінність даного кута для кожної ситуації?

Спосіб варіацій управляючих впливів для формування набору навчальних даних дозволяє зібрати достатню кількість різних зразків. Але для реалізації способу потрібно провести спеціальні натурні випробування. У них судно повинно зробити досить багато окремих маневрів, які неможливо провести при його нормальної експлуатації, що, у свою чергу, приведе до додаткових витрат. У зв'язку з цим необхідно створити альтернативні методи, за допомогою яких формується необхідний набір навчальних даних.

З рухом судна набір величин, які характеризують його рух, і на основі яких можуть бути сформовані навчальні дані, постійно змінюється. Змінюється режим роботи рушія, положення пера керма, змінюються зовнішні фактори. Як наслідок, змінюється й кінематика судна. Іншими словами, вхідні й вихідні зразки постійно змінюються в часі. Проте із усього множинного набору можливих значень зразків можна виділити класи схожих умов плавання, у кожному з яких вплив вхідних зразків на рух судна можна вважати приблизно еквівалентним. Це наводить на ідею розробки методу формування зразків, що накопичуються по мірі повсякденного плавання судна без проведення спеціальних випробувань. Назвемо цей спосіб методом поточної експлуатації судна.

Нехай N_I – кількість компонентів вхідного сигналу нейронної мережі, кожна з яких може бути охарактеризована N_C класами її можливих значень. Іншими словами, N_C є кількість проміжків, що формуються множиною можливих значень тієї або іншої вхідної величини. Потрапляння вхідної

величини в один з даних проміжків означає приналежність її певному класу. Як було відзначено вище, розглянути всі можливі значення вектора вхідного сигналу неможливо, тому, як вихід із ситуації можна спробувати розглянути комбінації приналежностей його компонент тому або іншому класу.

При такому підході до класифікації навігаційних ситуацій можливо отримати $N_{\text{class}} = N_C^{N_I}$ класів векторів вхідного сигналу. Для нейронної мережі, що приймає на вхід 6 сигналів, кожний з яких характеризується 5-ма класами, значення $N_C^{N_I} = 5^5 = 15625$. У випадку ж десяти вхідних сигналів кількість можливих класів $N_C^{N_I} = 5^{10} = 9765625$.

Таким чином, основна проблема класифікації полягає в тому, що для розгляду всіх класів потрібна дуже велика множина різних навігаційних ситуацій, а останні до того ж повинні бути отримані на основі проведення натурних експериментів. Виникає проблема розмірності навігаційних ситуацій.

Друга проблема стосується вибору кількості можливих проміжків N_C (та їх границь) для кожного компонента вхідного сигналу. Дійсно, різні фактори впливають на рух судна по-різному, тому й величина N_C (а також границі) проміжків повинні призначатися індивідуально з урахуванням зазначеного впливу. Навіть якщо взяти одне значення N_C , то воно повинно бути визначене як найменше з мінімально припустимих значень для всіх компонентів. Визначення зазначених допустимих значень можливо лише на основі великих експериментальних даних. Таким чином, кількість можливих класів, з одного боку, повинна бути достатньою, щоб представити основні комбінації можливих значень вхідного вектора, але не занадто великою, щоб дозволити зібрати експериментальні дані в кінцевий строк.

Метод поточної експлуатації частково реалізований при формуванні навчальних даних для створення бази правил нечіткої системи, а також настроювання нечітких нейронних мереж. Тестова множина за допомогою даного методу не формується. Зразки даної множини повинні бути відмінними від зразків навчальної множини.

Подібні логічні висновки наводять на думку, що метод поточної експлуатації скоріше підійде для тестування синтезованих нейронних (гібридних) систем, тому що допускає поступовий збір даних у просторі можливих значень вхідного вектора. Висновок про працездатність системи може бути зроблений після розгляду тестових зразків усіх класів.

При формуванні набору навчальних даних слід враховувати не тільки якість зразків, але також й їхню кількість. У ряді джерел приводяться рекомендації з визначення необхідної для настроювання нейронної мережі кількості зразків у вигляді такої емпіричної формули:

$$N \geq \frac{W}{e}, \quad (2.1)$$

де W – кількість вільних коефіцієнтів нейронної мережі (вагових коефіцієнтів і граничних значень);

e – частка (відсоток) помилок, що допускаються в ході тестування.

Дане правило враховується при формуванні наборів зразків для настроювання конкретних систем.

Розглянутий метод формування зразків, використовуваних для настроювання нейронних мереж (гібридних систем), орієнтований на проведення натурних спостережень, фактично будучи методом проведення цих самих спостережень. Нейронні мережі (гібридні системи), настроювання яких виконується на основі даних, отриманих з використанням зазначеного способу, дозволяють виконати ідентифікацію моделі руху судна в умовах зовнішніх впливів. Коефіцієнти мереж залежать від фізичних характеристик (властивостей) судна.

Проте, прогнозування руху судна може виконуватися й на основі “повних” вимірів, коли вимірюються обидві складові швидкості (прискорення) судна. У такому випадку, синтезована нейронна мережа буде універсальною моделлю прогнозування для всіх суден, а отримання

необхідної кількості зразків можливо на основі комп'ютерного моделювання.

Технологія отримання набору навчальних даних для систем такого типу представляється у вигляді такого алгоритму:

1) задається часова дискретність моделі Δt , довжина навчальної вибірки (кількість зразків); задаються границі можливих значень компонент початкового і вихідного векторів, а також їх дискретність; алгоритм чисельного інтегрування;

2) формується дискретна множина вихідного вектора.

3) у кожний момент дискретного часу за допомогою датчиків випадкових чисел вибираються елементи із зазначеного у п. 2 множини;

4) шляхом чисельного інтегрування визначається вихідний сигнал нейронної мережі;

5) пункти 2-4 даного алгоритму повторюються доти, поки вихідний вектор не буде приймати значення у встановлених межах на всій вибірці (тобто для кожного моменту часу).

Для того щоб вихідний сигнал мережі був у заданих межах, для компонентів вхідного сигналу в сусідні моменти часу встановлюються обмеження такого вигляду:

– за знаком (будь-які два вхідні вектори, що послідовно йдуть, повинні мати компоненти, що мають у межах кожного рядка різні знаки). Наприклад, якщо в момент часу (10 с) північна складова прискорення дорівнює $0,3 \text{ м/с}^2$, то в наступний момент часу (11 с) вона може бути тільки негативною, наприклад, $-0,2 \text{ м/с}^2$;

– при максимально допустимому модулю різниці їх модулів Δ (для відповідних компонент повинен перебувати у встановлених межах).

Для формування зразків тестової вибірки необхідно повторити описаний вище алгоритм ще один раз. При цьому зразки тестової вибірки будуть відрізнятися від зразків навчальної вибірки, оскільки при їх формуванні використовується стохастичний механізм.

Блок-схема методу наведено на рисунку 2.2.

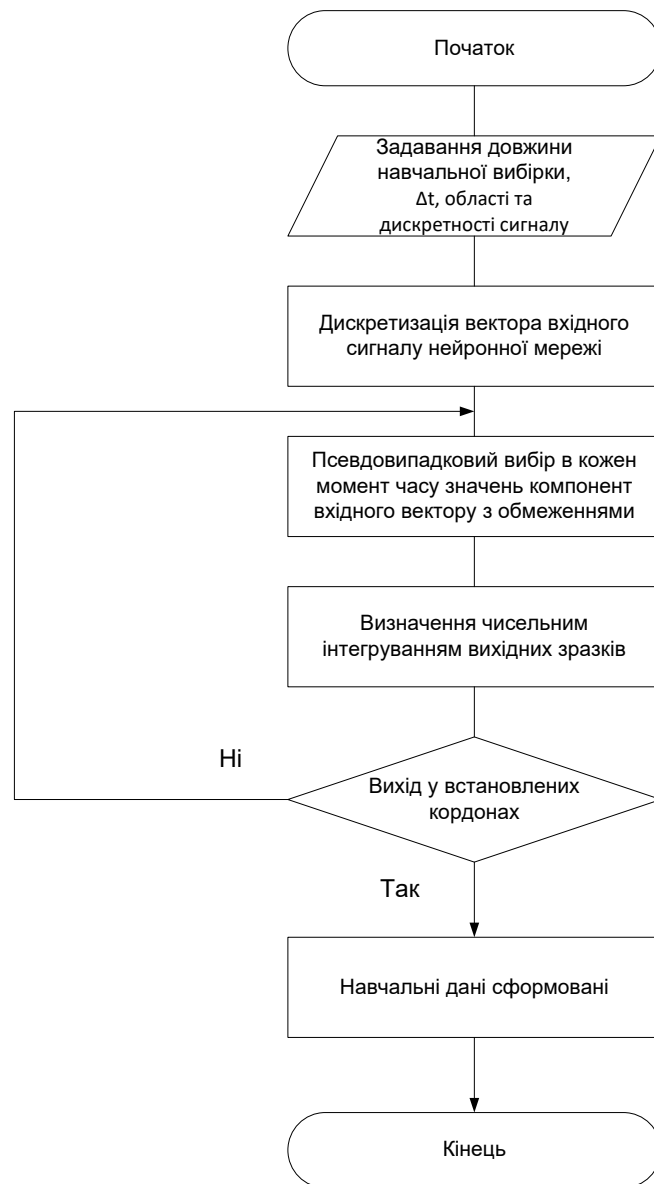


Рисунок 2.2 – Блок-схема алгоритму формування навчальних даних систем, що моделюють кінематику судна Джерело: розроблено автором

Отже, параметрами алгоритму формування набору навчальних даних є:

- 1) довжина навчальної вибірки;
- 2) часова дискретність;
- 3) границі вихідного вектора;
- 4) дискретність вихідного вектора;
- 5) границі вихідного вектора;
- 6) значення обмежуючої величини Δ ;
- 7) тип алгоритму чисельного інтегрування.

2.2 Метод тестування нейромережових систем прогнозування руху суден

Після того як нейронні мережі (гібридна нейронечітка система) будуть настроєні, виникає необхідність перевірити їхню роботу у випадках, коли на вхід подаються сигнали, які не використовувалися у процесі навчання. Рух суден – це досить складний процес, оскільки характер маршруту та зовнішні умови (фактори) можуть мати різний ступінь мінливості. Метод тестування повинен, за можливістю, врахувати всі можливі руху судна.

Необхідно ввести такі поняття.

Гідрометеорологічна ситуація (ГС) – це набір характеристик вітру й хвилювання на акваторії в цей момент часу. Наприклад, швидкість дійсного вітру, висота хвилі, напрямок поширення хвиль є прикладами параметрів, що характеризують ГС у певному районі плавання. Гідрометеорологічна ситуація не пов'язана з рухом суден у акваторії. Вітер та хвилювання існують самі по собі у даному районі плавання в цей момент часу.

Навігаційна ситуація (НС) – це набір характеристик вітру й хвилювання стосовно конкретного судна, яке знаходиться у даному районі плавання. Прикладами характеристик НС можуть бути курсовий кут відносного вітру, його швидкість, курсовий кут й висота хвилювання. Навігаційна ситуація визначається ГС та величинами, які характеризують управляючі впливи (УВ) на судно. Для судна з одним кермом і гвинтом фіксованого кроку величинами, що характеризують УВ, є частота обертання гвинта й кут перекладки керма. З іншого боку, УВ та ГС однозначно визначають збурюючий вплив (ЗВ). Наприклад, швидкість і курсовий кут відносного вітру визначають аеродинамічну силу, що діє на надводну частину корпусу. Таким чином, схематично можна вважати, що навігаційна ситуація відповідає сукупності умов гідрометеорологічної ситуації, управляючого впливу та збурюючого впливу.

Таким чином, можливі чотири варіанти навігаційної обстановки для судна:

- 1) УВ постійні в часі та ЗВ постійні в часі;
- 2) УВ постійні в часі, а ЗВ змінюються;
- 3) УВ змінюються, а ЗВ постійні в часі;
- 4) УВ змінюються та ЗВ змінюються з часом.

Варіант №1 спостерігається, коли судно йде постійним курсом та швидкістю в умовах попутного або зустрічного вітру на тихій воді. При цьому його кермо перебуває в діаметральній площині, а число обертів також утримується постійним. В умовах зустрічного хвилювання швидкість ходу вже не буде величиною постійною, що приведе, у свою чергу, до коливань упору гвинта. Більше того, строго зустрічні або попутні курсові кути вітру (як і хвилювання) неможливо спостерігати на практиці, тобто завжди існує деяке рискання. Отже перший варіант навігаційної обстановки можна визначити як умовно можливий.

Варіант №2 описує ситуацію, коли частота обертання гвинта та кут перекладки керма залишаються постійними протягом руху в умовах постійного (що встановився) вітру на тихій воді. У загальному випадку, судно робить циркуляцію при постійному вітрі на тихій воді. Зміни характеристик дійсного вітру будуть приводити до зміни кута дрейфу на циркуляції, що закономірно викличе зміни УВ внаслідок зміни місцевого потоку води в районі рухомо-рульового комплексу. Не будуть постійними УВ у випадку циркуляції на хвилюванні, коли рискання судна призводить до коливань поля швидкостей. Вважаючи швидкість зміни гідрометеорологічної ситуації незначною, а вплив хвилювання незначним на середні значення УВ, що носять флуктуаційний характер, будемо вважати, що навігаційна ситуація другого варіанта можлива.

Варіант №3, строго говорячи, не може спостерігатися в дійсності при русі реального судна, оскільки, якщо змінюються УВ, то, як правило, змінюються й збурення. Наприклад, зміна кута перекладки керма на 15° неминуче приведе в умовах бічного вітру до зміни курсу, тобто до зміни курсового кута відносного вітру – аеродинамічна сила зміниться. З іншого

боку, приблизно можна вважати, що такі навігаційні ситуації спостерігаються. Наприклад, в режимі управління судном за курсом авторульовий забезпечує перекладку керма таким чином, щоб протистояти дестабілізуючим періодичним факторам (вітер, хвилювання).

Варіант №4 навігаційної ситуації спостерігається, якщо кут перекладки керма та частота обертання гвинта змінюються в часі певним чином. Параметри ж гідрометеорологічної обстановки можуть при цьому як змінюватися, так не змінюватися.

Аналіз варіантів навігаційної обстановки дозволив об'єднати їх у більш конкретні класи, характеристика яких наведена в табл. 2.1.

Таблиця 2.1 – Класи навігаційних ситуацій

Джерело: розроблено автором

Номер класу	Характеристика	Правила моделювання навігаційної ситуації
I	УВ приблизно постійні, а ЗВ можуть змінюватися	Гідрометеорологічна обстановка постійна. Судно знаходиться на заданому курсі при постійних оборотах гвинта.
II	УВ у середньому постійні в часі, а ЗВ змінюються із часом	Гідрометеорологічна обстановка постійна або носить змінний характер. Задається число оборотів гвинта та кут перекладки керма, які залишаються незмінними під час руху судна.
III	УВ змінюються, а ЗВ змінюються із часом	Гідрометеорологічна обстановка постійна або носить змінний характер. Число оборотів гвинта та кут перекладки керма змінюються протягом часу за певним законом.

Отримані три класи навігаційних ситуацій охоплюють основні варіанти руху судна, які можуть відтворюватися в умовах його реальної експлуатації. Для моделювання навігаційних ситуацій зазначених типів необхідно ще проробити низку питань, актуальних для стадії імітаційного моделювання.

1) для імітації ситуацій першого класу потрібно використовувати систему автоматичної стабілізації судна на заданому курсі (авторульовий);

2) слід зробити ряд припущень, що стосуються імітації ГС. Постійний характер ГС допускає, що протягом усього плавання її параметри

залишаються незмінними в часі й просто вибираються з використанням датчиків випадкових чисел рівномірного розподілу із проміжків, зазначених у таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 – Величини, що характеризують гідрометеорологічну ситуацію
Джерело: розроблено автором

Найменування параметра	Позначення	Одиниці виміру	Границі
Напрямок дійсного вітру	Ktr	°	[0;360)
Швидкість дійсного вітру	Vtr	м/с	[0;30]
Напрямок хвилювання (звідки приходять хвилі)	Kw	°	[0;360)
Довжина хвилі	λ	м	[10;250]
Висота хвилі	h	м	[0;10]

Для моделювання регулярного хвилювання використовуються допущення, в рамках яких виявляється слушною лінійна теорія регулярних хвиль [44]. Передбачається, що крутість хвилі ($\frac{h}{\lambda}$) не перевищує 0,2. Дійсний період хвиль визначається за формулою [45]:

$$\tau = \sqrt{\frac{2\pi\lambda}{g}}, \quad (2.1)$$

де g – прискорення вільного падіння.

Якщо ж має місце зміна гідрометеорологічної обстановки, то параметри вітру й хвилювання передбачаються змінними в часі t як така сума гармонік:

$$x(t) = x_0 + A_1 \sin(2\pi t/\tau_1) + A_2 \sin(2\pi t/\tau_2) + A_3 \sin(2\pi t/\tau_3), \quad (2.2)$$

де x_0 – середнє значення величини, обране випадковим чином із проміжків

можливих значень відповідно до таблиці 2.2;

$A_1, A_2, A_3, \tau_1, \tau_2, \tau_3$ – амплітуди та періоди першої, другої й третьої гармонік відповідно.

Границі можливих значень даних величин наведено у табл. 2.3. При моделюванні з використанням формули (2.2) значення $x(t)$ повинно перебувати в межах, зазначених у таблиці 2.2.

Таблиця 2.3 – Параметри гармонік величин, що характеризують гідрометеорологічну ситуацію

Джерело: розроблено автором

Найменування величини	Позначення	Одиниці виміру	I гармоніка		II гармоніка		III гармоніка	
			A	τ	A	τ	A	τ
Модуль дійсного вітру	V_{tr}	м/с	[0;30]	2-10 год	[0;5]	10 хв – 1 год	[0;2]	10 с – 1 хв
Напрямок дійсного вітру	K_{tr}	°	[0;360]	*)	[0;30]	*)	[0;10]	*)
Висота хвилі	h	м	[0;5]	**)	-	-	-	-
Напрямок хвилювання	K_w	°	[0;90]	***)	-	-	-	-
Довжина хвилі	λ	м	[30;100]	1-10 год	-	-	-	-

*) Період напрямку вітру може відрізнятися для відповідних гармонік від його модуля не більш, ніж відповідно на 1 годину, 1 000 та 30 секунд.

**) Період зміни висоти хвилювання може відрізнятися від періоду зміни першої гармоніки модуля дійсного вітру на величину, що не перевершує по модулю 1 годину.

***) Період зміни напрямку хвилювання може відрізнятися від періоду зміни першої гармоніки напрямку дійсного вітру на величину, що не перевершує по модулю 1 годину.

Моделювання НС третього класу допускає, що кут перекладки керма й частота обертання гвинта змінюються протягом часу за законом:

$$\begin{aligned} \delta(t) &= 35^\circ \sin(2\pi t/\tau_\delta), \\ n(t) &= (n_{\max}/2) + (n_{\max}/2) \cdot \sin(2\pi t/\tau_n), \end{aligned} \quad (2.3)$$

де τ_δ – період зміни кута перекладки керма;

τ_n – період зміни частоти обертання гвинта.

Їх найменші значення вибираються виходячи з обмежень рульової

машини та РРК, а найбільші – обрані як подвоєний часу плавання.

Алгоритм методу тестування записується в такий спосіб:

- 1) задається кількість модельних (навігаційних) ситуацій для кожного із трьох класів, а також тривалість кожної модельної ситуації;
- 2) моделюються умови плавання судна на проміжку часу заданої тривалості (навігаційна ситуація одного із трьох класів), що визначаються:
 - параметрами вітру й хвилювання;
 - режимом роботи РРК судна;
 - початковою кінематикою (курс, кутова й лінійна швидкості);
- 3) визначається траєкторія руху судна на основі імітаційної моделі;
- 4) визначається траєкторія руху судна на основі нейронної мережі (нейронечіткої системи);
- 5) визначаються нев'язки між траєкторіями, згаданими в пунктах 3 та 4;
- 6) пункти 2-5 повторюються доти, поки не буде розглянута задана кількість модельних (навігаційних) ситуацій кожного класу;
- 7) визначаються найбільше і середнє значення максимуму модуля нев'язки (за час плавання заданої тривалості) у розглянутих модельних ситуаціях.

Блок-схема методу наведена на рис. 2.3.

Таким чином, розглянутий метод тестування застосовується для перевірки працездатності нейронних мереж (нечіткої й гібридних систем), що прогнозують швидкість дрейфу судна і його координати (збільшення координат). Метод використовує імітаційну модель руху судна в умовах зовнішніх впливів – вітру й хвилювання.



Рисунок 2.3 – Блок-схема алгоритму тестування нейромережевої (нейронечіткої) системи прогнозування руху судна

Джерело: розроблено автором

2.3 Розроблення нейронних мереж прогнозування руху судна

2.3.1 Нейронна мережа, що прогнозує значення координат судна при відомих кінематичних параметрах

Розглядається нейронна мережа (НМ), яка прогнозує координати судна на один крок вперед. З теорії нейронних мереж відомо [26, 34], що виконання подібного роду прогнозів вирішуються динамічними рекурентними мережами, які моделюють нелінійну авторегресію із зовнішніми входами (NARX – nonlinear auto regression with external inputs).

Визначимося спочатку з вибором виду вхідного й вихідного вектора мережі. Вхідний вектор X нейронної мережі визначається в такий спосіб:

$$X = \begin{pmatrix} \sin K \\ \cos K \\ V_{ox1} \\ V_{oy1} \end{pmatrix},$$

де K – дійсний курс судна;

V_{ox1} – поздовжня складова відносної швидкості судна;

V_{oy1} – поперечна складова відносної швидкості (швидкість дрейфу).

Вихідний вектор Y є радіус-вектор центру ваги судна в локальній (географічній) системі координат:

$$Y = \begin{pmatrix} x_G \\ y_G \end{pmatrix}.$$

Оскільки архітектура мережі передбачається рекурентною, то вектор Y подається по зворотному зв'язку на вхід нейронної мережі.

Інші параметри архітектури мережі такі: кількість шарів – 2; кількість схованих нейронів – 15; кількість вихідних нейронів – 2; функції активації:

гіперболічний тангенс (схований шар), тотожна (вихідний шар); кількість одиничних затримок – 15. Крок за часом – 1 с.

Загальний вид нейронної мережі показано на рисунку 2.4.

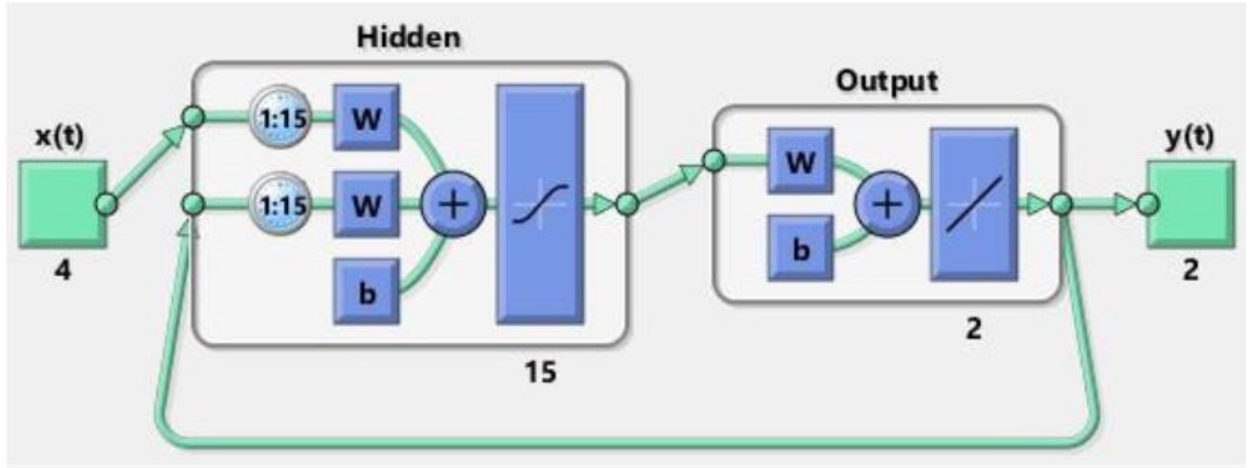


Рисунок 2.4 – Загальний вид нейронної мережі

Джерело: розроблено автором за даними [26]

Параметри алгоритму отримання вихідних даних такі:

- 1) довжина навчальної вибірки (число зразків): 139 700;
- 2) часова дискретність: 1 с;
- 3) границі вихідного вектора: (див. таблицю 2.1);
- 4) дискретність вихідного вектора: (див. таблицю 2.1);
- 5) границі вихідного вектора: не задавалися;
- 6) значення обмежуючої величини Δ : не використовувалося
- 7) вид алгоритму чисельного інтегрування: Ейлера (лівих прямокутників).

Границі вихідного вектора не задавалися у припущенні, що вихід буде змінюватися в тісних межах через випадковий характер входу, що й підтвердилося (табл. 2.4). Також не використовувалося значення обмежуючої величини Δ . Координати центру ваги судна в деякий момент часу t_{n+1} визначаються такими співвідношеннями:

$$\begin{aligned}x_G(t_{n+1}) &= x_G(t_n) + (V_{ox1} \cos K - V_{oy1} \sin K) \cdot dt; \\y_G(t_{n+1}) &= y_G(t_n) + (V_{ox1} \sin K + V_{oy1} \cos K) \cdot dt,\end{aligned}\quad (2.4)$$

де n – номер моменту часу;

dt – дискретність (крок) інтегрування за часом.

Позначення для курсу й швидкості ставляться до моменту часу n .

Таблиця 2.4 – Дискретність та діапазон зміни сигналів

Джерело: розроблено автором

Найменування	Позначення	Одиниці виміру	Інтервал зміни	Дискретність
Дійсний курс	K	°	0...360	0,1
Поздовжня складова відносної швидкості	V_{ox1}	вузли	-5...30	0,1
Поперечна складова відносної швидкості	V_{oy1}	вузли	-10...10	0,1
Абсциса	x_G	м	-504...1932	-
Ордината	y_G	м	-2674...888	-

Для настроювання (навчання) мережі використовується метод Левенберга-Марквардта спільно зі способом регуляризації Байеса [44, 45], який необхідний для забезпечення узагальнюючих властивостей. В якості критерію закінчення навчання обраний загальний час настроювання, а також загальний характер поведінки середнього квадрата помилки. Створення структури нейронної мережі, формування зразків, настроювання й тестування виконувалося в MATLAB. Режим навчання – пакетний. Зворотний зв'язок мережі у процесі навчання розмикається. По досягненні 48 годин навчання функція вартості (середній квадрат помилки) досягалася величини порядку 10^{-7} м^2 , і далі не зменшувалася значним чином. Максимум модуля нев'язки для зразків з навчальної вибірки досягався 2,26 м. Параметри навчання мережі наведено в табл. 2.5.

Використовувався критерій точності у вигляді середнього квадрата помилки (MSE – mean squared error). При цьому, як відомо, мінімізуємою

функцією при використанні градієнтних методів є подвійна сума квадратів помилок (за кожним зразком та кожним виходом).

Таблиця 2.5 – Параметри навчання нейронної мережі

Джерело: розроблено автором

Параметр	Одиниці виміру	Вихідне значення	Значення по закінченні навчання	Встановлене граничне значення
Кількість епох (ітерацій)	-	0	11460	$+\infty$
Час	гг.хх.сс	0	48.05.03	$+\infty$
Функція вартості	m^2	$9,82 \cdot 10^6$	$4,49 \cdot 10^{-7}$	0
Градiєнт	m^2	$1,77 \cdot 10^7$	0,00385	$1 \cdot 10^{-7}$
Параметр μ	-	0,005	$5 \cdot 10^6$	$1 \cdot 10^{10}$
Параметр регуляризації (для вільних параметрів)	-	$1,40 \cdot 10^3$	$1,32 \cdot 10^3$	0
Параметр регуляризації (для помилок)	-	54,2	380,0	0

Після настроювання нейронна мережа тестується з використанням вибірки, яка не брала участь у навчанні. Розглядаються два випадки.

У першому випадку тестові приклади вибираються випадковим чином за законом рівномірного розподілу з можливих проміжків для кожного моменту часу, аналогічно тому, як вибиралися вхідні зразки навчальної множини.

У другому випадку вектор вхідного сигналу також вибирається, виходячи із границь можливих значень його компонентів, але він зберігає сталість протягом усього руху судна. Загальний час плавання становить 4 год. Критерій працездатності – найбільший модуль нев'язки за час плавання.

Нейромережевий алгоритм працює в такий спосіб. Отримані значення складових вхідного вектора до моменту часу t_n (включно) подаються на вхід мережі. На виході виходять координати для моменту t_{n+1} . Після в другу за порядком (вважаючи від самої ранньої затримки) на лінії затримок точку траєкторії переноситься початок координат; і по відношенню вже до даної точки обчислюється координата для наступного моменту часу. Іншими

словами, мережа визначає збільшення координат у точці, яка відповідає моменту початку затримок. Альтернативним варіантом використання нейромережі може бути прогнозування доти, поки вихідний сигнал мережі перебуває в допустимих межах, певних на етапі навчання (див. таблицю 2.4).

Мережа тестувалася на 1 000 навігаційних модельних ситуаціях для двох вищевказаних варіантів поведінки вхідних сигналів. Результати тестування мережі представлені в таблиці 2.6.

Таблиця 2.6 – Результати тестування нейронної мережі

Джерело: розроблено автором

Вид модельної ситуації	Кількість ситуацій	Модуль нев'язки за 4 години плавання, м		
		Найменше значення	Середнє значення	Найбільше значення
Хаотична зміна вхідних сигналів	1 000	1,8	2,0	9,2
Постійні значення вхідних сигналів в часі	1 000	0,4	10,8	43,1

У ході тестування порівнювались прогноз нейронної моделі з алгоритмом інтегрування Ейлера. Слід зазначити, що саме на його основі формувався набір навчальних даних (вихідні зразки). Більш точні результати можна отримати, скориставшись методом трапецій. Проте, метод Ейлера дозволяє саме спрогнозувати значення координати на наступний крок, тобто результат інтегрування для конкретного моменту часу може бути отриманий без затримки, викликаною кінцевою швидкістю обчислень.

Таким чином, нейронна мережа прогнозує траєкторію руху судна з високою точністю, якщо порівнювати з алгоритмом чисельного інтегрування (Ейлера, у даному випадку), який використовувався для отримання зразків. Порівняємо тепер роботу нейронної мережі стосовно траєкторії, яка обчислюється аналітично. Для таких траєкторій характерний такий випадок: якщо складові швидкості задати як залежності від часу аналітично, то й координати можуть бути отримані як аналітичні функції (часу). Рух судна в

режимі циркуляції, що встановився, можна приблизно вважати прикладом такого руху. При цьому координати судна $x = x_G$, $y = y_G$ визначаються так:

$$\begin{aligned} x(t) &= R \sin(\omega t); \\ y(t) &= R \cos(\omega t), \end{aligned} \quad (2.5)$$

де R – радіус циркуляції, що встановився при маневрі;

ω – кутова швидкість радіус-вектора судна, при цьому: $\omega = \frac{V_0}{R}$, де V_0 – відносна швидкість судна (течія не враховується).

Північна й східна складові вектора швидкості, як результат диференціювання (2.5), мають вигляд:

$$\begin{aligned} V_x(t) &= x'(t) = V_0 \cos\left(\frac{V_0}{R} t\right); \\ V_y(t) &= y'(t) = -V_0 \sin\left(\frac{V_0}{R} t\right). \end{aligned} \quad (2.6)$$

Прискорення центру ваги (ЦВ) судна в локальній системі координат виходять на основі диференціювання рівнянь (2.6):

$$\begin{aligned} a_x(t) &= V'_x(t) = -\frac{V_0^2}{R} \sin\left(\frac{V_0}{R} t\right); \\ a_y(t) &= V'_y(t) = -\frac{V_0^2}{R} \cos\left(\frac{V_0}{R} t\right). \end{aligned} \quad (2.7)$$

Аналізуючи формули (2.6) та (2.7), можна зробити висновки, що швидкість й прискорення судна на циркуляції не є постійними у часі. Крім того, їх зміна носить нелінійний характер. Похибка (у координатах) методу Ейлера буде гарантовано відмінною від нуля, коли на інтервалі інтегрування прискорення відмінно від нуля, і воно не змінює знак на цьому інтервалі.

Похибка (в координатах) методу трапецій обов'язково буде ненульовою, якщо на інтервалі інтегрування змінюється прискорення,

причому так, що похідна його не змінює знак. Таким чином, для циркуляції, що встановилася, при дискретності одиниця помилки обох методів, у загальному випадку, не дорівнюють нулю; більше того, їх величина визначається співвідношенням $\frac{V_o}{R}$.

У зв'язку із цим, виникає необхідність розгляду різних варіантів руху судна на циркуляції, що встановилася, кожний з яких характеризується конкретним значенням величини $\frac{V_o}{R}$.

Змінюючи швидкість судна V_o від 1 до 30 вуз із кроком 1 вуз, радіус циркуляції R від 50 до 1 000 м із кроком 50 м, інтегруванням співвідношень (2.6) були отримані траєкторії судна на основі методів Ейлера, Рунге-Кутта 2-го порядку та трапецій. Поклавши кут дрейфу на циркуляції, що встановилася $+30^\circ$, обчислені складові вхідного вектора нейронної мережі, а потім отримана на її основі траєкторія (за 4 години плавання). У таблиці 2.7 наведені результати тестування.

Таблиця 2.7 – Результати тестування нейронної мережі в режимі, що встановився, циркуляції судна

Джерело: розроблено автором

Алгоритм одержання координат	Модуль нев'язки за 4 години плавання, м		
	Найменше значення	Середнє значення	Найбільше значення
Метод Ейлера	0,5144	7,9743	15,4538
Метод Рунге-Кутта другого порядку	0,0002	0,2500	3,9610
Метод трапецій	$4,4109 \cdot 10^{-5}$	0,0500	0,7952
Нейронна мережа ("метод Ейлера")	1,2985	9,8070	22,6337

Як свідчать дані, наведені в табл. 2.7, похибки нейронної мережі наближаються (по модулю нев'язки) до помилок методу Ейлера. Залежність похибок зазначених алгоритмів від номера навігаційної ситуації наведено на рисунку 2.5.

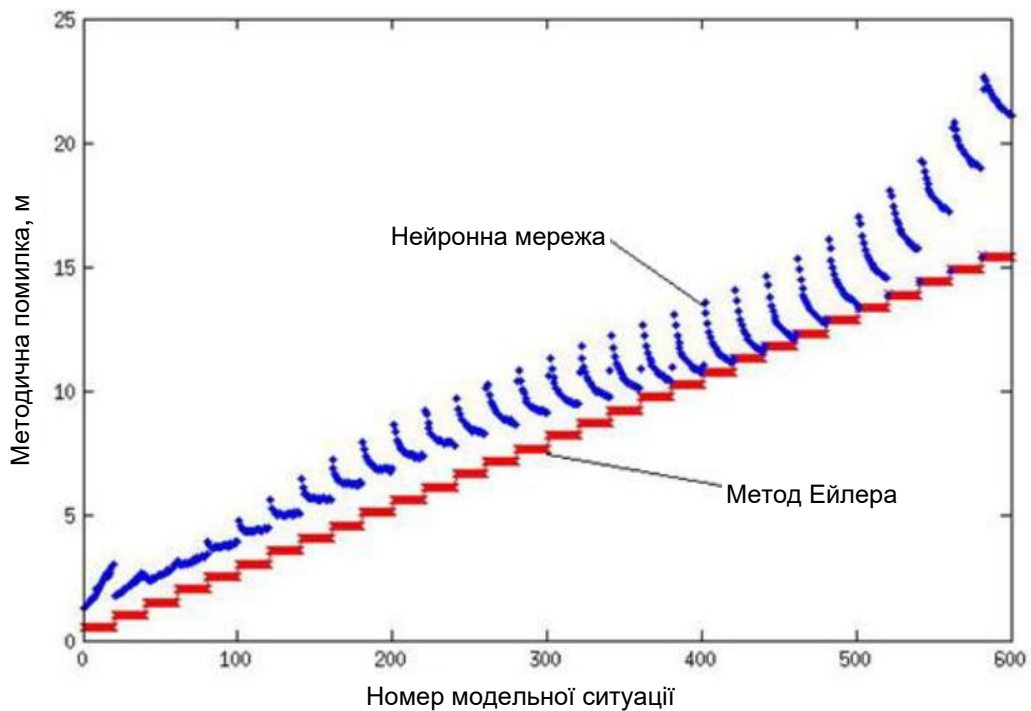


Рисунок 2.5 – Похибки інтегрування нейромережі за методом Ейлера
Джерело: розроблено автором

Графік (рис. 2.5) свідчить, що помилка за методом Ейлера практично не залежить від радіуса циркуляції судна, а визначається лише швидкістю його руху. Помилка ж нейронної мережі явно залежить від радіуса для фіксованого значення швидкості, хоча вихідні зразки, на яких вона навчалася, визначалися саме методом Ейлера.

У таблиці 2.4 наведені значення границь координат, у межах яких рухається судно, коли формуються зразки. Згодом границі проміжків можливих значень вхідних сигналів були трохи змінені. Так, поздовжня складова відносної швидкості змінювалася від -10 до +30 вуз. При цьому координати судна виявилися у таких межах: абсциса від -120,7 до +104,9 м; ордината – від -112,2 до 125,0 м.

Мережа була перенавчена за описаним вище алгоритмом до того ж значення функції вартості (табл. 2.5), що й первісна мережа. Розроблена нейронна мережа дозволяє прогнозувати координати судна з високою навігаційною точністю. Як правило, використання мережі орієнтоване на двокомпонентний лаг і гірокомпас.

2.3.2 Нейронна мережа, що прогнозує координати судна за даними про прискорення та швидкість

Раніше було встановлено, що рекурентна нейронна мережа виконує функцію інтегрування кінематичних параметрів судна. Завдання їх інтегрування – невід’ємна частина будь-якого алгоритму прогнозування. У випадку навігаційного зчислення інтегруються складові абсолютної швидкості судна; у випадку інерціального зчислення – зазначені складові є саме результатом інтегрування відповідних прискорень.

На основі позначених вище представлень розробимо нейромережеву систему, яка виконує відповідні операції інтегрування. Така система складена із двох послідовно з’єднаних нейронних мереж. Одна НМ (для НС “Швидкість”) виконує операцію інтегрування північної й східної складових прискорення. Вхідний сигнал мережі формується на основі вектора $(a_x, a_y)^T$, де a_x – північна складова прискорення судна, де a_y – східна складова прискорення. Вихідним сигналом служить вектор абсолютної швидкості судна $(V_x, V_y)^T$ на певний момент часу.

Даний вектор використовується для формування входу другої мережі (для НС “Координати”), що прогнозує вже вектор координат судна в локальній системі $(x, y)^T$ на конкретний момент часу.

Архітектура мереж однакова: використовуються динамічні нейронні мережі типу NARX. Параметри архітектури: кількість схованих шарів – 1; кількість схованих нейронів – 15; кількість нейронів вихідного шару – 2; кількість одиничних затримок (по входу й виходу) – 5; тип функції активації для нейронів схованого шару – гіперболічний тангенс, для вихідного шару – тотожна функція.

На рисунку 2.6 наведений загальний вигляд архітектури мережі.

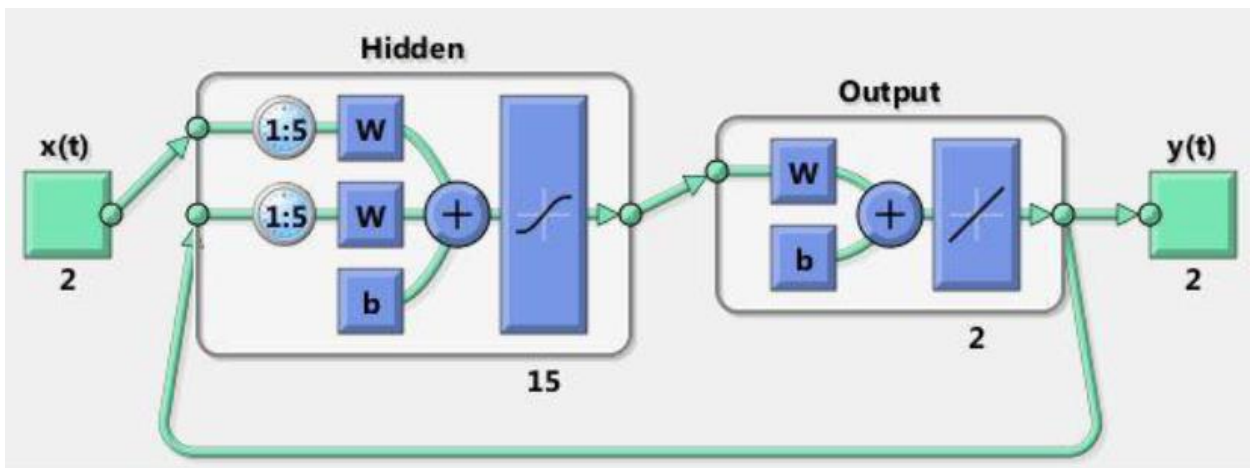


Рисунок 2.6 – Загальний вид нейронної мережі

Джерело: розроблено автором

Для НС “Швидкість” використовувалися такі параметри алгоритму формування зразків для навчання:

- 1) довжина навчальної вибірки (кількість зразків): 34 700.
- 2) часова дискретність: 1 с.
- 3) границі вихідного (вхідного) вектора: від -5 до 5 м/с² (за кожною складовою).
- 4) дискретність вхідного вектора: 0,05 м/с².
- 5) границі вихідного вектора: від ± 15 до ± 20 м/с (за кожною складовою).
- 6) значення обмежуючої величини Δ : 0,35 м/с².
- 7) вид алгоритму чисельного інтегрування: Ейлера (лівих прямокутників).

Для НС “Координати” використовувалися такі параметри алгоритму:

- 1) довжина навчальної вибірки (кількість зразків): 34 700;
- 2) часова дискретність: 1 с;
- 3) границі вихідного (вхідного) вектора: від -15 до 15 м/с (за кожною складовою);
- 4) дискретність вхідного вектора: 0,1 м/с;
- 5) границі вихідного вектора: від ± 100 до ± 150 м (за кожною складовою);
- 6) значення обмежуючої величини Δ : 3 м/с;

7) вид алгоритму чисельного інтегрування: Ейлера (лівих прямокутників).
Траєкторія руху судна наведена на рисунку 2.7.
Тестова вибірка не використовувалася для обох мереж.

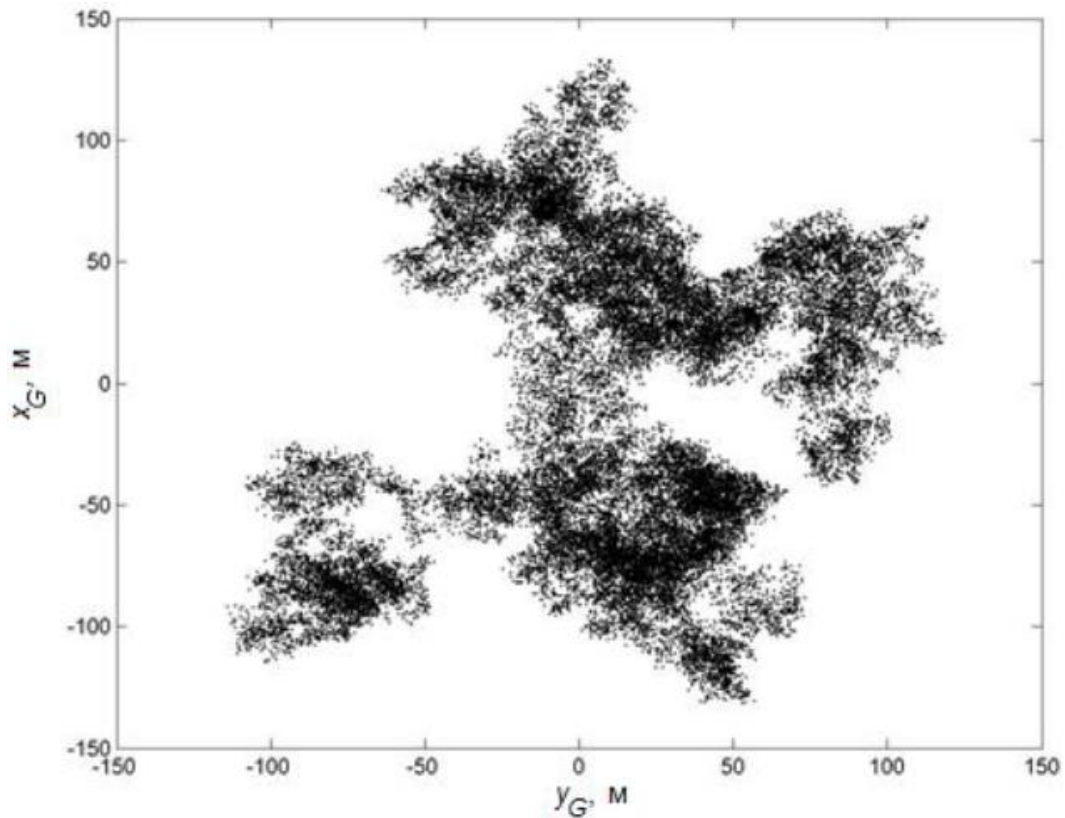


Рисунок 2.7 – Траєкторія судна при формуванні зразків навігаційної ситуації
"Координати"

Джерело: розроблено автором

Для безпосереднього настроювання коефіцієнтів мереж використовується метод Левенберга-Марквардта в межах процедури регуляризації Байеса.

Параметри процедури настроювання:

- 1) критерій зупинки: час навчання, позитивний висновок про недоцільність навчання за характером зміни функції вартості;
- 2) режим навчання: пакетний;
- 3) модифікація структури мережі: перехід до рівнобіжної послідовно-паралельної форми (з розімкнутим зворотним зв'язком).

На момент припинення навчання для НС “Швидкість” значення функції помилок склало $3,4833 \cdot 10^{-15} \text{ (м/с)}^2$, при цьому максимальний модуль похибки швидкості склав $3,7374 \cdot 10^{-5} \text{ м/с}$. На момент припинення навчання для НС “Координати” значення функції помилок склало $1,9953 \cdot 10^{-13} \text{ м}^2$, при цьому максимальний модуль нев’язки дорівнює: $3,7812 \cdot 10^{-4} \text{ м}$.

Після навчання мереж виконується їх тестування на зразках, які не використовувалися безпосередньо для їх настроювання. Перевірялася працездатність мережі для НС “Координати”, а також об’єднаної системи для НС “Швидкість” та НС “Координати”.

Використання НМ для НС “Координати” відповідає тому випадку, коли датчиками виступають двопроточний абсолютний лаг та гірокомпас. Було розглянуто два варіанти поведінки складових вхідного вектора в часі. Для першого випадку елементи послідовностей вхідних величин (компонент прискорення або швидкості) вибираються випадковим чином (за законом рівномірного розподілу) із проміжків можливих значень (можна сказати, що такі вхідні сигнали зовсім не корельовані у часі). В іншому випадку складові вхідного сигналу також приймають псевдовипадкові значення із заданих діапазонів, однак при цьому вони постійні протягом усього часу руху.

У випадку тестування мережі для НС “Координати” значення компонентів вхідного сигналу вибираються випадковим чином із проміжку $\pm 15 \text{ м/с}$ та зберігають обрані значення протягом часу плавання. Зробивши аналогічно при тестуванні НС “Швидкість”, тобто задаючи прискорення постійними з діапазону $\pm 5 \text{ м/с}^2$, отримуємо, що вихід мережі – компонента вектора абсолютної швидкості – може виходити за границі проміжків їх можливих значень. Тому область можливих постійних значень прискорень слід обмежити таким чином, щоб компоненти виходу НС “Швидкість” перебували в межах $\pm 15 \text{ м/с}$. Таким чином, постійними вибираються прискорення із проміжку $(\pm 15 \text{ м/с}) / t_{\text{пл}}$, де $t_{\text{пл}}$ – час руху судна (у секундах).

Під час тестування НМ для ситуації “Координати” прогнозується збільшення координат відносно тієї точки траєкторії, яка відповідає часу

початку одиничних затримок, так, як це було описано у п.п. 2.3.1.

Тривалість руху в кожній тестовій модельній ситуації становить 4 години. Критерієм розбіжності траєкторій вибирається максимум модуля нев'язки за час плавання. У таблицях 2.8 та 2.9 наводяться результати тестування.

Таблиця 2.8 – Результати тестування системи навігаційна ситуація “Координати”

Джерело: розроблено автором

Вид модельної ситуації	Кількість ситуацій	Модуль нев'язки за 4 години плавання, м		
		Найменше значення	Середнє значення	Найбільше значення
Хаотична зміна вхідних сигналів	100	$2,4373 \cdot 10^{-4}$	$8,6770 \cdot 10^{-4}$	0,0018
Постійні значення вхідних сигналів в часі	100	$1,5846 \cdot 10^{-5}$	0,0021	0,0076

Таблиця 2.9 – Результати тестування системи навігаційна ситуація “Швидкість” та навігаційна ситуація “Координати”

Джерело: розроблено автором

Вид модельної ситуації	Кількість ситуацій	Модуль нев'язки за 4 години плавання, м		
		Найменше значення	Середнє значення	Найбільше значення
Хаотична зміна вхідних сигналів	100	0,0731	0,7066	3,0495
Постійні значення вхідних сигналів в часі	100	0,2755	1,5168	3,2055

При тестуванні нейронні мережі виявилася здатність до прогнозування координат судна з високою для навігації точністю. Кількість модельних ситуацій була обрана 100.

Система нейронних мереж, виконуючи перехід від прискорень до координат, має більш низьку точність у порівнянні з нейронною мережею, що прогнозує координати за відомими компонентами абсолютної швидкості. Це явище пояснюється тим, що НС “Координати” у системі нейромереж приймає на вхід не дійсні значення вектора швидкості, як це має місце при її окремому використанні, а вихід НС “Швидкість”, що містить певні похибки

прогнозу швидкості.

Розглянуті нейронні мережі виконують функції інтегрування прискорення та швидкості руху судна. Як і будь-який алгоритм чисельного інтегрування, вони мають певну методичну похибка. У даному конкретному випадку навчання мереж відбувається на основі зразків, формування яких виконується за алгоритмом ламаних Ейлера [84].

На рис. 2.8 наведені графіки типової залежності модуля нев'язки від часу руху, що спостерігається у процесі тестування, для нейронної мережі, що прогнозує координати судна за складовими його прискорення. Як видно з даних графіків, при постійних прискореннях судна крива залежності модуля нев'язки від часу плавання може мати немонотонний характер – похибка може й зменшуватися в певні проміжки часу.

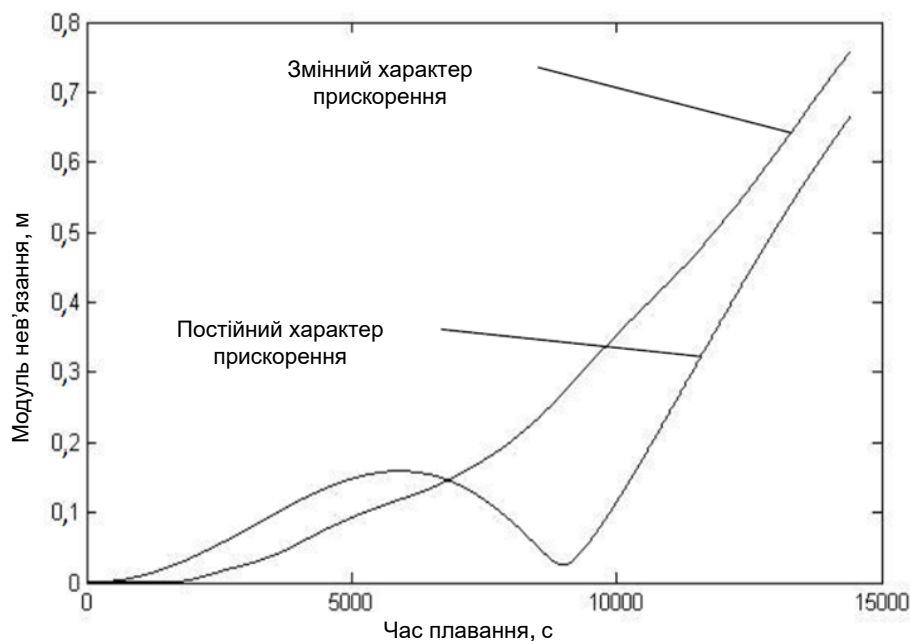


Рисунок 2.8 – Графіки залежності помилки мереж навігаційної ситуації

“Швидкість” та навігаційної ситуації “Координати” при тестуванні

Джерело: розроблено автором

Графіки залежності помилки мережі, що прогнозує координати судна за компонентами абсолютної швидкості, наведено на рис. 2.9. Як видно з

рисунка, характер зміни максимуму модуля нев'язки для зазначеної мережі може також носити немонотонний характер.

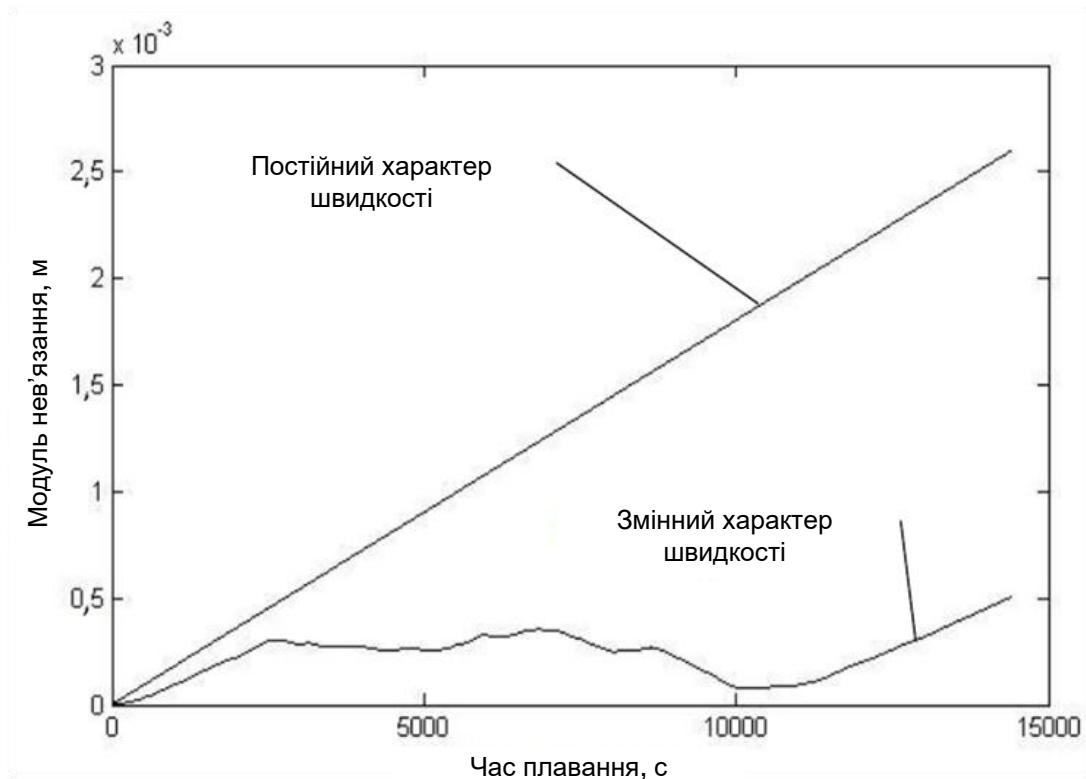


Рисунок 2.9 – Графіки залежності помилки мережі навігаційної ситуації “Координати” при тестуванні

Джерело: розроблено автором

Необхідно відзначити, що для навігаційної ситуації “Координати” характер залежності модуля нев'язки від часу плавання носить монотонний характер для постійного вхідного сигналу, і немонотонний – для змінного. При цьому для системи мереж НС “Швидкість” та НС “Координати” ситуація має прямо протилежний характер. Відзначена закономірність має місце тільки для випадково обраних розглянутих навігаційних ситуацій, і її справедливості для інших ситуацій підлягає додатковій перевірці.

Побудовані нейронні мережі можна умовно назвати "кінематичними", оскільки вони прогнозують координати судна, використовуючи лише дані про його швидкості або прискорення. Використання зазначених мереж у

моделі прогнозування траєкторії можливо для будь-якого судна, якщо воно обладнане необхідними датчиками навігаційної інформації. Вільні параметри НМ не залежать від гідродинамічних характеристик судна, але залежать від обраного при формуванні зразків способу чисельного інтегрування.

При перевірці працездатності синтезованих мереж бажано розглядати точні НС, за якими координати судна, його швидкість та прискорення описуються як аналітичні функції часу. Однак, реальний рух судна в загальному випадку не має точного математичного опису, і всі варіанти його руху не можуть бути розглянуті. Один з наближених варіантів рішення зазначеної проблеми полягає у виборі такого алгоритму й такої дискретності інтегрування, при яких методичними помилками можна буде зневажити, і перейти до тестування НМ стосовно обраної схеми чисельного інтегрування.

При даному підході виникає додаткове питання про точність використаного методу інтегрування. Задаючи певну дискретність величин, за якими розраховуються компоненти вхідного вектора, можна методом перебору розглянути всі можливі варіанти руху із заданою дискретністю. При реалізації такого підходу потрібно використання системи високопродуктивних обчислень.

Інший емпіричний шлях тестування кінематичних нейронних мереж полягає у використанні таких методів виміру координат судна, похибка яких хоча б на порядок менше методичної похибки нейронної мережі. Однак і в такому випадку проблема розгляду всіх навігаційних ситуацій, як і раніше, залишається актуальною.

2.3.3 Метод настроювання вільних параметрів нейромережових і нейронечіткої систем прогнозування руху судна

Раніше вдалося отримати працездатні системи на основі методу Левенберга-Марквардта (з регуляризацією), тобто корекції підлягають коефіцієнти нейронних мереж так, щоб мінімізувати цільову функцію – суму квадратів помилок. Даний успіх можна пояснити тим, що була отримана достатня кількість зразків із усієї області працездатності нейронних мереж, оскільки зразки для них можна отримати шляхом комп'ютерного моделювання. Якщо мінімізуєма функція (сума квадратів помилок) дуже мала, то малою буде й характеристика точності. Зовсім інша ситуація виникає, коли кількість зразків обмежена (що типово для натурних спостережень). У такому випадку функція вартості мінімізується недостатньо, і цей мінімум може не відповідати мінімуму найбільшого модуля нев'язки або помилки швидкості. Таким чином, застосувати один з відомих алгоритмів навчання безпосередньо у випадках обмеженості кількості зразків не вийде, і потрібен контроль процесу навчання за точністю.

У підсумку, модифікований метод настроювання нейромережових і нейро-нечіткої систем може бути реалізований у вигляді такого алгоритму:

1. Задаються параметри "локального" алгоритму навчання (наприклад, Левенберга-Марквардта, дельта-правила): кількість епох N_{it} , час навчання, мінімальне значення градієнта, а також загальний час настроювання T_{max} .
2. Здійснюється корекція параметрів мережі в пакетному режимі.
3. По закінченні заданої кількості епох N_{it} виконуються розрахунки характеристики точності: максимальне значення модуля нев'язки s_{max} або модуля похибки швидкості e_{max} для зразків з тестової вибірки.
4. Якщо характеристика точності зменшилася, то зберігається стан мережі.
5. Пункти 2-4 повторюються доти, поки не буде обраний час, відведений на навчання мережі.

Блок-схема алгоритму наведено на рис. 2.10.

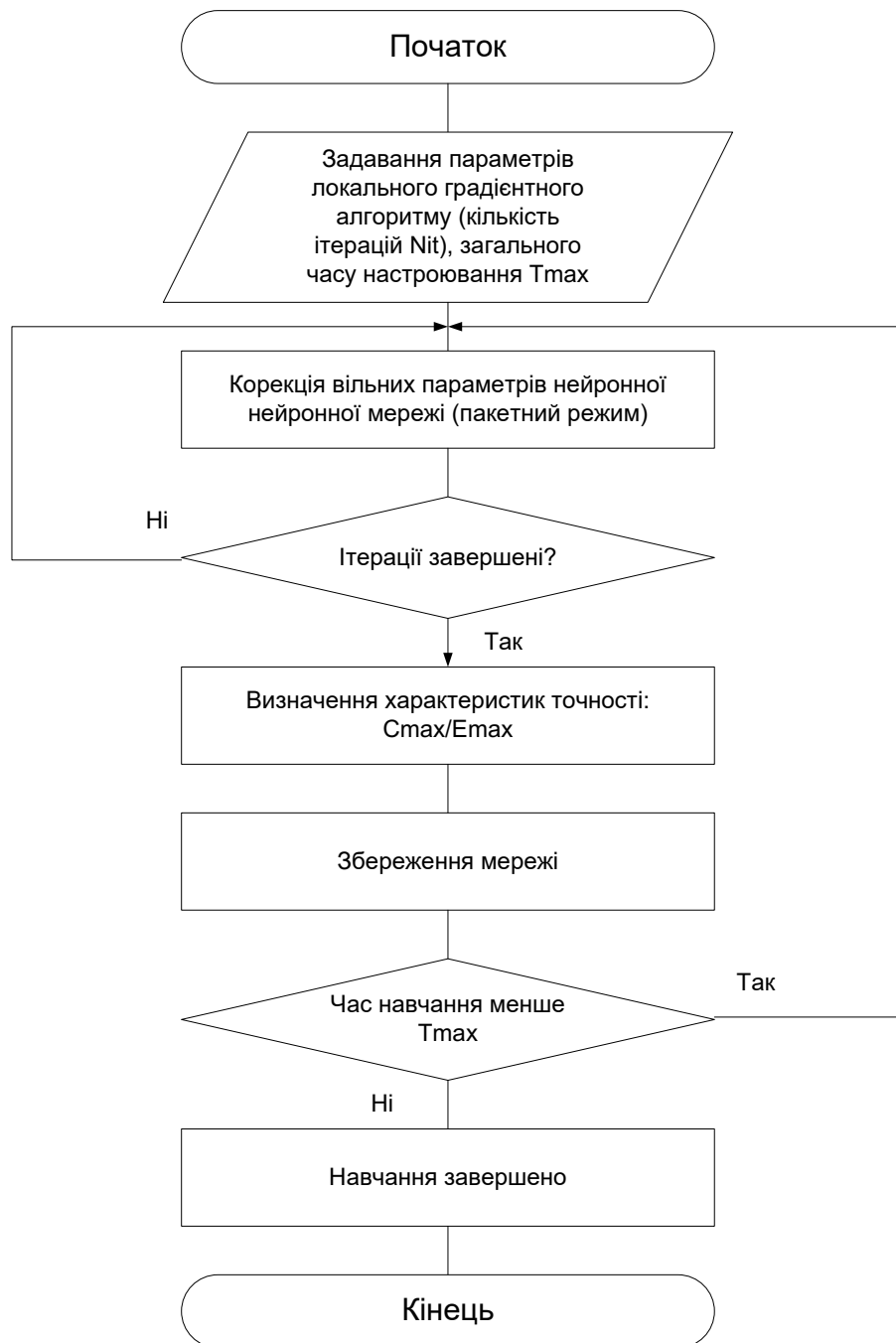


Рисунок 2.10 – Блок-схема алгоритму настрювання систем прогнозування шляху судна, створених на основі нейромережових технологій

Джерело: розроблено автором

Вибір характеристики точності залежить від того, що прогнозує система. Якщо вона прогнозує координати, то використовується C_{max} ; якщо прогнозує швидкість, то використовується e_{max} . Алгоритм може бути зупинений і раніше, якщо стає очевидно, що подальше настрювання не може привести до істотного збільшення точності в межах відведеного часу.

2.4 Метод вибору оптимальної нейромережевої системи прогнозування руху суден

Критерієм оптимальності є швидкість збіжності алгоритму настроювання нейромережі.

Проведемо такий експеримент. Візьмемо за основу архітектуру нейронної мережі, описану у п. 2.3.1. Набір навчальних даних складається із двох вибірок – навчальної й тестової й містить по 139 700 зразків.

Порівняємо роботу таких алгоритмів навчання розробленої НМ:

- адаптивний метод градієнтного спуска (ABP);
- метод сполучених градієнтів (CGPR);
- квазіньютонівський метод (BFGS);
- метод Левенберга-Марквардта (LM);
- метод Левенберга-Марквардта з регуляризацією Байеса (LMBR).

Використання всіх зазначених алгоритмів, за винятком ABP, відповідає завданню навчання рекурентних НМ, особливістю якої є проблема сходження градієнта до нуля. Вони представляють собою методи другого порядку, оскільки враховують другі похідні функції помилок. Алгоритм ABP включений у дослідження як традиційний спосіб настроювання нейронних мереж методом зворотного поширення помилки (BP).

Для роботи градієнтного методу ABP необхідно встановити початкове значення параметра η , що характеризує величину корекційних виправлень у процесі настроювання мережі. Встановити значення зазначеного параметра з теоретичних міркувань важко, тому скористаємося практичним підходом, який полягає в наступному.

Розглянемо варіанти роботи звичайного алгоритму BP зі значеннями η та такою послідовністю (0,1; 0,01; 0,001 ... $1 \cdot 10^{-10}$). Для кожного варіанта запусимо алгоритм BP по 10 раз і визначимо максимум нев'язки для тестової вибірки. Значення параметра, відповідне до кращих результатів, приймемо в якості початкового для ABP. За результатами пророблених

операцій, було визначено значення 0,0000001.

Параметр швидкості навчання η (адаптивний) використовує також і алгоритми CGPR та BFGS. Для першого алгоритму пошук η виконується методом Чараламбуса, для другого – методом пошуку з поверненням.

Досліджуємо спочатку збіжність алгоритмів при фіксованому числі ітерацій. Розглянемо 10, 50-300 (із кроком 50) циклів навчання. Для зменшення впливу випадковостей, для кожного випадку навчання будемо виконувати десять разів. По закінченні кожного зазначеного числа ітерацій фіксувалися найбільше c_{\max} та середнє c_{mean} значення максимуму модуля нев'язки в модельних ситуаціях тестової вибірки. Аналогічні величини визначалися й для навчальної вибірки. Фіксувався також і середній час навчання. Результати наведено в табл. 2.10.

Як впливає із даної таблиці, для тієї самої кількості епох різні алгоритми мають різну точність щодо навчальної та тестової вибірки. Оптимальним алгоритмом будемо вважати той, який забезпечує навчання нейронної мережі з найменшою величиною c_{\max} у більшості з розглянутих випадків (10 с, 50 с, 100 с, ..., 300 с).

Таким чином, алгоритм Левенберга-Марквардта у комбінації зі способом регуляризації Байеса (LMBR) має найкращу збіжність при фіксованій кількості ітерацій.

Результати даного етапу порівняння алгоритмів дозволяють помітити, що вони різняться часом, який приділяється на виконання однієї ітерації. З табл. 2.10 видно, що метод CGPR є найточнішим для 300-ої ітерації, а метод першого порядку (ABP) є не таким точним. Однак ABP 300 ітерацій пройшов за 2 702 с, а CGPR витратив 5 689 с, тобто приблизно вдвічі більше часу. Виникає допущення, що ABP досягає не гіршої точності у порівнянні з CGPR, якщо йому надати такий самий час.

Іншими словами, необхідно повторити експеримент, зафіксувавши вже час навчання, а не кількість ітерацій. При такому підході всі розглянуті алгоритми будуть поставлені у рівні умови.

Таблиця 2.10 – Навчання при фіксованому числі ітерацій

Джерело: розроблено автором

Кількість ітерацій	Алгоритм навчання									
	ABP		CGPR		BFGS		LM		LMBR	
	Найбільше / (середнє) значення максимуму модуля нев'язки, милі									
	Навчальна вибірка	Тестова вибірка	Навчальна вибірка	Тестова вибірка	Навчальна вибірка	Тестова вибірка	Навчальна вибірка	Тестова вибірка	Навчальна вибірка	Тестова вибірка
10	4,45 (3,36)	4,38 (3,18)	3,65 (2,41)	3,44 (2,26)	5,46 (3,69)	5,61 (3,48)	3,72 (2,48)	3,41 (2,16)	1,78 (1,66)	1,36 (0,42)
Час, с	89		195		279		163		165	
50	6,09 (3,04)	4,70 (2,63)	2,00 (1,75)	1,65 (1,28)	5,24 (3,13)	4,25 (2,97)	3,78 (2,20)	3,58 (1,71)	1,92 (1,62)	1,27 (0,75)
Час, с	455		953		1456		762		769	
100	4,58 (2,51)	4,71 (2,31)	1,92 (1,76)	1,56 (0,89)	4,10 (2,47)	3,74 (2,52)	2,26 (1,76)	1,75 (0,82)	1,80 (1,56)	1,75 (0,48)
Час, с	883		1 956		3 005		1 506		1 533	
150	2,59 (2,04)	2,58 (1,82)	1,90 (1,74)	1,39 (0,61)	2,74 (2,17)	2,87 (1,67)	3,20 (1,72)	3,22 (1,09)	1,75 (1,20)	1,39 (0,55)
Час, с	1 348		2 984		4 523		2 250		2 290	
200	2,68 (2,1)	2,90 (1,49)	2,14 (1,77)	1,84 (0,70)	2,18 (1,88)	2,91 (1,91)	1,91 (1,61)	1,77 (0,93)	1,86 (1,10)	1,04 (0,52)
Час, с	1 810		3 808		6 005		3 002		3 069	
250	2,14 (1,92)	2,10 (1,45)	2,16 (1,90)	1,06 (0,59)	2,97 (2,03)	2,19 (1,48)	1,92 (1,52)	3,34 (1,22)	2,07 (0,77)	0,86 (0,50)
Час, с	2 253		4 828		7 512		3 758		3 808	
300	2,42 (1,95)	2,13 (1,49)	3,07 (1,87)	1,63 (0,65)	2,49 (1,98)	2,63 (1,48)	1,82 (1,32)	1,77 (0,76)	1,07 (0,72)	1,71 (0,84)
Час, с	2 702		5 689		9 058		4 549		4 577	

Незважаючи на те, що час роботи того або іншого алгоритму визначається програмним та апаратним забезпеченням, відносний час роботи дозволяє зробити висновок про якість роботи алгоритмів.

На першому етапі експерименту потрібно зафіксувати час настроювання, і для визначення його значення можна обрати середній час навчання найбільш точного алгоритму для кожної кількості ітерацій (див. табл. 2.10). Так, для 100 ітерацій час навчання становить 1 956 с, для 150 – 2 290 с.

Як і на першому етапі, для підвищення вірогідності результатів й зменшення впливу випадкових факторів, процес навчання нейронної мережі повторюється 10 раз для кожного значення часу. Таблиця 2.11 відображає результати другого етапу експерименту.

Таблиця 2.11 – Навчання при фіксованому часі

Джерело: розроблено автором

Час навчання,с	Алгоритм навчання									
	ABP		CGPR		BFGS		LM		LMBR	
	Найбільше / (середнє) значення максимуму модуля нев’язки, милі									
	Навчальна вибірка	Тестова вибірка	Навчальна вибірка	Тестова вибірка	Навчальна вибірка	Тестова вибірка	Навчальна вибірка	Тестова вибірка	Навчальна вибірка	Тестова вибірка
165	4,44 (3,17)	4,28 (2,97)	5,44 (2,71)	4,07 (2,34)	6,44 (4,25)	6,06 (3,94)	3,92 (2,60)	3,66 (2,14)	1,78 (1,62)	1,36 (0,49)
Кількість ітерацій	20		9		6		11		10	
769	5,92 (2,91)	4,27 (2,53)	2,06 (1,87)	1,81 (1,04)	3,38 (2,95)	3,23 (2,64)	4,53 (2,22)	4,17 (1,41)	1,92 (1,55)	1,61 (0,82)
Кількість ітерацій	91		39		27		51		50	
1 956	3,67 (2,14)	3,74 (1,81)	2,15 (1,69)	1,32 (0,69)	4,24 (2,67)	4,28 (2,39)	1,95 (1,72)	1,60 (0,79)	1,95 (1,30)	1,61 (0,52)
Кількість ітерацій	222		100		66		131		129	
2 290	2,23 (1,99)	2,20 (1,35)	1,86 (1,62)	1,03 (0,62)	3,09 (2,40)	3,66 (2,39)	1,85 (1,51)	2,01 (0,87)	1,75 (1,15)	1,40 (0,59)
Кількість ітерацій	258		117		76		154		152	
3 069	2,55 (1,96)	2,21 (1,23)	2,84 (1,84)	1,44 (0,69)	2,28 (2,11)	2,81 (2,00)	2,06 (1,62)	1,49 (0,85)	1,93 (1,15)	1,15 (0,53)
Кількість ітерацій	346		157		102		206		204	
3 808	2,77 (1,97)	2,07 (1,38)	2,80 (1,67)	1,43 (0,73)	3,17 (2,18)	2,35 (1,78)	1,92 (1,31)	2,87 (0,82)	2,07 (0,86)	0,86 (0,55)
Кількість ітерацій	430		198		126		255		254	
5 689	2,08 (1,90)	1,97 (1,35)	2,79 (1,91)	2,48 (1,00)	2,20 (1,94)	2,40 (1,57)	1,79 (1,15)	1,66 (0,88)	0,99 (0,45)	1,71 (0,80)
Кількість ітерацій	641		306		192		379		381	

Аналіз даних у таблиці 2.11 свідчить, що краща точність навчання (за критерієм s_{\max}) за заданий час досягається при застосуванні методу LMBR. Результат відповідає першому етапу експерименту, коли фіксувалася кількість ітерацій. Друге місце займає метод сполучених градієнтів. Третє місце належить класичному методу Левенберга-Марквардта (LM).

Якщо розглядати такий критерій, як час, необхідний для виконання однієї ітерації, то тут можна виділити два алгоритми, для яких цей показник

має екстремальні значення. Найменше значення спостерігається для алгоритму АВР, що цілком природно, тому що це алгоритм першого порядку. Найбільше значення показника має квазиньютоновський BFGS-алгоритм.

Таким чином, метод вибору оптимального (за збіжністю) алгоритму навчання нейронної мережі прогнозування руху суден полягає у такому [84]:

1) попередньо відбираються алгоритми, що підходять для рішення поставленого завдання – настроювання нейронної мережі для досягнення мети прогнозування;

2) формується набір навчальних даних (навчальна й тестова вибірки);

3) задається послідовність значень кількості епох (ітерацій), при досягненні якого навчання слід припинити;

4) виконується настроювання нейромережевої системи прогнозування шляху судна з фіксованою кількістю епох (критерій закінчення навчання – кількість епох);

5) для кожного випадку навчання (із заданою кількістю епох) фіксується час роботи алгоритму, для якого мережа має найменшу похибку (максимум модуля нев'язки c_{\max} або помилки швидкості e_{\max}) на зразках тестової вибірки;

6) задається послідовність тривалості навчання, кожний елемент якого є час найбільш "точного" алгоритму, визначеного в п. 5;

7) виконується настроювання нейромережевої системи прогнозування шляху судна з фіксованою тривалістю навчання (критерій закінчення навчання – час);

8) для кожного випадку навчання (із заданим часом) фіксується похибка (c_{\max}/e_{\max}) на зразках тестової вибірки. Визначається оптимальний по збіжності алгоритм як алгоритм, для якого мережа має найменшу похибка (розраховану по тестовій вибірці) в більшості випадків.

Блок-схема алгоритму наведена на рисунку 2.11.

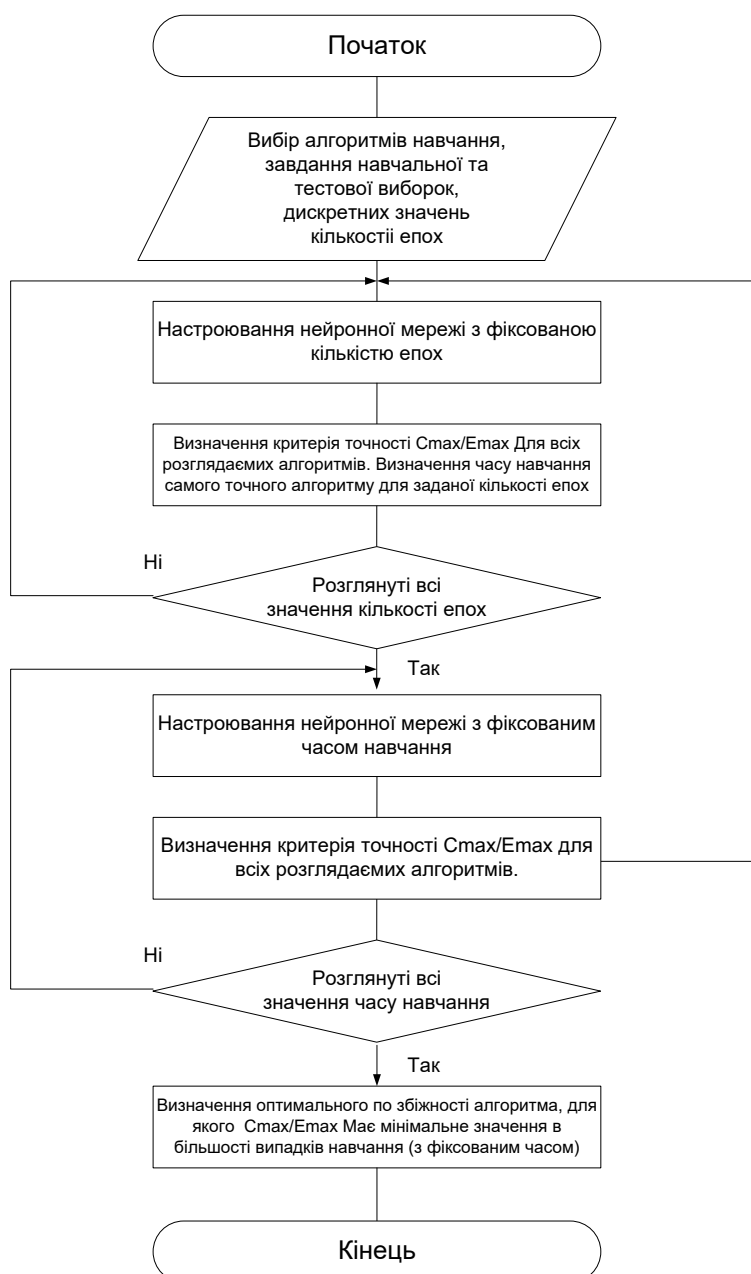


Рисунок 2.11 – Блок-схема визначення оптимального (за збіжністю) алгоритму настроювання нейронної мережі

Джерело: розроблено автором

Розроблений метод вибору оптимального алгоритму навчання був апробований для нейронної мережі, що прогнозує зчислені координати судна за даними навігаційних датчиків.

Висновки до розділу 2

1. Розроблені методи формування наборів навчальних даних, необхідних для побудови нейромережових (нейронечіткої) систем прогнозування руху судна. Метод формування зразків для настроювання ідентифікуючих судно систем фактично представляє собою технологію організації натурних спостережень, у ході яких виходять дані зразки. Для таких систем запропоновано два способи формування навчальних даних – метод варіацій управляючих впливів і метод поточної експлуатації судна.

2. Перевірка працездатності (тестування) синтезованих систем виконується на основі імітаційного моделювання й має на меті встановити, наскільки адекватні розроблені методи формування зразків та навчання систем зчислення на основі нейронних мереж.

3. У ході тестування використовуються ситуації трьох класів, до складу яких входять режим стабілізації судна на курсі; циркуляції с постійними кутом перекладки керма й частотою обертання гвинта; плавання з мінливим характером даних величин.

4. Розроблена нейронна мережа дозволяє прогнозувати координати судна за інформацією від навігаційних приладів, з високою навігаційною точністю.

5. Отримав подальший розвиток метод прогнозування параметрів руху судна в системі формування надводної обстановки, який, на відміну від існуючих ґрунтується на теорії нечіткої логіки та дозволяє підвищити точність визначення навігаційних параметрів руху й безпеки мореплавання.

Основні результати дослідження опубліковані в роботі здобувача [84].

РОЗДІЛ 3

МОДЕЛІ ТА МЕТОД ІДЕНТИФІКАЦІЇ НАДВОДНОЇ ОБСТАНОВКИ

Даний розділ дисертаційної роботи присвячений розробленню моделей та методу, які містять нові наукові результати, спрямовані на досягнення мети роботи. Удосконалено метод ідентифікації надводної обстановки, який на відміну від відомих, базується на використанні нечітких нейронних мереж, що дозволило підвищити оперативність та обґрунтованість ситуаційної обізнаності та вироблення відповідних рішень при керуванні судном у складних умовах навігації. Вперше розроблено інформаційну модель надводної обстановки для автоматизації процесу судноводіння, побудовану на використанні технології доповненої реальності, що дозволяє прогнозувати параметри руху судна, підвищити якість інформаційного забезпечення при виробленні рішень щодо керування судном і безпеку судноводіння.

3.1 Модель формалізації навігаційної обстановки

У п.п. 1.4 відзначено, що, згідно з А.893(21), STCW-78, SOLAS-74, розробка плану рейсу (маршруту) судна є найважливішою процедурою для належного судноводіння та визначені найважливіші елементи для формалізації навігаційної обстановки:

1. Навігаційно-гідрографічні характеристики;
2. Гідрометеорологічні характеристики;
3. Засоби навігаційного та радіонавігаційного обладнання;
4. Правила плавання суден;
5. СУРС і передачі навігаційної та гідрометеорологічної інформації;
6. Способи та необхідна частота визначення місця розташування судна;
7. Маневрені особливості судна.

Для вибору маршруту переходу та забезпечення безпеки плавання судна з використанням автоматизованих навігаційних комплексів із системою інтелектуальної підтримки (СПП) повинна бути формалізована математична модель навігаційно-гідрографічної обстановки на основі цілеспрямованої систематизації, сформульованої в [46], та встановлені принципи взаємодії елементів, пов'язаних з мореплаванням. У дослідженні [47] в основу подібних моделей покладені принципи й методи традиційного судноводіння, пов'язані з поділом маршруту переходу по характерних районах з умовами плавання, що різняться.

На стратегічному рівні планування пропонується виділяти два характерні типи інформації про райони плавання (РПл) та рівні деталізації (рис. 3.1):

1. Райони водного простору (океани, моря, протоки, затоки, бухти, річки).
2. Райони суші (материки, острови, півострови, порти, хвилеломы, причали).

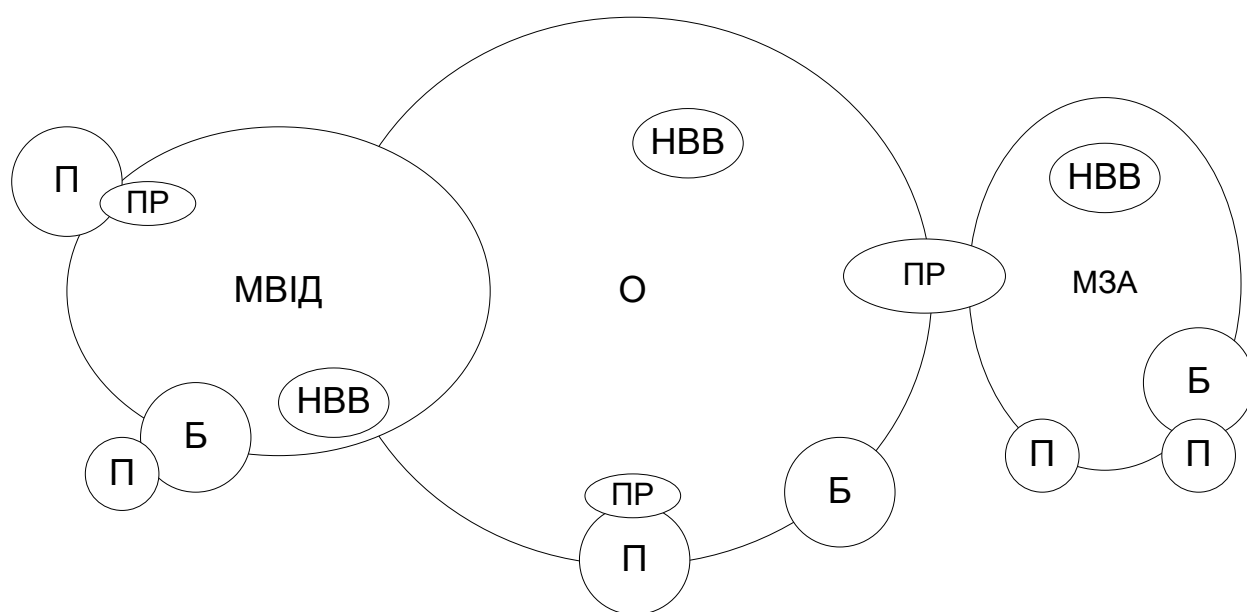


Рисунок 3.1 – Множини районів водних просторів:

О – океан; МВІД – море відкрите; МЗА – море закрите; Б – затоки, бухти;
 ПР – вузькості, фіорди, протоки; П – портові акваторії, рейди;
 НВВ – нафтові вишки; виносне причальне обладнання (ВПО).

Джерело: розроблено автором

Відносини взаємозв'язку між рівнозначними типовими районами водних просторів по маршруту плавання (переходу) судна наведені на рисунку 3.1 та визначаються географічним розташуванням й особливостями судноплавства з урахуванням виконаних раніше досліджень [47].

Райони плавання за маршрутом судна пропонується представляти в СІП множинами та сформулювати універсальне представлення у вигляді ієрархії окремих елементів цих множин. Це дозволяє застосовувати відомі методи операцій над множинами (приналежності, включення, об'єднання, перетинання, вирахування) як вихідного математичного апарата алгоритмів СІП у судноводінні, що в сукупності формує логіко-математичні моделі навігаційної обстановки.

Отже, це можна представити комбінаціями логічних операцій над множинами та їх взаємодій:

$$\begin{aligned} \text{РПл}_k \supset \begin{cases} \text{РПл}_i \cap \text{РПл}_j; \\ \text{РПл}_i \cup \text{РПл}_j; \\ \text{РПл}_i \setminus \text{РПл}_j; \\ \text{РПл}_i \in \text{РПл}_j; \end{cases} \\ \text{РПл}_i \rightarrow \text{РПл}_j; \\ \text{РПл}_i \leftarrow \text{РПл}_j; \\ \text{РПл}_i \leftrightarrow \text{РПл}_j, \end{aligned} \quad (3.1)$$

де РПл_k – область (множина) поточного району плавання;

$\in, \supset, \cup, \cap, \setminus$ – знаки приналежності, включення, об'єднання, перетинання, віднімання множин, відповідно;

$\rightarrow, \leftarrow, \leftrightarrow$ – знаки переходу, прямого, зворотного, двостороннього відповідно;

i, j – індекси РПл.

На основі логічних операцій над множинами районів та умов плавання утворюються багаторівневі моделі множин РПл_k на наступному рівні ієрархії завдання планування оптимального маршруту судна.

Деталізацію характеристик умов плавання (УП) судна, відповідно до застосовуваних класифікацій у гідрографії й навігації, доцільно представити у вигляді встановлених шляхів, правових обмежень, регульованих, спеціальних районів. Ці умови плавання, деталізовані в роботах [48-50] розділяються на типові групи, що враховують види діяльності й обмеження, як наведено на рис. 3.2.

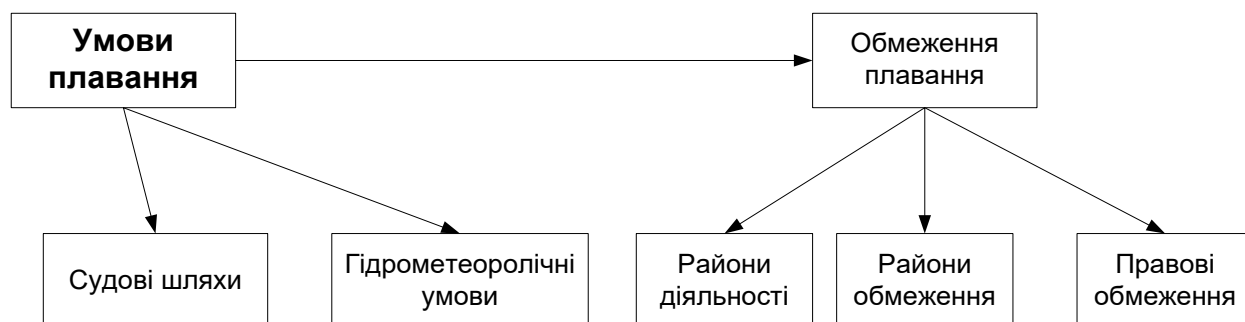


Рисунок 3.2 – Структурна схема основних типових груп умов плавання в районі

Джерело: розроблено автором

Математична модель умов плавання для формування маршруту руху судна представляються аналогічно положення, логічними операціями над множинами, подібно до формули (3.1):

$$УП_i \supset \begin{cases} УП_i \cap УП_j; \\ УП_i \cup УП_j; \\ УП_i \in УП_j; \\ УП_i \setminus УП_j, \end{cases} \quad (3.2)$$

де $УП_i$ – поточні умови плавання;

i, j – індекси умов плавання.

Взаємодія та взаємозв'язок моделей РПл (3.1) та УП (3.2) представляються логічними операціями над їх множинами, що в результаті

дає узагальнену модель навігаційної обстановки (НО) для формування надводної обстановки:

$$НО_i \equiv РПл_i \cup УП_i, \quad (3.3)$$

де $НО_i$ – множина комбінацій навігаційної обстановки.

Виконаємо класифікацію та формалізацію множин умов судноплавства.

На підставі класифікації районів та умов плавання (3.1)-(3.3) пропонується доповнити трьома ознаками умов судноплавства, що залежать від відстаней до небезпек, небезпечної глибини та частоти зустрічей з іншими суднами:

1) райони відкритого моря (необмежений судноплавний простір):

$$d(F_i, O_j) \geq 50 \text{ миль}; \quad H_{оп} \geq 2T_{дин}; \quad T_{оч} \geq 60 \text{ хв}, \quad (3.4)$$

де $T_{оч}$ – частота зустрічей з іншими суднами, хв (щільність суднопотоку);

O_j – район небезпек;

2) райони прибережного плавання:

$$\begin{aligned} 10 \text{ миль} < d(F_i, O_j) &\leq 50 \text{ миль}; \\ 1,5T_{дин} < H_{оп} &< 2T_{дин}; \\ 30 \text{ хв} &\leq T_{оч} < 60 \text{ хв}; \end{aligned} \quad (3.5)$$

3) райони стиснутого судноплавства або з особливими умовами плавання по класифікації (вузькості, підходи до портів, канали і т. п.):

$$\begin{aligned} d(F_i, O_j) &\leq 10 \text{ миль}; \\ H_{оп} &\leq 1,5T_{дин}; \\ 15 \text{ хв} &\leq T_{оч} < 30 \text{ хв}. \end{aligned} \quad (3.6)$$

Для запобігання небезпечного зближення судна з навігаційними небезпеками в умовах невизначеності руху судна, стану зовнішнього середовища і роботи системи керування судном необхідна наявність навколо судна вільного простору, яка враховує:

1. Міжнародні, національні, місцеві правила плавання, звичаї;
2. Звичайну та ефективну морську практику, особистий досвід;
3. Навігаційне обладнання, враховуючи його працездатність, гідрометеорологічні умови, суднопотік;
4. Особливості навігації та управління судном.

Залежно від умов судноплавства (3.4)-(3.6) паралелепіпед зони вільного простору, а, отже, і значення кроку дискретизації водного простору вибираються різними. Наприклад, для районів відкритого моря (3.4) паралелепіпед зони вільного простору може визначатися на основі довжини гальмового шляху судна, дистанції безпечної розбіжності із суднами:

$$L_f = 15L; \quad B_f = 2D_{on}; \quad H_f = 2T_{дин}. \quad (3.7)$$

Для районів прибережного плавання (3.5) паралелепіпед зони вільного простору може визначатися на основі елементів маневрування (табл. 3.1), дистанції безпечної розбіжності із суднами:

$$L_f = d_1 + d_2 + d_3; \quad B_f = D_{on}; \quad H_f = 1,5T_{дин}, \quad (3.8)$$

де d_1 – відрізок переходу на нову траєкторію після перекладки керма при зміні свого курсу, милі;

d_2 – мінімальний відрізок, необхідний для отримання й збереження стійкого значення курсу, милі;

d_3 – відрізок шляху стійкого руху перед наступною зміною курсу, милі.

Таблиця 3.1 – Елементи маневрування

Джерело: розроблено автором

Довжина судна, м	50	100	150	200	250	300
$\frac{(d_1 + d_2 + d_3)}{L}$	6,6	5,6	5,6	6,5	8,8	9,0

При формалізації математичної моделі НО (3.1)-(3.3) для планування маршруту в портових водах пропонується враховувати розміри паралелепіпеда зони вільного простору судна, орієнтованого за генеральним напрямком кожного елементарного відрізка маршруту, й визначальної здатності проходу через нього судна:

$$L_f \geq L + \min(\Delta L); \quad B_f \geq B + \min(\Delta B); \quad H_f \geq T + \min(\Delta T), \quad (3.9)$$

де T, L_f, B_f, H_f – осадка судна;

L_f, B_f, H_f – розміри елементів паралелепіпеда зони вільного простору, милі;
 $\min(\Delta L), \min(\Delta B), \min(\Delta T)$, – мінімальні навігаційні запаси на прохід судном стиснутих умов (каналів і т. п.).

Точність й інформативність моделі району плавання прямо залежать від обраного кроку дискретизації. Виходячи з ефективної морської практики, в якості вихідної посилки для вибору цього кроку може служити значення ширини зони вільного простору судна з урахуванням мінімального навігаційного запасу (3.7)-(3.9), необхідного для безпечної проходки судна через шлюзи, канали, доки. Доцільно підбирати масштаб карти так, щоб об'єкт із розмірами, які дорівнюють ширині зони вільного простору судна (3.7)-(3.9), не вироджувався до точки. При подальшому зменшенні масштабу карти повнота їх змісту знижується.

Під час пошуку маршруту потрібно оцінювати близькість судна до небезпек з обох бортів судна. Тому довжина нескінченно малого відрізка на карті (на екрані дисплея ECDIS), відповідного до ширини зони вільного

простору судна з мінімальними запасами (3.9), повинна представлятися мінімум трьома окремими дискретними елементами. Отже, крок дискретизації пошуку доцільно вибирати рівним третини ширини зони вільного простору судна з мінімальними запасами (3.7)-(3.9) (рис. 3.3):

$$\varepsilon = B_f/3. \quad (3.10)$$

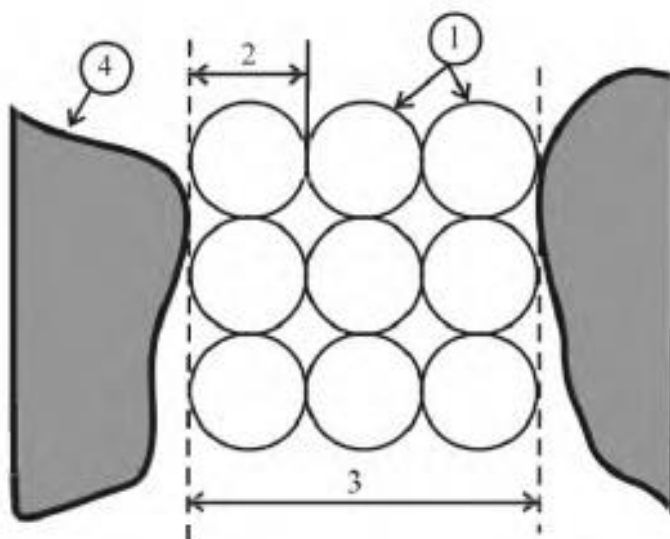


Рисунок 3.3 – Вибір масштабу карти та кроку дискретизації пошуку:

1 – елементарна точка; 2 – розмір елементарної точки (3.10); 3 – мінімальний запас для судна по ширині – B_f (3.9); 4 – навігаційні небезпеки.

Джерело: розроблено автором

Тоді найменший масштаб зображення району пошуку на карті визначається формулою:

$$\mu = ds/\varepsilon = 3ds/B_f, \quad (3.11)$$

де μ – масштаб карти;

ds – нескінченно малий відрізок на карті, що відповідає кроку дискретизації пошуку на місцевості.

Виконаємо класифікацію та формалізацію множин навігаційної

обстановки. Найбільш доцільними для автоматизованого пошуку, вибору, оптимізації маршруту руху судна є алгоритми, що базуються на теорії графів. Графи будуються по характерних точках (ХТ) топографічної, геометричної й інформаційної моделей навколишнього середовища. Граф-моделі компактно описують перешкоди та вільні області та успішно застосовуються в робототехнічних системах.

Маршрут судна може представлятися простим орієнтованим графом, тобто спрямованою послідовністю вершин – точок маршруту, з'єднаних ребрами.

Графом називається впорядкована пара множин, що складається з кінцевої непустої множини вершин РПл (1), УП (2), районів навігаційних небезпек (характерних точок) та довільної підмножини ребер (лінійних або криволінійних відрізків між вершинами):

$$G = (P_g, E_g), \quad (3.12)$$

де P_g – кінцева непорожня множина елементів вершин графа;

E_g – підмножина елементів ребер графа.

Ребра представляють собою відрізки шляху судна (локсодромій, ортодромій) між ХТ на траєкторії. При задаванні простору графом ХТ з'єднуються дугами, яким надаються відповідні значення: (напрямок – прямий, зворотній або обопільний, відносини – приналежність, включення, виключення відповідно до (3.1), (3.2). Тоді взаємозв'язок елементів обстановки району плавання відображається за допомогою ребер графа.

Узагальнена математична модель району плавання представляється за допомогою об'єднання районів (граф моделей окремих областей як зв'язувань вершин ХТ) спадкування характеристик, властивостей. Таким чином, основна ідея побудови графа моделей навігаційної обстановки (3.3) для будь-яких двох незбіжних вершин зводиться до аналізу зв'язків між ними:

$$P_{g_i} \mathfrak{Z} P_{g_j}; \quad \mathfrak{Z} = (\in, \cup, \cap, \notin, \supset, \rightarrow, \leftarrow, \leftrightarrow), \quad (3.13)$$

де P_{g_i}, P_{g_j} – вершини, поняття;

\mathfrak{Z} – поняття, яке зв'язує вершини (логічні операції над множинами, символи можливості переходу).

Характерні точки – точки, які належать контуру (границі) будь-якого району, маршруту, що володіють відмітними (характерними) властивостями їх розташування щодо інших елементів (точок), тобто значно виступаючі, впадаючі або несучі відмітну інформацію.

Вершинам графа задаються характеристики:

1. Координати ХТ у просторі;
2. Набір суміжних (сусідніх) вузлів i_1, i_2, \dots, i_M ;
3. Додаткові характеристики, наприклад множина рухомих об'єктів, що проходять через вузол.

Кожному ребру графа відповідають такі характеристики:

1. Вага, адекватна довжині відрізка шляху між двома сусідніми (суміжними) ХТ (вершинами i та j), часу переходу, складності переходу. Вага ребра може обновлятися в процесі планування шляху.
2. Напрямок переходу, можливі зв'язки.
3. Відношення (3.13), яке логічно пов'язує елементи різних графів.

Внаслідок високої розмірності району пошуку маршруту судна проблема формалізації моделі на основі досліджень вирішується за допомогою багаторівневого підходу до питань навігації з урахуванням ієрархії елементів водного простору для плавання судна.

Для формалізації небезпек застосовуються багатокутники, складові частини яких корегуються у процесі планування. Подібна стратегія дає переваги при використанні методів обчислювальної геометрії.

Залежно від ступеня деталізації району плавання (відкритого моря (3.4), прибережного плавання (3.5), стиснутого судноплавства (3.6)) кожній вершині графа ставляться у відповідність певні властивості – умови плавання (див. рис. 3.2) для створення інтелектуальних БЗ.

На основі аналізу дослідження [51] пропонується застосувати поняття гіперграфа, що розширює концепцію графа. Зокрема, гіперграф дозволяє отримувати інформацію про фізичні та інші особливості елементів простору, розглядати не тільки одиничні об'єкти, але й групи відповідних ХТ, що встановлюють, наприклад, тип відносин для деталізації і т. ін.

В ієрархії, визначеній на гіперграфі, відносини між вузлами різних графів, визначаються суміжними ХТ, з'єднаними з вузлами інших графів. Будь-яке з'єднання гіперграфа може включати ХТ більш низького рівня ієрархії, тобто ХТ різних графів включаються в ХТ більш високого рівня ієрархії. За допомогою гіперграфів встановлюється взаємозв'язок між множинами окремих районів водного простору (3.4)-(3.6), розділених за принципами та методами традиційного судноводіння.

Моделі областей, що є підобластями більшого району, успадковують деякі властивості та характеристики, які можуть доповнюватися й деталізуватися, при цьому зберігаються відносини між властивостями, відображуваними ХТ.

Небезпеки пропонується додатково класифікувати за розташуванням, складністю конфігурації, доступністю для плавання, з урахуванням розмірів зони вільного простору (3.7)-(3.9) у такий спосіб:

1. Точкові: відмітні глибини, невеликі острови, штучні навігаційні та технічні споруди (буї, знаки, бурові платформи, вишки, розміри ЗНБ, тощо).

2. Лінійні: причальні споруди, рекомендовані шляхи, фарватери, тощо. Дані елементи навколишнього середовища легко піддаються формалізації й можуть бути досить просто представлені математично або алгоритмічно (без втрат у точності) або вже формалізовані системою умовних позначок на морських навігаційних картах.

3. Небезпеки складної форми: ділянки узбережжя, острова зі складною конфігурацією, небезпечні ізобати (глибини), тобто елементи, опис яких вимагає застосування складного математичного, логічного та алгоритмічного апарата (вибір ХК, апроксимація прямими відрізками з неминучою втратою точності). Графи небезпек складної форми можуть деталізуватися у процесі

пошуку маршруту.

4. Приналежність суші (острова, миси, материки, тощо) або водної частини (мілководдя, вузькі глибоководні протоки, шхери, тощо).

5. Райони недоступні для плавання судна при будь-яких умовах, коли хоча б один з елементів паралелепіпеда зони вільного простору судна (3.9) більше або дорівнює характерним розмірам водної частини небезпеки.

6. Райони, доступні для плавання судна за певних умов, тобто коли хоча б один з елементів паралелепіпеда зони вільного простору судна (3.9) менше мінімальних значень характерних розмірів водної частини в певний час або за певних умов.

7. Райони, доступні для плавання судна при будь-яких умовах, тобто елементи паралелепіпеда зони вільного простору судна (3.9) менше мінімальних значень характерних розмірів водної частини небезпеки.

Таким чином, під доступністю району для плавання судна можна прийняти обставини, проміжок часу, коли можливий прохід паралелепіпеда ЗНБ судна (3.9). Наприклад, деякі ділянки мілководдя можуть бути пройдені під час припливу, райони стрільб, військових навчань можуть вважатися режимними, прохід через які можливий у певний час.

3.2 Формалізація завдання розпізнавання обстановки під час управління судном у районі плавання

Метод формалізації знань про процес розпізнавання обстановки містить:

- визначення множини початкових даних, необхідних для розпізнавання обстановки, і формалізацію подання цих початкових даних;
- формалізацію знань про обстановку у вигляді правил;
- подання знань про обстановку у вигляді системи цілей, описаних за допомогою правил;
- логічне виведення з урахуванням необхідності обробки різних знань.

Визначення вихідних даних. Відповідно до керівних документів під час керування судном виникають дві основні ситуації – “штатна” і “позаштатна”.

Штатною ситуацією S_0 передбачено рух судна в заданих коридорах плавання (Z_k) із заданою швидкістю (ΔV_3) із визначеним курсом руху ($\Delta \psi_3$) у заданому інтервалі часу (Δt_3) відповідно до розкладу (заявки) та кількості (K_{ki}), зазначеній у заявці [52].

Під позаштатною ситуацією S_1 мається на увазі рух судна поза розкладом (без заявки) або з порушенням одного або декількох вищевказаних параметрів. Крім того, позаштатна ситуація може містити низку різних типів порушень порядку використання району плавання [52].

Метою розпізнавання позаштатних ситуацій є побудова ефективних обчислювальних механізмів для віднесення формалізованих описів ситуацій до відповідних класів. Основу такого віднесення становить отримання деякої оцінки ситуацій з її опису [53]. Інформація про надводну обстановку надходить від джерел інформації.

У відповідному масштабі часу рух судна представляється як плавний, поступальний. Це пов'язано з тим, що часто для правильної класифікації ситуацій досліджують не тільки особливості об'єктів, а й особливості процесу їхнього руху.

Зазвичай судна аналізуються в русі. Стан об'єкта визначається набором ознак. Тоді завдання розпізнавання визначається як класифікація сукупностей станів або класифікація траєкторій. Для розпізнавання об'єкта іноді достатньо знати сукупність станів, яких набував об'єкт щодо спостерігача у процесі спостереження. Якщо цих відомостей недостатньо, то враховується не тільки сукупність спостережуваних станів, а й послідовність їх чергування. Тоді результат розпізнавання залежить від передісторії та можливих подальших дій об'єкта [52].

Для опису типів ситуацій район плавання на окремі ділянки:

- ділянка району плавання, що містить коридори руху суден (Z_k);
- ділянка району плавання (Z_T);

- зовнішня ділянка щодо району плавання (Z_{Π});
- ділянка відстежуваного району за межами району плавання Z_{Π} (Z_p).

Якщо район плавання уявити у вигляді Z_O , то співвідношення, що описує її складові ділянки (рис. 3.4), може бути представлено як

$$\{Z_p, Z_T, Z_{\Pi}, Z_k\} \subset Z_O. \quad (3.14)$$

Формалізація відносин між поточними даними, що надходять від джерел інформації, та апріорними даними проведена з використанням положень і вимог керівних документів з організації руху водного транспорту.

Згідно з правилами судноводіння, складено логіко-лінгвістичні описи ситуацій руху суден у районах плавання [54]:

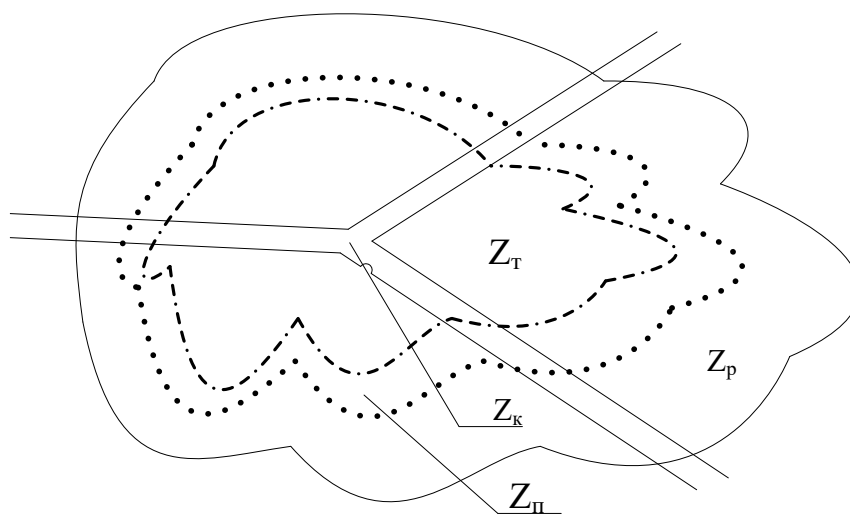


Рисунок 3.4 – Просторове уявлення району плавання

Джерело: розроблено автором

Опис 1. Якщо судно рухається згідно із заявкою (розкладом) і правилами плавання, то ця ситуація характеризується як штатна (S_0).

Опис 2. Якщо судно рухається без заявки (поза розкладом) або порушує встановлений порядок плавання, то ситуація характеризується як позаштатна (S_1).

Подібно можуть бути описані й інші можливі ситуації, що виникають у

районі плавання. Аналіз проведених описів дає змогу виявити взаємозв'язок між різнорідними поточними даними, об'єднання яких дозволяє виявити позаштатні ситуації.

Виходячи з отриманих формалізованих описів відносин, можна отримати вирази, що описують обстановку в районі плавання.

Для штатної (S_0) і позаштатної (S_1) ситуацій вони можуть бути подані в такому вигляді:

$$\begin{aligned} & (\{X_j^n, Y_j^n\} \in Z_k) \wedge (H_j^n \in \Delta H_3) \wedge (V_j^n \in \Delta V_3) \wedge (\psi_j^n \in \Delta \psi_3) \wedge (t_j^n \in \Delta t_3) \bigwedge \\ & \wedge (N_{zj} = N_{зпл}) \wedge (K_j = K_3) \wedge (\text{ПрФМС}_j = 0) \Rightarrow S_0; \end{aligned} \quad (3.15)$$

$$\begin{aligned} & (\{X_j^n, Y_j^n\} \in Z_k) \wedge (V_j^n \in \Delta V_3) \wedge (\psi_j^n \in \Delta \psi_3) \wedge (t_j^n \in \Delta t_3) \wedge (K_j \\ & = K_3) \wedge (\text{ПрФМС}_j = 0) \Rightarrow S_0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & (\{X_j^n, Y_j^n\} \notin Z_k) \wedge (H_j^n \notin \Delta H_3) \wedge (V_j^n \notin \Delta V_3) \wedge (\psi_j^n \notin \Delta \psi_3) \wedge (t_j^n \notin \Delta t_3) \wedge (N_{zj} \neq \\ & N_{зпл}) \wedge (K_j \neq K_3) \wedge (\text{ПрФМС}_j = 1) \Rightarrow S_1. \end{aligned} \quad (3.16)$$

$$\begin{aligned} & (\{X_j^n, Y_j^n\} \notin Z_k) \vee (V_j^n \notin \Delta V_3) \vee (\psi_j^n \notin \Delta \psi_3) \vee (t_j^n \notin \Delta t_3) \vee (K_j \\ & \neq K_3) \vee (\text{ПрФМС}_j = 1) \Rightarrow S_1. \end{aligned}$$

Отримані залежності дозволяють побудувати структуру цілей для розпізнавання обстановки з урахуванням раніше описаних даних. Значна частина даних для вирішення поставленого завдання недоступна у формі точних, чітко визначених чисел. Тобто, використовувані дані містять елементи невизначеності. Тому методи подання та аналізу невизначеності (зокрема суб'єктивної) є необхідною умовою вирішення завдання розпізнавання.

Під час розпізнавання обстановки у районі плавання розглядають не тільки розпізнавання, а й етапи розв'язання логічних задач узгодження

значень інших інформаційних ознак. Розв'язання цих завдань можливе з використанням наведеної структури [55].

Для підвищення якості розпізнавання обстановки можливе об'єднання нечіткої штучної нейронної мережі і запропонованої структури правил у рамках єдиної гібридної моделі знань.

Дослідження поведінки штучної нейронної мережі за відсутності двох чинників, що мають різне значення, дозволили отримати значення ймовірності правильного розпізнавання в діапазоні від 0,84 до 0,43. Вони найповніше враховують важливість інформації та її значущість у процесі прийняття рішень. Отримані результати також підтверджують різний ступінь важливості та інформативності ознак для вирішення завдання розпізнавання.

3.3 Технології доповненої реальності в методі ідентифікації надводної обстановки

У розробці інтерфейсів морської ергатичної системи залишилася велика кількість завдань, які потребують свого вирішення. Розглянемо завдання створення взаємодоповнювального комплексу для максимального використання переваг людини, засобів автоматизації й елементів штучного інтелекту. Експерименти з реалізації когнітивної функції оператора при використанні технології доповненої реальності для створення візуального представлення предметної області довели двократне збільшення залученості порівняно з іншими еквівалентними інформаційними середовищами [56, 57].

Розвиток систем доповненої реальності та пов'язаної з ними теорії іммерсивних середовищ підвищує значення комплексної автоматизації. Вона реалізує ідеологію адаптивної системи інформаційного забезпечення й автоматизації діяльності суднового персоналу шляхом динамічного розподілу функцій між людиною та АСУ судна. Результатом такого підходу має стати створення гнучкого адаптивного середовища, в якому людина і

машина працюють спільно, доповнюючи один одного. Відповідно до модифікованого варіанта побудови системи інформаційного забезпечення діяльності судноводія найнебезпечнішою ділянкою (зоною підвищеного ризику) є зона переходу та пов'язані з нею процеси впрацювання судноводія, під час яких різко падає якість діяльності судноводія та системи загалом.

Фахівці сьогодні схиляються до антропоцентричної моделі, яка базується на таких принципах:

- провідна роль судноводія в управлінні системою;
- судноводій одночасно контролює обстановку і приймає рішення;
- автоматика має адаптуватися до мінливої обстановки і мінливих обсягів інформації як для АСУ, так і для судноводія.

Тому основним напрямком проектування розглядається створення інтелектуального методу управління інтерфейсом судноводія.

Для побудови поточних алгоритмів управління морською ергатичною системою найсуттєвішим є локальний опис стану об'єкта загалом і взаємодії його з навколишнім середовищем. Однак через нестаціонарність його доцільно записати рівнянням стану об'єкта і навколишнього середовища у формі загального рівняння переходів:

$$X[k + 1] = \Theta(X, U, F, t)X[k] + \Gamma(t)U(k) + G(t)F[k], \quad (3.17)$$

де $X[k + 1]$, $X[k]$ – вектори стану об'єкта і середовища у відповідні моменти часу;

$\Theta(X, U, F, t)$ – функція переходу, що враховує зміну стану;

$U(k)$ – вектор УВ;

$F[k]$ – вектор збурення навколишнього середовища;

$\Gamma(t)U(k)$ і $G(t)F[k]$ – векторні інтегральні перетворення УВ і впливів збурення.

Введемо вектор вимірюваних змінних стану об'єкта і середовища:

$$Y[k] = CX[k] + v[k], \quad (3.18)$$

де $v[k]$ – вектор завад вимірювань;

C – матриця зв'язку вимірюваних змінних зі змінними стану.

Відображення інформації.

У традиційному варіанті взаємодії "людина-машина" судноводій використовує оперативну й апріорну інформацію.

Відповідно до розробленої концепції взаємодії "людина-середовище" пропонується ввести ще інформацію, що формується в режимі реального часу. Інформація про середовище завжди була доступна судноводієві, але раніше у ній були відсутні віртуальні компоненти.

Форма подання інформації.

У роботах з ергономіки проглядається ідея переходу до більш прогресивних і ємних образотворчих форм [51], коли візуальні інформаційні елементи представляють образи 3D моделей об'єктів реального світу. Основною перевагою такого подання інформації є її інтеграція в єдиний оперативний образ, здатний швидко і цілісно сприйматися судноводієм. Форма і колір візуального образу дозволяють судноводієві стежити за змінами відповідного параметра (курс, швидкість, глибина тощо) і легко виявляти відхилення від норми.

Значимість інформації.

Значимість інформації визначається її змістовним навантаженням, відносною важливістю та корисністю при вирішенні конкретного навігаційного завдання і залежить від району плавання, особливостей власного судна й умов видимості тощо.

Віртуальна інформація, яка в новому форматі взаємодії стає інформацією режиму реального часу, за визначенням стає значущою щодо будь-якої іншої доступної раніше інформації.

Широке розгортання технології геоінформаційних систем (ГІС) і значне збільшення картографування дозволяє знаходити та переглядати практично будь-які об'єкти.

Мобільні контекстно-залежні додатки додатково розширюють

можливості дослідження просторової інформації, оскільки користувачі тепер мають доступ до неї, перебуваючи в будь-якому місці.

Складовими ГІС є інформаційні дані, програмне забезпечення, інтерфейс та апаратні засоби.

Доповнена реальність об'єднує віртуальні та реальні простори і пропонує нові інструменти для дослідження та супроводу в просторі.

Злиття віртуальної інформації з реальним середовищем відкриває нові можливості, а також значну кількість цифрових ризиків. Наприклад, так звані ДР-браузери дозволяють відображати великі обсяги геолокалізованої цифрової інформації в реальному світі через портативну платформу ДР на основі супутникових навігаційних систем.

Крім стандартних варіантів, доповнена реальність також забезпечує більш плавний спосіб зв'язування і доступу до інших способів відображення інформації, таких як 3D-віртуальні середовища, 2D-цифрові карти або просто реальні об'єкти навколишнього світу. Перехід до цих способів відображення з використанням ефективних локацій і навігаційних підказок залишається складним завданням. Його пропонується вирішувати з урахуванням модифікованого підходу до побудови інформаційного середовища на основі технології ДР, орієнтованого на людину-оператора.

До теперішнього часу пропонувані рішення мали здебільшого якісний, але не кількісний характер, а також були орієнтовані винятково на оцінку технічної складової ергатичних систем.

Для чіткішого розуміння принципів переходу від традиційних способів побудови інформаційного інтерфейсу до інтерфейсу з використанням ДР розглянемо модель взаємодії між оператором і новим інтерфейсом. Модель взаємодії побудована на підставі поняття середовища і наведена на рис. 3.5.

За такого підходу можна реалізувати різні типи взаємодії з інформаційною системою судна:

- стандартна взаємодія;
- індивідуальна взаємодія із середовищем із доповненою реальністю;

- спільна взаємодія із середовищем із доповненою реальністю;
- взаємодія у змішаному середовищі;

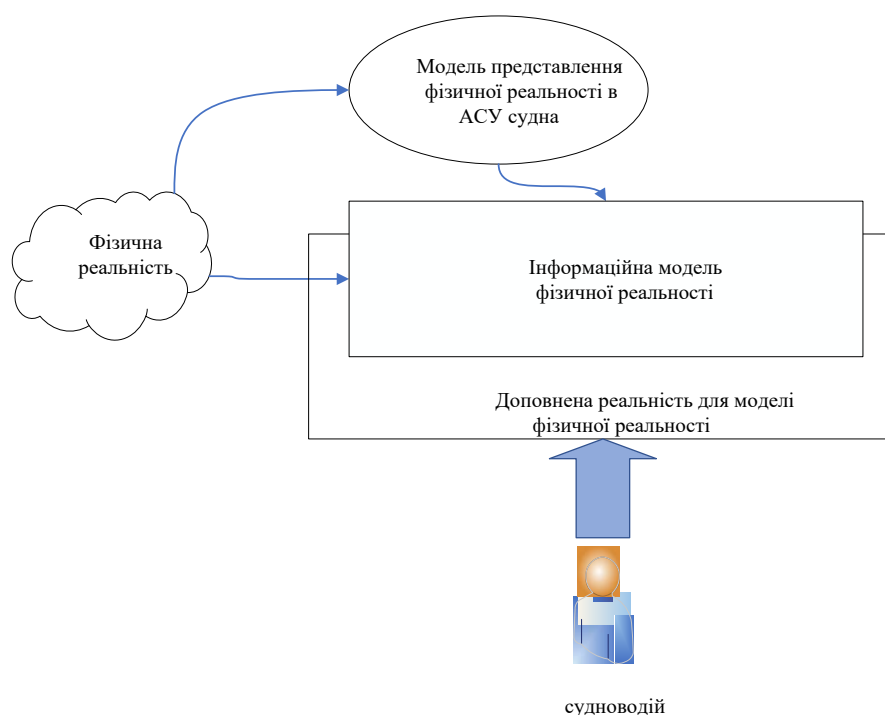


Рисунок 3.5 – Модель взаємодії інтерфейсів

Джерело: виконано автором

– взаємодія у змішаному середовищі, коли користувачі перебувають у різних інформаційних середовищах, але водночас зберігають здатність взаємодіяти один з одним.

3.4 Метод формування інформаційної моделі надводної обстановки на основі інтерфейсу доповненої реальності

Побудова ІМ починається з визначення її змісту, що має відображати специфіку завдань, які вирішує СП. Тому проаналізуємо можливі стани обстановки, виділимо інформаційні ознаки, що характеризують обстановку, відберемо ті ІО, які підлягають відображенню [82].

Надводна обстановка в районі плавання характеризується деякою

множиною її станів, кожному з яких притаманні цілком певні властивості. Інформація про ці властивості задається у вигляді відповідних інформаційних ознак $\pi_j (j = \overline{1, n})$, сукупність яких утворює масиви:

$$\bigcup_j \pi_j = \Pi. \quad (3.19)$$

Отримані результати розпізнавання обстановки використовуємо для вирішення завдання формування ІО ситуацій. Кожній обстановці S_I відповідає цілком певна множина інформаційних ознак Π_I , отриманих після обробки вихідної інформації про повітряну обстановку. Множина Π_I визначається так:

$$\bigcup_i S_i = S, \quad \bigcup_{\pi_i \in S_i} \pi_i = \Pi_I, \quad \Pi_i \in \Pi. \quad (3.20)$$

Усі ІО розділимо на прямі та непрямі. Серед них виділимо визначальні інформаційні ознаки (π_j^B). Вони характеризують найсуттєвіші властивості обстановки, за якими визначають її приналежність до певного класу і групи. Для кожної обстановки S_I виділимо множину Π_i^B визначальних ІО π_j^B :

$$\bigcup_{\pi_j^B \in S_i} \pi_j^B = \Pi_i^B, \quad \Pi_i^B \in \Pi_i. \quad (3.21)$$

Для кожної обстановки S_I у масиві вихідних інформаційних ознак Π є додаткові ІО π_j^D , що об'єднані у масив Π_i^D , характеризують S_I у деталях і відображають певні їхні особливості:

$$\bigcup_{\pi_j^D \in S_i} \pi_j^D = \Pi_i^D, \quad \Pi_i^D \in \Pi_i. \quad (3.22)$$

Для ефективного вирішення часткових завдань оцінки обстановки часто недостатньо інформації, що міститься у вихідному масиві Π_i^D . Тому під час ергономічного проектування ІМ і їхніх фрагментів, поряд з

інформаційними ознаками π_j^D , необхідно визначити відсутні ІО π_j^* :

$$\bigcup_{\pi_j^* \in S_i} \pi_j^* = \Pi_i^*, \quad \pi_j^* \in \Pi_i. \quad (3.23)$$

При формуванні ІМ відображаються кордони держави, району плавання, різного типу коридори, найважливіші об'єкти навігації, райони, заборонені для плавання, тощо. Для цього використовуються допоміжні ІО $\pi_j^{\text{доп}}$, які утворюють масив $\Pi_i^{\text{доп}}$.

Інформаційні ознаки $\pi_j^{\text{доп}}$ допомагають оцінити ступінь небезпеки обстановки, що склалася, можливі проблемні об'єкти, полегшують пошук критичних інформаційних елементів тощо. Крім того, будучи функціонально необхідними для одних ІМ і завдань, $\pi_j^{\text{доп}}$ можуть бути іррелевантними в інших ІМ. Тому під час вибору $\pi_j^{\text{доп}}$ враховується їхнє функціональне призначення для кожної ІМ або її фрагмента.

З урахуванням Π_i^* і $\Pi_i^{\text{доп}}$ вихідний масив інформаційних ознак Π_i , що характеризують обстановку S_i і призначені для формування її інформаційної моделі, перетворюється так:

$$\Pi_i^* \cup \Pi_i^{\text{доп}} \cup \Pi_i^B = \Pi_i \text{ за умови, що } \Pi_i^B \cup \Pi_i^{\text{доп}} = \Pi_i. \quad (3.24)$$

Таким чином, інформаційну модель формують такі групи ІО (рис. 3.6):

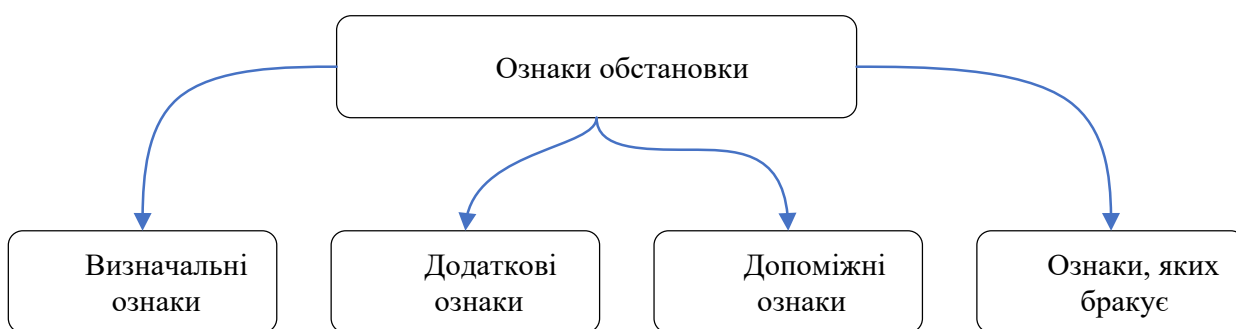


Рисунок 3.6 – Класифікація інформаційних ознак

Джерело: розроблено авторами

- визначальні, що характеризують ступінь небезпеки обстановки загалом і належність її до певного класу;
- додаткові, що характеризують деталі обстановки, необхідні СП для вирішення часткових завдань оцінки обстановки;
- допоміжні, що характеризують статичні дані, необхідні під час вирішення конкретних завдань оцінки обстановки;
- відсутні, наявність яких у моделі допомагала б довізначати ситуацію або сприяла б додаткового пошуку.

Враховуючи, що визначальні ІО Π_i^B характеризують найсуттєвіші властивості обстановки, а їх формування здійснюється з множини Π , тоді вирішення завдання оцінки обстановки можна сформулювати так.

Для ефективної оцінки обстановки S_i потрібно обрати необхідні і достатні визначальні інформаційні ознаки $\Pi_i^B \in \Pi^B \in \Pi: \pi_j^B$

$$\Pi_i^B = \min \bigcup_{j \in S_i} \pi_j^B, \quad \pi_j^B \in \Pi^B, \quad (i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n_i), \quad (3.25)$$

де π_j^B – j -та визначальна ознака;

S_i – обстановка, що склалася.

Оптимізація полягає в мінімізації кількості ознак, що характеризують ситуацію S_i і забезпечують її оперативну оцінку судновим персоналом.

Зазвичай подібні завдання вирішуються на основі експертних оцінок. Тобто формування Π_i^B виконують за результатами вирішення завдання розпізнавання обстановки, включно з ІО, що описують ситуацію S_i :

$$\Pi_i^B = \bigcup_j \pi_{ij}^B, \quad \pi_{ij}^B \in \Pi_i^B, \quad (3.26)$$

де Π_i^B – множина основних інформаційних ознак, які характеризують S_i .

Для формування Π_i^B необхідно оцінити функціональну значущість $\rho(\pi_{ij}^B)$ кожного $\pi_{ij}^B \in \Pi_i^B$. Тоді множину Π_i^B складуть інформаційні ознаки, що

однозначно характеризують обстановку, яка склалася:

$$\Pi_i^B = \bigcup_{\rho(\pi_{ij}^B)=1} \pi_{ij}^B. \quad (3.27)$$

Схема формування Π_i^B наведена на рис. 3.7.

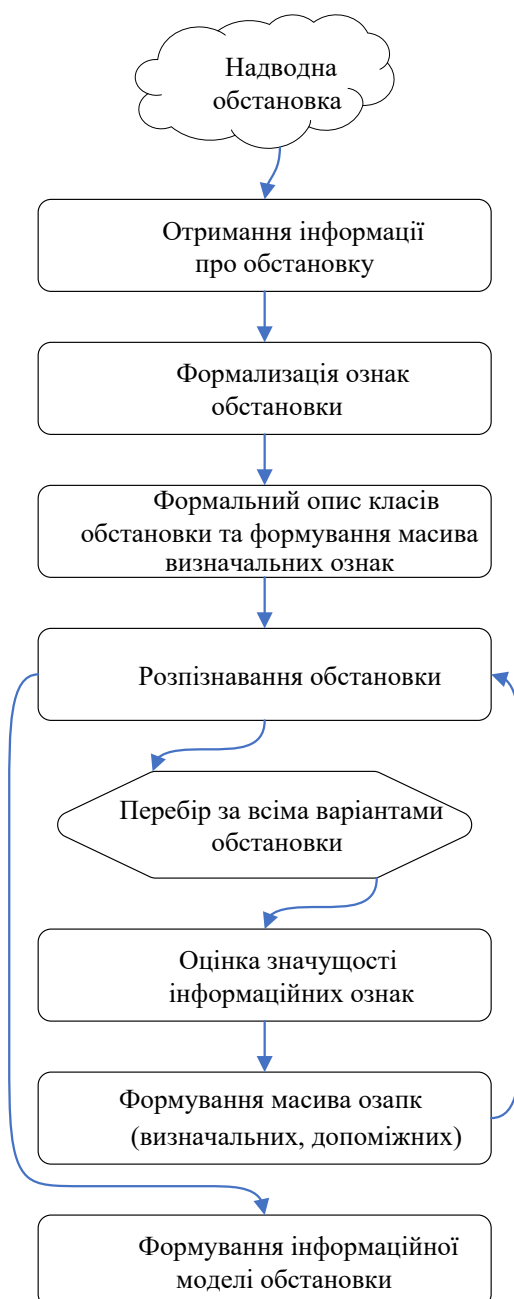


Рисунок 3.7 – Процедура формування ознак інформаційних моделей

Джерело: розроблено авторами

Використовуючи подібний підхід, уточнюється процедура формування додаткових, допоміжних і відсутніх ІО надводної обстановки, яка склалася.

Для формування ІМ оцінки обстановки необхідно також враховувати перелік завдань, розв'язуваних СІП у кожному сценарію обстановки, яка склалася. Множина Z усіх завдань оцінки обстановки z_m представляється як

$$U_m z_m = Z. \quad (3.28)$$

Тоді множину завдань оцінки обстановки можна представити як

$$U_{z_m \in k_n} z_m = Z_n, \quad Z_n \in Z. \quad (3.29)$$

Проведений аналіз завдань оцінки обстановки дозволяє визначити множину W необхідних інформаційних ознак $W_g^{z_m}$ для вирішення завдань z_m :

$$U_{w_g \in z_m} w_g = W_g^{z_m}, \quad W_g^{z_m} \in W. \quad (3.30)$$

При цьому необхідно врахувати, що можлива така ситуація, що $W_g^{z_m}$ міститиме в собі інформаційні ознаки із множин $\Pi_n^B, \Pi_n^D, \Pi_n^*$:

$$\Pi_n^B \cup \Pi_n^D \cup \Pi_n^* \rightarrow W_g^{z_m}. \quad (3.31)$$

Це визначає необхідність пошуку (отримання) додаткової інформації при проектуванні інформаційної моделі.

Таким чином, задамо формально процедури добору необхідних інформаційних ознак для формування ІМ, що забезпечують інформаційну підтримку процесу оцінки обстановки судноводієм. Ця процедура передбачає не тільки добір, а й управління інформаційними ознаками з урахуванням специфіки завдання і знань про процес їхнього вирішення.

За результатами процедури розпізнавання визначається множина вирішуваних завдань оцінки обстановки Z_n в умовах k_n :

$$\mu_1: k_n \xrightarrow{z_m \in k_n} Z_n. \quad (3.32)$$

Визначимо множину ІО, що забезпечують вирішення цих завдань:

$$f_1: U \xrightarrow{u_i \in Z_n} W_g^{Z_n}. \quad (3.33)$$

Відберемо визначальні u_j^B , додаткові u_j^D та допоміжні u_j^* ІО, необхідні для вирішення завдань Z_n :

$$f_2: u_j^B \xrightarrow{u_j^B \in W_g^{Z_n}} \Pi_{Z_n}^B; \quad (3.34)$$

$$f_3: u_j^D \xrightarrow{u_j^D \in W_g^{Z_n}} \Pi_{Z_n}^D; \quad (3.35)$$

$$f_4: u_j^* \xrightarrow{u_j^* \in W_g^{Z_n}} \Pi_{Z_n}^*. \quad (3.36)$$

Виокремимо множину загальних ІО, що забезпечують представлення картографічної інформації, державний кордон, район плавання тощо. Це – статичні ІО зі значним часом старіння інформації, які забезпечують просторову оцінку обстановки щодо яких відображаються інші ІО.

Для цього виділимо множину статичних ІО $R\{r_1, r_2, \dots, r_d\}$, $r_d \in U$:

$$U_{r_d \in U} r_d = R. \quad (3.37)$$

Тоді відберемо множину $R_n^{Z_n}$ ІО r_d , необхідних для вирішення завдань Z_n :

$$f_5: r_d \xrightarrow{r_d \in S} R_n^{Z_n}. \quad (3.38)$$

Таким чином, ІМ, що забезпечують інформаційну підтримку завдань Z_n в умовах k_n , представляються множиною IM_n :

$$P_{Z_n}^B \cup P_{Z_n}^D \cup P_{Z_n}^* = IM_n. \quad (3.39)$$

При формуванні масиву інформаційних ознак IM_n важливість їх та відповідних їм інформаційних елементів (p_{ij}) характеризує семантичний зміст інформації в даному елементі, його внесок в опис властивостей обстановки, що склалася. Врахування частоти використання інформаційних ознак судноводієм (p_{ij}) також сприяє ефективнішому відбору даних для відображення.

Остаточне рішення про склад множини IM_n приймається після кодування ІО та розміщення інформаційних елементів у межах інформаційного поля пристрою відображення. При цьому ІМ має забезпечувати загальне розуміння обстановки, що склалася, і вирішення часткових завдань керування судном.

3.5 Інформаційна модель надводної обстановки

Завдання інформаційної моделі надводної обстановки полягає у забезпеченні тривимірного представлення візуального середовища, що може служити відправною точкою для процесів розпізнавання й класифікації, насамперед, інформації про форму об'єктів та просторовий розподіл. Це 3D представлення – об'єктна-орієнтоване, а не орієнтоване на систему відліку оператора. Інформаційний підхід у психології сприйняття розглядає судноводія як складну комп'ютероподібну систему переробки вхідної сенсорної інформації. Цей процес розглядається у вигляді послідовних або паралельних етапів, кожний з яких виконує специфічні операції з перетворення інформації. Кінцева мета інформаційного підходу у сприйнятті

– створення структурно-функціональної моделі, що складається з окремих блоків, що виконують функцію, подібну до побудови перцептивного образу психікою судноводія.

Аналіз зорових образів, які формуються зоровою системою судноводія, є ієрархічним. Прийmemo будь-який образ, за допомогою якого здійснюється дія на зорову систему судноводія (наприклад, формуляр надводного об'єкту), у вигляді розподілу $J(x)$ у багатомірному просторі ознак $\{x\}$. Пробна дія може бути розподілена за декількома характеристиками. Елементи формуляру $J(x)$ можуть бути описані такими ознаками, як кутовий або лінійний розмір, орієнтація, віддаленість, протяжність, швидкість переміщення. У процесі сприйняття зображення $J(x)$ судноводієм формується в зоровому центрі кори головного мозку візуальний образ $R(x)$. Будемо вважати $R(x)$ – моделлю відображення. Спираючись на модель зорової системи людини-оператора у відповідності з парадигмою Д. Марра [58], оцінемо диференціал перетворення через часткові перетворення:

$$F\{J\{x\}, R\{x\}\} = \sum_{i=1}^N \left(\frac{R\{x_i\}}{J\{x_i\}} \right) \left(\frac{J\{x_i\}}{x_i} \right) \Delta x_i = \sum_{i=1}^N S_{x_i} J\{x_i\} \Delta x_i, \quad (3.40)$$

де $S_{x_i} = \frac{R\{x_i\}}{J\{x_i\}}$ та визначає диференціальну чутливість зорової системи до зміни пробної дії x_i , яку, на відміну від функціоналу рефлексії, можна оцінити експериментальним шляхом.

Кількість сприйманої інформації судноводієм обмежено пропускну здатністю ока, що залежить від інформаційної ємності зображення та часу реакції людини. Інформаційна ємність зображення визначається співвідношенням кількості елементів інформаційного поля та помітною яскравістю, що має деяке число градацій.

На якість роботи системи впливають шумові властивості каналів передачі, прийому та перетворення інформації. Власні шуми системи

визначають мінімальний граничний рівень вхідного сигналу, що може бути сприйнятий системою. Отже, для забезпечення повноти опису системи $\{\varphi_c\}$ до неї доцільно включати абсолютні граничні чутливості S_{a_i} , які визначаються шумовими характеристиками сенсорної системи.

Розрізняють три рівні зорового сприйняття:

- сенсорний;
- перцептивний;
- операторний.

На сенсорному рівні сприйняття відбувається виявлення об'єкта і виділення його з навколишнього середовища. Процеси виявлення і виділення визначаються закономірностями законів сприйняття. Перцептивний рівень сприйняття характеризується законами топологічної організації об'єктів, а операторний рівень містить у собі оцінку значення сприйманих об'єктів, установлення відношень між ними.

Дослідження в дисертаційній роботі спрямоване на інформаційні моделі судноводія в середовищі, де компонента реального фізичного оточення взаємодіє з компонентами штучного оточення. При цьому судноводій отримує можливість обробляти більшу кількість навігаційних даних з мінімальною імовірністю помилки, що є винятково важливим при цифровізації та автоматизації його діяльності.

Технологія доповненої реальності (augmented reality, AR) – технологія, яка дозволяє інтегрувати інформацію з об'єктами реального світу у формі тексту, комп'ютерної графіки, аудіо та інших представлень у режимі реального часу. Інформація надається користувачу з використанням heads-up display (індикатор на лобовому склі), окулярів або шоломів доповненої реальності (HMD) (іншої форми проектування графіки для людини, наприклад, планшету). Технологія доповненої реальності дозволяє розширити взаємодію судноводія з навколишнім середовищем.

Технологія віртуальної реальності (virtual reality, VR) – це комплексна технологія, що дозволяє занурити людину в імерсивний віртуальний світ при

використанні спеціалізованих пристроїв (шоломів віртуальної реальності). Віртуальна реальність забезпечує повне занурення в комп'ютерне середовище, що оточує користувача та реагує на його дії природним чином. Віртуальна реальність конструює новий штучний світ, переданий людині через його відчуття: зір, слух, дотик та інші.

Людина може взаємодіяти з тривимірним, комп'ютеризованим середовищем, а також маніпулювати об'єктами або виконувати конкретні задачі.

У своїй найпростішій формі VR має 360-градусні зображення або відео. Досягнення ефекту повного занурення у віртуальну реальність до рівня, коли користувач не може відрізнити візуалізацію від реальної обстановки, є завданням розвитку технології.

Технології віртуальної і доповненої реальності являють собою складні технологічні розробки, які складаються із субтехнологій.

Реалії XXI століття змушують не тільки судноводіїв, але й усіх споживачів цифрових послуг перейти в нову реальність (середовище), що передбачає розширене використання цифрових технологій.

Система доповненої реальності складається з апаратних компонентів для урахування обставин реального середовища та програмних компонентів для об'єднання реальних й віртуальних даних. Результатом є новий погляд на реальне середовище, доповнений даними, отриманими технічним шляхом. Взаємодія судноводія з інформаційним середовищем повинне забезпечуватися точними вимірами положення в просторі, для того, щоб віртуальні об'єкти мали високий ступінь правдоподібності. Така можливість з'являється з розвитком систем зв'язку 5G. Для оцінки положення й орієнтації, візуалізації доступних даних і можливостей взаємодії система доповненої реальності повинна об'єднати різні технології.

На рис. 3.8 наведено архітектуру системи доповненої реальності для формування інформаційної моделі надводної обстановки [80].

Основою ефективної системи доповненої реальності є розрахунок

місця розташування спостерігача та його характеристик [59]. Багатофункціональні сенсори можуть бути об'єднані для досягнення найкращого результату в реальному масштабі.

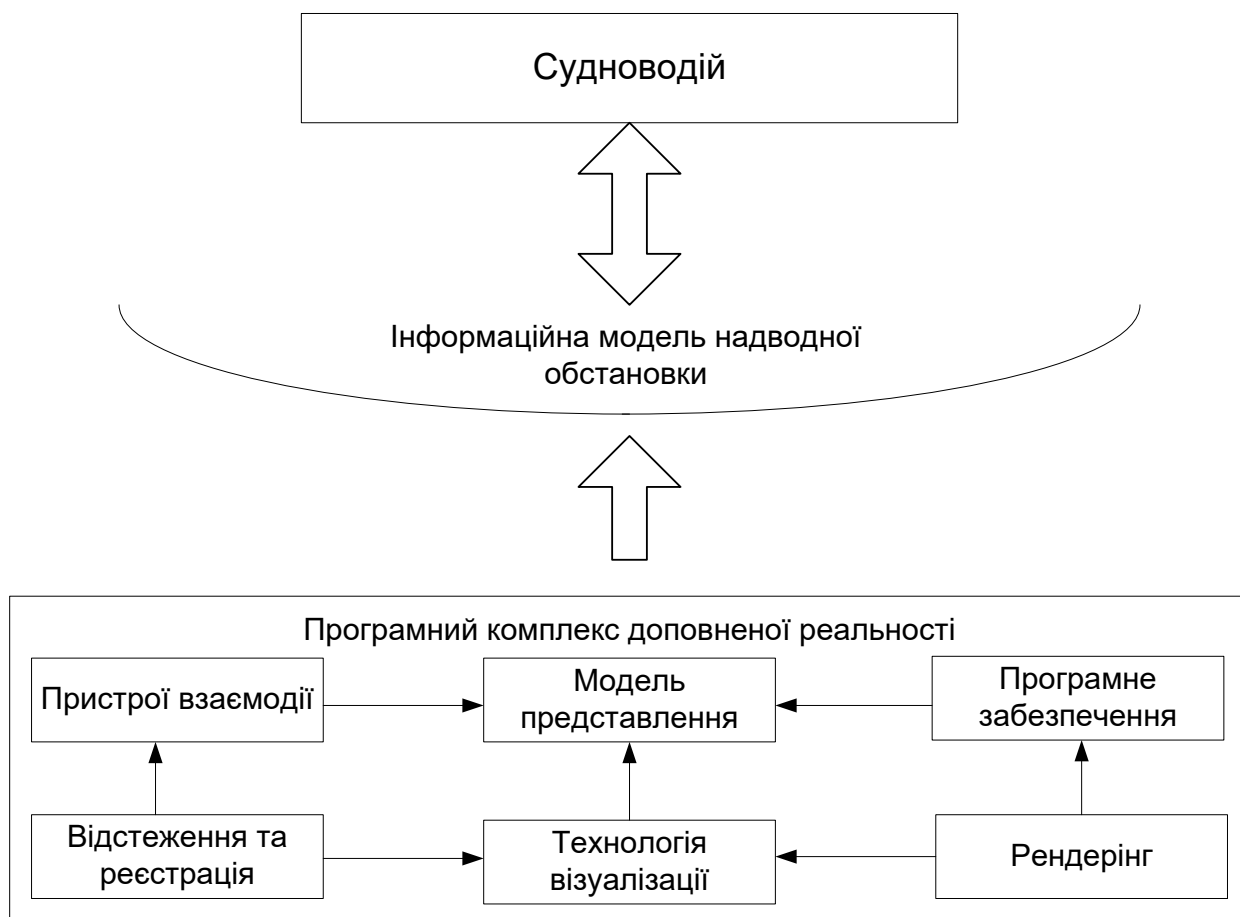


Рисунок 3.8 – Архітектура системи доповненої реальності для формування інформаційної моделі надводної обстановки

Джерело: розроблено автором

У роботах початку XXI століття, пов'язаних із проблематикою інтелектуальної складової морської ергатичної системи судноводія, значна увага приділялася розробці інтерфейсу [60-64]. Проте питання залишається відкритим, оскільки технологічні рішення дотепер не знайшли практичного застосування насамперед через відсутність методологічних основ, що мають ґрунтуватися на концептуальних принципах й стандартах. В основному багато авторів зосереджені на передачі певної кількості функцій судноводія

III за рахунок більшої надійності, точності і швидкості останнього.

При цьому слід зазначити той факт, що штучний інтелект ще знаходиться в стадії створення, а людський інтелект, володіючи меншими енерговитратами та великим об'ємом пам'яті й продуктивності, не задіється повністю. Таким чином, доцільно занурити існуючий людський інтелект у доповнену реальність та розширити його можливість. У зв'язку з розвитком систем гібридного інтерфейсу (змішана реальність) та пов'язаної з ними теорії імерсивних індукованих середовищ здобуває значення підхід кооперативної автоматизації. Він реалізує ідеологію адаптивної автоматизації, яка полягає в динамічному розподілі функцій між людиною й автоматичною частиною системи. Мета даного підходу – створення гібридного середовища, в якому людина і машина працюють спільно, доповнюючи один одного. Для побудови поточних алгоритмів оперативного керування морською ергатичною системою найсуттєвішим є локальний опис стану об'єкта в цілому та взаємодії його з навколишнім середовищем. Однак через нестаціонарність його доцільно записати рівнянням стану об'єкта та навколишнього середовища у формі загального рівняння переходів:

$$X[k + 1] = \Phi(X, U, F, t)X[k] + W(t)U[k] + G(t)F[k], \quad (3.41)$$

де $\Phi(X, U, F, t)$ – функція переходу, що враховує зміни стану;

$U[k]$ – вектор управляючих дій;

$F[k]$ – вектор збурюючих дій;

$W(t)U[k]$ та $G(t)F[k]$ – векторні інтегральні перетворення управляючих та збурюючих дій.

Доцільно ввести вектор вимірних змінних стану об'єкта та середовища:

$$Y[k] = CX[k] + v[k], \quad (3.42)$$

де $v[k]$ – вектор похибок виміру;

C – матриця зв'язку вимірюваних змінних зі змінними стану.

Опишемо складові інформаційної моделі надводної обстановки при застосуванні архітектури доповненої реальності (рис. 3.9).

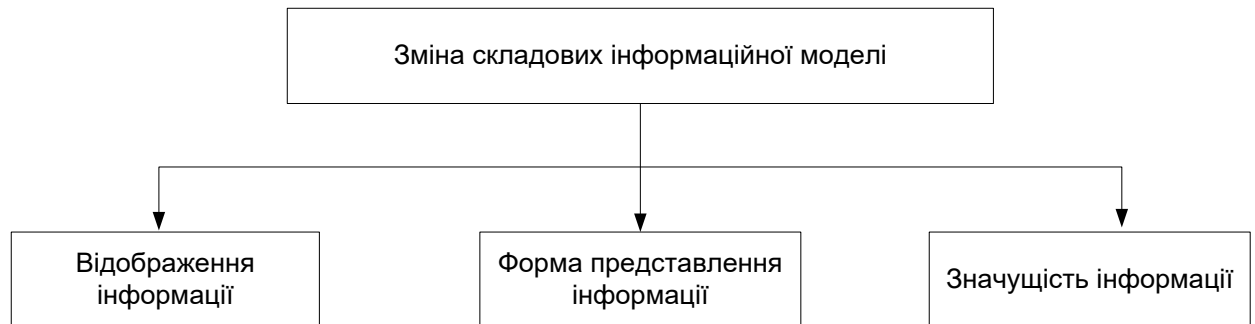


Рисунок 3.9 – Зміна складових інформаційної моделі при переході до доповненої реальності

Джерело: розроблено автором

Відображення інформації.

У традиційному варіанті взаємодії “людина”-“машина” інформацію, яку використовував судноводій, можна було розділити на оперативну та апіорну. Відповідно до концепції взаємодії “людина”-“середовище” пропонується ввести ще один тип інформації – інформація в режимі реального часу. По суті інформація середовища завжди була доступна оператору, але раніше вона не містила віртуальних компонентів, тому що засобом їхнього відображення була ЕОМ (дисплеї систем автоматизованої радіолокаційної прокладки, електронна картографічна навігаційна система).

Форма представлення інформації.

У роботах з ергономіки проглядається ідея переходу до більш прогресивних та ємних форм. В якості такої форми пропонуються візуальні образи у форматі 3D. Основною перевагою такого представлення інформації є її інтеграція в єдиний образ, здатний швидко та цілісно сприйматися людиною-оператором (судноводієм).

Форма та колір візуального образу дозволяють судноводієві стежити за змінами відповідного параметра (курс, швидкість, глибина та ін.) і легко

виявляти відхилення від норми.

Значимість інформації.

Значимість інформації визначається в залежності від її змістовного навантаження, відносної важливості і корисності при рішенні конкретної навігаційної задачі. Даний інформаційний спектр визначається районом плавання, особливостями власного судна, умовами видимості та ін. При цьому слід зазначити, що віртуальна інформація у новому форматі взаємодії стає інформацією режиму реального часу. Її значимість переважає стає значимої відносно будь-якої іншої раніше.

На рис. 3.10 наведено приклад побудови такої інформаційної моделі [63].

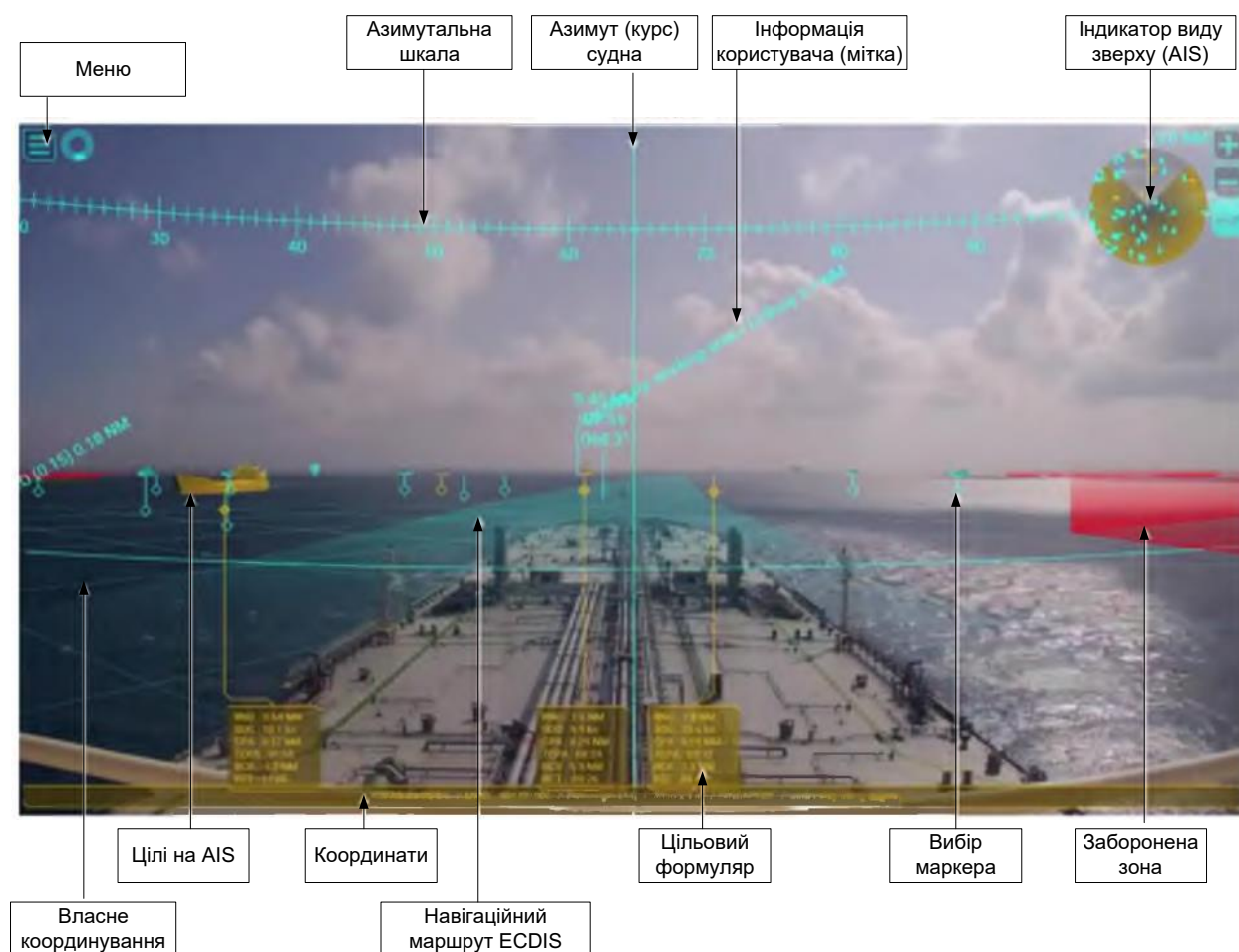


Рисунок 3.10 – Інформаційна модель надводної обстановки з елементами доповненої реальності (приклад)

Джерело: розроблено автором

При розгляді ергатичних систем питання інформаційних моделей користувача виходить на перший план.

Висновки до розділу 3

1. Об'єднано теоретичні та практичні результати досліджень у галузі морських навігаційних систем на основі технології доповненої реальності. Створено передумови для розроблення навігаційної системи керування з новим типом інтерфейсу.

2. Необхідна для формування навігаційної обстановки інформація та форма її відображення спочатку може оцінюватися на основі ефективної морської практики, а отримана в такий спосіб база використовуватися надалі для настроювання системи у залежності від індивідуальних особливостей судноводіїв.

3. Розроблена формалізація (класифікація) навігаційної обстановки, що містить райони плавання, умови плавання та особливі умови плавання. Застосування моделей та методу формалізації дозволить побудувати ефективні алгоритми пошуку маршруту руху суден, які можуть бути застосовані у автоматизованих системах судноводіння з елементами штучного інтелекту.

4. Доведено, що передача функцій судноводія штучному інтелекту у складі сучасних автоматизованих систем на теперішній час не доцільна, оскільки галузь штучного інтелекту лише розвивається, а інтелект досвідченої людини здатен вирішувати більш складні завдання. Штучний інтелект доцільно використовувати в якості систем підтримки прийняття рішення.

5. Доцільним є формування інформаційної моделі автоматизованої системи управління судноводінням у вигляді доповненої реальності та занурювати судноводія у таку доповнену реальність. Побудова нових інформаційних моделей з елементами доповненої реальності підвищить ситуаційну обізнаність судноводія у надводній обстановці, оперативність

прийняття рішення та повноту врахування факторів.

6. Удосконалено метод ідентифікації надводної обстановки, який, на відміну від відомих, базується на використанні нечітких нейронних мереж, що дозволило підвищити оперативність та обґрунтованість ситуаційної обізнаності та вироблення відповідних рішень при керуванні судном у складних умовах навігації.

7. Вперше розроблено інформаційну модель надводної обстановки для автоматизації процесу судноводіння, побудовану на використанні технології доповненої реальності, що дозволяє прогнозувати параметри руху судна, підвищити якість інформаційного забезпечення при виробленні рішень щодо керування судном і безпеку судноводіння.

Основні результати отримані у розділі опубліковані у роботі здобувача [80, 82].

РОЗДІЛ 4

ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ РОЗРОБЛЕНИХ МЕТОДІВ ТА РОЗРОБЛЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙ ЩОДО ЇХ ВПРОВАДЖЕННЯ

У даному розділі дисертаційної роботи проводиться оцінювання ефективності розроблених методів та надаються рекомендації щодо впровадження результатів дисертаційної роботи на практиці.

4.1 Оцінювання надійності системи ідентифікації надводної обстановки, побудованої на основі нейронної мережі

Визначення швидкості дрейфу судна V_{oy1} на основі диференціального рівняння системи допускає обчислення його правої частини в певні дискретні моменти часу. Якщо зазначені обчислення виконуються за допомогою одного обчислювального обладнання (процесора), то при виході з ладу даного обладнання обчислення швидкості дрейфу судна стає неможливим. Для підвищення надійності системи визначення швидкості дрейфу судна слід вдаватися до розподілених обчислень. Отже, мова йде про дослідження відмовостійкості нейромережевої системи прогнозування шляху судна [85].

При розподілених обчисленнях величини, що формують праву частину диференціального рівняння, обчислюються окремо на своєму обчислювальному вузлі (процесорі). Так, сила, що діє на корпус судна з боку керма, обчислюється на одному процесорі, а відцентрова сила – на іншому.

Конкретна схема розподілу обчислень визначається кількістю незалежних процесорів, задіяних в обчисленнях, а також методиками розрахунків сил, що впливають на корпус судна при його русі в умовах зовнішнього збурення. Розглянемо такий варіант розподілу обчислень швидкості дрейфу на основі диференціального рівняння. Допустимо, що в системі використовується вісім елементів обчислювальних обладнань. Перші

сім з них обчислюють сили, що діють на корпус судна, а також величини, що залежать від кінематичних характеристик його руху:

$$Z = (-m\omega V_{ox1}, -mk_{11}\omega V_{ox1}, F_{Py1}, F_{Ry1}, F_{vy1}, F_{Ay1}, F_{Wy1})^T.$$

Результати обчислень надходять далі на восьмий процесор, що обчислює швидкість дрейфу судна V_{oy1} . Загальний вигляд розглянутої системи розподілених обчислень наведено на рис. 4.1.

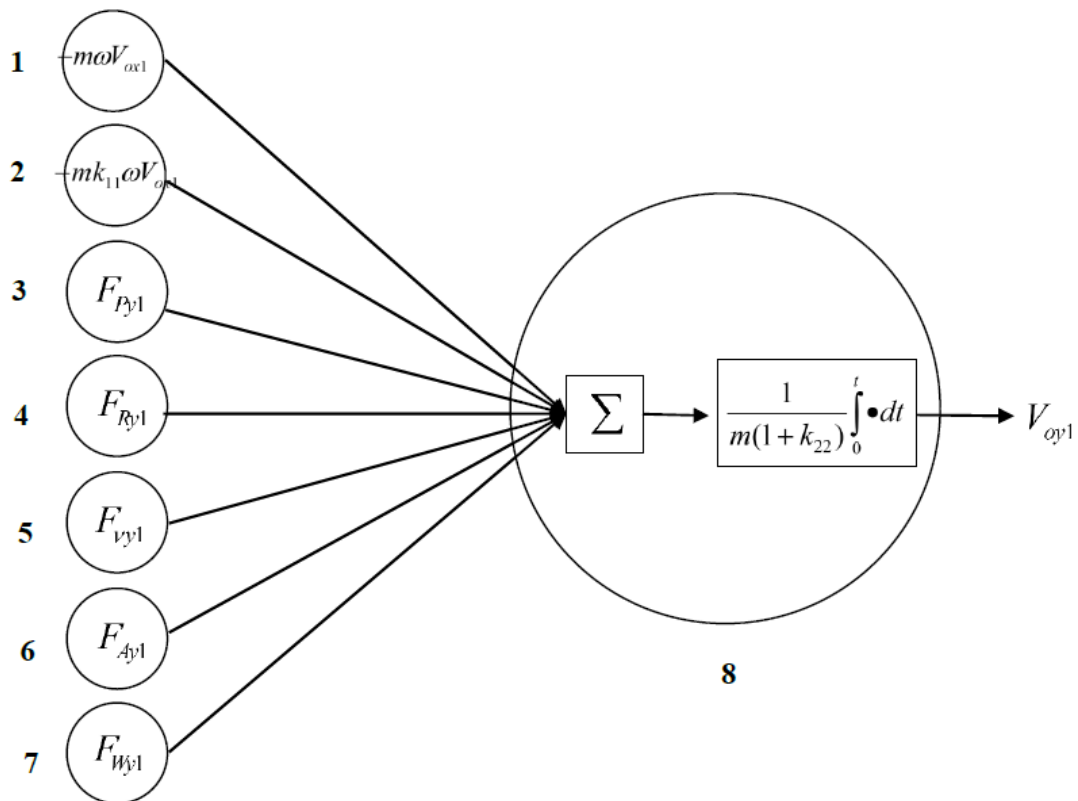


Рисунок 4.1 – Схема системи розподілених обчислень швидкості дрейфу судна

Джерело: розроблено автором

Використання розробленої схеми розподілених обчислень швидкості дрейфу судна набуває сенсу, коли потрібно забезпечити не тільки надійність, але й швидкодію системи прогнозу. Якщо є 8 незалежних процесорів, можна виконувати обчислення правих частин диференціального рівняння на

кожному з них, не виконуючи поділ їх на суми, що складаються. У даному випадку обчислення на кожному процесорі виконуються послідовно. А розроблена система розподілених обчислень дозволяє організувати паралельні обчислення, що дозволяють, як правило, підвищити продуктивність обчислень при прогнозі швидкості дрейфу судна.

Розроблена схема обчислень допускає використання процесорів різної продуктивності з урахуванням складності конкретної обчислювальної задачі. Наприклад, обчислення величини $-m\omega V_{ox1}$ представляє собою множення трьох дійсних чисел, і для виконання даної операції не потрібно потужний обчислювальний вузол. Розрахунки ж сили F_{Wy1} , що діє на судно з боку поверхні моря, допускає інтегрування по змоченій поверхні корпусу судна, тому для обчислень необхідно використовувати продуктивний процесор.

Інший шлях щодо досягнення оптимальності системи розподілених обчислень швидкості дрейфу – раціональний добір величин, обчислюваних з використанням процесорів, відповідно до їх продуктивності. В подальшому допускаємо, що розподілена система визначення швидкості дрейфу є оптимальною з точки зору швидкодії формуючих її обчислювальних вузлів, а основну увагу приділимо дослідженню надійності даної системи.

Аналогічну функцію прогнозу швидкості дрейфу судна виконує кожна з нейронних мереж. Якщо вхідний шар мережі містить 7 нейронів, то кількість обчислювальних вузлів її буде точно дорівнювати кількості процесорів розглянутої раніше системи розподілених паралельних обчислень швидкості дрейфу судна. Таким чином, дані дві обчислювальні системи будуть еквівалентні з погляду обчислювальних (апаратних) можливостей. Було проведено таке дослідження. Для прогнозу швидкості дрейфу вибирається статична нейронна мережа, перший шар якої містить 7 нейронів. Дана нейронна мережа використовується надалі для прогнозу швидкості дрейфу судна. Для такої ж мети використовується й система паралельних обчислень (рис. 4.1). Передбачається, що в процесі обчислень виходять із ладу декілька обчислювальних вузлів першого шару.

Рух судна моделюється для трьох класів НС. Розглянуто по 100 модельних ситуацій для кожного варіанта виходу з ладу заданої кількості процесорів. Кожна модельна ситуація представляє собою плавання судна протягом чотиригодинного періоду часу. Номера конкретних процесорів, які виходять із ладу, (від 1 до 6) вибираються для кожної модельної ситуації випадково.

В якості показників працездатності систем (за прогнозом швидкості дрейфу) в умовах порушення роботи їх окремих обчислювальних вузлів використовуються величини e_{\max} , e_{mean} – найбільше й середнє значення модуля помилки швидкості в тестових модельних ситуаціях. В якості “дійсного” значення швидкості дрейфу при цьому використовується значення, прогнозоване системами в неушкодженному стані, коли використовуються всі обчислювальні вузли системи ідентифікації надводної обстановки. Характеристиками прогнозу траєкторії служать величини c_{\max} , c_{mean} – найбільше й середнє значення максимуму модуля нев’язки, спостережуваного в тестових модельних ситуаціях. Результати тестування наведено в табл. 4.1-4.4.

Таблиця 4.1 – Результати тестування системи розподілених обчислень (за швидкістю) – найбільший модуль похибки

Джерело: розроблено автором

Клас навігаційної ситуації		Кількість модельних ситуацій	Точність прогнозу швидкості					
			Найбільший модуль похибки, м/с					
			Кількість непрацюючих обчислювальних вузлів					
			1	2	3	4	5	6
I		20	2,23	5,41	6,10	2,53	12,74	2,23
II	ГС пост.	20	2,56	8,92	5,92	4,96	15,67	2,95
	ГС змін.	20	12,74	11,89	13,56	9,93	35,06	8,49
III	ГС пост.	20	2,67	7,70	6,54	2,41	17,34	3,21
	ГС змін.	20	12,35	14,21	10,61	13,36	35,10	6,69
Загальний результат		100	12,74	14,21	13,56	13,36	35,10	8,49

Таблиця 4.2 – Результати тестування системи розподілених обчислень (за швидкістю) – середній модуль похибки

Джерело: розроблено автором

Клас навігаційної ситуації		Кількість модельних ситуацій	Точність прогнозу швидкості					
			Найбільший модуль похибки, м/с					
			Кількість непрацюючих обчислювальних вузлів					
			1	2	3	4	5	6
I		20	0,38	1,95	1,84	0,53	2,26	0,52
II	ГС пост.	20	0,41	2,18	1,65	0,44	2,39	0,65
	ГС змін.	20	0,61	1,54	2,42	0,57	3,54	0,55
III	ГС пост.	20	0,49	1,45	1,79	0,42	2,03	0,79
	ГС змін.	20	0,59	1,77	1,92	0,73	3,58	0,53
Загальний результат		100	0,50	1,74	1,93	0,54	2,76	0,61

Таблиця 4.3 – Результати тестування системи розподілених обчислень (за координатами) – середній максимум нев'язки

Джерело: розроблено автором

Клас навігаційної ситуації		Кількість модельних ситуацій	Точність прогнозу швидкості					
			Найбільший модуль похибки, м/с					
			Кількість непрацюючих обчислювальних вузлів					
			1	2	3	4	5	6
I		20	3,14	13,18	10,74	8,25	20,82	17,40
II	ГС пост.	20	1,34	17,78	11,86	6,50	19,35	11,33
	ГС змін.	20	1,38	6,04	11,34	3,29	10,44	10,04
III	ГС пост.	20	1,89	10,21	10,79	7,37	10,00	13,22
	ГС змін.	20	2,59	8,84	9,84	5,38	11,21	7,36
Загальний результат		100	2,09	10,93	10,97	6,24	14,37	11,87

Таблиця 4.4 – Результати тестування системи розподілених обчислень (за координатами) – найбільший максимум нев’язки

Джерело: розроблено автором

Клас навігаційної ситуації		Кількість модельних ситуацій	Точність прогнозу швидкості					
			Найбільший модуль похибки, м/с					
			Кількість непрацюючих обчислювальних вузлів					
			1	2	3	4	5	6
I		20	14,22	41,10	41,75	23,94	52,26	25,73
II	ГС пост.	20	8,67	52,95	42,01	43,79	89,22	25,10
	ГС змін.	20	13,87	15,08	24,72	12,54	22,55	29,06
III	ГС пост.	20	5,86	42,92	31,44	24,17	20,15	32,87
	ГС змін.	20	13,51	35,40	33,88	18,21	31,58	19,03
Загальний результат		100	14,22	52,95	42,01	43,79	89,22	32,87

Подібні таблиці можуть бути складені й для нейронної мережі. У таблицях 4.5-4.8 наведені результати тестування нейронної мережі, в якій не використовується один або кілька обчислювальних вузлів.

Таблиця 4.5 – Результати тестування нейронної мережі (за швидкістю) – найбільший модуль похибки

Джерело: розроблено автором

Клас навігаційної ситуації		Кількість модельних ситуацій	Точність прогнозу швидкості					
			Найбільший модуль похибки, м/с					
			Кількість непрацюючих обчислювальних вузлів					
			1	2	3	4	5	6
I		20	3,17	4,46	3,46	3,44	3,17	2,87
II	ГС пост.	20	3,50	4,99	3,19	3,78	3,17	3,16
	ГС змін.	20	2,57	4,03	4,54	3,58	3,55	3,23
III	ГС пост.	20	4,03	3,26	4,10	4,11	4,17	3,01
	ГС змін.	20	4,25	4,10	4,29	4,53	3,26	3,00
Загальний результат		100	4,25	4,99	4,54	4,53	4,17	3,23

Таблиця 4.6 – Результати тестування нейронної мережі (за швидкістю) – середній модуль похибки

Клас навігаційної ситуації		Кількість модельних ситуацій	Точність прогнозу швидкості					
			Середній модуль похибки, м/с					
			Кількість непрацюючих обчислювальних вузлів					
			1	2	3	4	5	6
I		20	0,98	1,62	1,38	1,47	1,10	1,02
II	ГС пост.	20	1,14	1,82	1,39	1,29	1,23	1,24
	ГС змін.	20	1,09	1,42	1,89	1,38	1,15	0,87
III	ГС пост.	20	0,95	1,34	1,56	1,31	1,60	0,79
	ГС змін.	20	1,00	1,24	1,57	1,40	1,19	0,85
Загальний результат		100	1,04	1,47	1,55	1,37	1,25	0,95

Таблиця 4.7 – Результати тестування нейронної мережі (за координатами) – середній максимум нев'язки

Джерело: розроблено автором

Клас навігаційної ситуації		Кількість модельних ситуацій	Точність прогнозу швидкості					
			Середній максимум нев'язки, милі					
			Кількість непрацюючих обчислювальних вузлів					
			1	2	3	4	5	6
I		20	5,91	9,68	7,12	9,77	5,94	5,88
II	ГС пост.	20	6,48	10,96	7,99	7,37	8,66	9,14
	ГС змін.	20	5,37	5,63	7,58	5,77	4,79	3,24
III	ГС пост.	20	5,74	7,37	9,63	8,3	10,16	5,16
	ГС змін.	20	3,75	4,37	6,72	5,72	4,50	3,31
Загальний результат		100	5,51	7,40	7,75	7,39	6,81	5,35

Таблиця 4.8 – Результати тестування нейронної мережі (за координатами) – найбільший максимум нев’язки

Джерело: розроблено автором

Клас навігаційної ситуації		Кількість модельних ситуацій	Точність прогнозу швидкості					
			Найбільший максимум нев’язки, милі					
			Кількість непрацюючих обчислювальних вузлів					
			1	2	3	4	5	6
I		20	18,29	18,70	21,71	21,71	23,88	21,53
II	ГС пост.	20	26,50	29,61	22,36	20,79	24,04	23,96
	ГС змін.	20	14,52	14,73	18,95	12,92	22,79	13,87
III	ГС пост.	20	13,58	17,28	26,26	21,81	24,81	21,27
	ГС змін.	20	11,91	15,67	16,67	15,83	8,58	11,04
Загальний результат		100	26,50	29,61	26,26	21,81	24,81	23,96

У таблиці 4.9 приводиться порівняння надійності роботи двох систем. Найкращі за точністю значення підкреслені тонкою лінією.

Таблиця 4.9 – Порівняння працездатності двох систем

Джерело: розроблено автором

Тип системи	Кількість модельних ситуацій	Точність прогнозу параметрів руху судна, милі						
			Кількість непрацюючих обчислювальних вузлів					
			1	2	3	4	5	6
Система розподілених паралельних обчислень	100	ϵ_{\max}	12,74	14,21	13,56	13,36	35,10	8,49
		ϵ_{mean}	<u>0,50</u>	1,74	1,93	<u>0,54</u>	2,76	<u>0,61</u>
		ζ_{\max}	<u>14,22</u>	52,95	42,01	43,79	89,22	32,87
		ζ_{mean}	<u>2,09</u>	10,93	10,97	<u>6,24</u>	14,37	11,87
Нейронна мережа		ϵ_{\max}	<u>4,25</u>	<u>4,99</u>	<u>4,54</u>	<u>4,53</u>	<u>4,17</u>	<u>3,23</u>
		ϵ_{mean}	1,04	<u>1,47</u>	<u>1,55</u>	1,37	<u>1,25</u>	0,95
		ζ_{\max}	26,50	<u>29,61</u>	<u>26,26</u>	<u>21,81</u>	<u>24,81</u>	<u>23,96</u>
		ζ_{mean}	5,51	<u>7,40</u>	<u>7,75</u>	7,39	<u>6,81</u>	<u>5,35</u>

За результатами проведеного дослідження можна зробити ряд висновків.

Так, точність прогнозу швидкості й розрахунків зчислених координат не монотонно погіршується зі збільшенням кількості вузлів, що вийшли з ладу. Це твердження відноситься як до системи розподілених паралельних обчислень, так і до нейронної мережі. Однак, характеристики точності нейронної мережі більш стабільні до зміни кількості непрацюючих обчислювальних вузлів.

Наочним прикладом тому служать два графіка, наведені на рисунку 4.2, що й відображають залежність найбільшого значення максимуму модуля нев'язки за чотири години плавання від кількості ушкоджених процесорів.

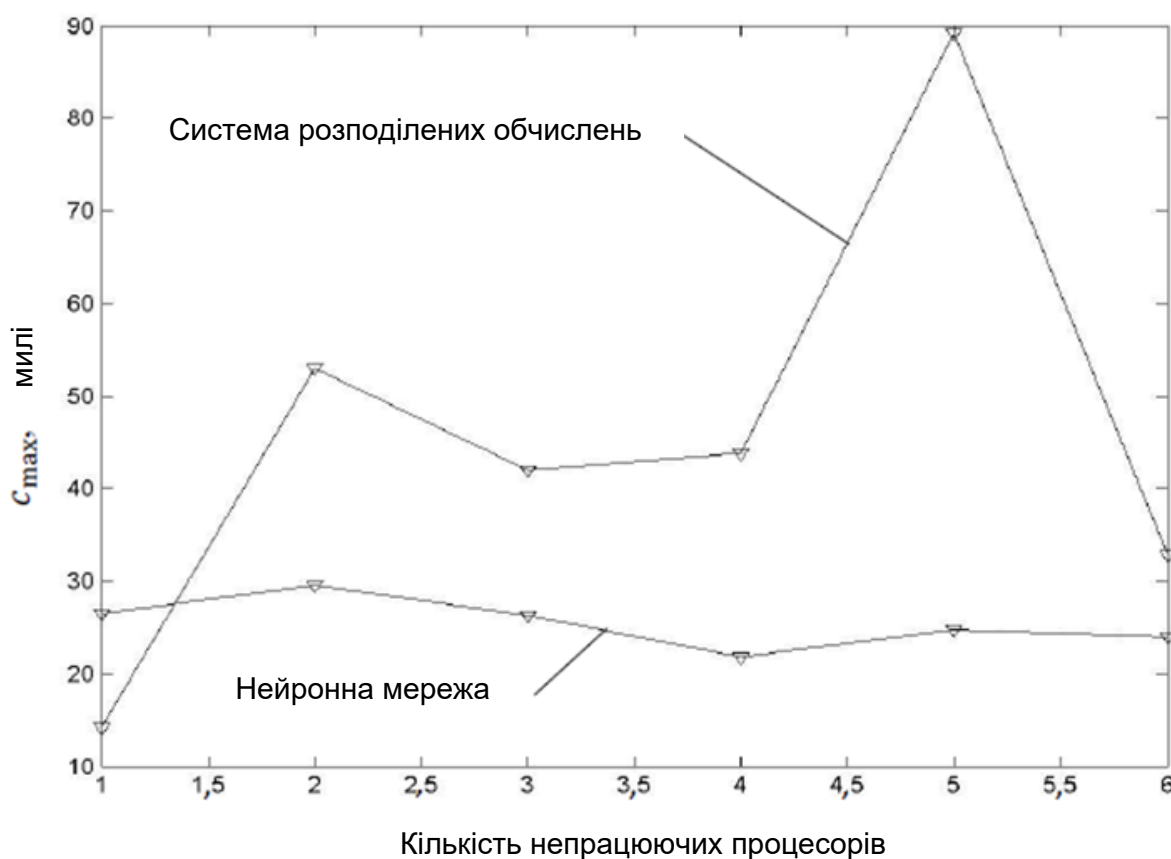


Рисунок 4.2 – Порівняння відмовостійкості системи розподілених паралельних обчислень та нейронної мережі

Джерело: розроблено автором

Як видно з рис. 4.2, похибка нейронної мережі залишається практично постійною при будь-яких значеннях кількості процесорів, виключених з обчислень, а система розподілених обчислень характеризується помилками, величина яких змінюється істотно при зміні кількості непрацюючих вузлів.

Подібні твердження відносяться й до інших характеристик точності прогнозу координат і швидкості. Даний результат пояснюється тим, що процесори “нейрокомп'ютера”, на відміну від системи розподілених обчислень, приймають сигнали від усіх елементів входу, що дозволяє як би “вирівнювати”, розподіляти навантаження інтенсивних вхідних сигналів, повне ігнорування яких приводить до істотних похибок у даних умовах плавання.

За результатами проведеного експерименту, зазначеного у табл. 4.9, можна зробити висновок про те, що точність прогнозу параметрів руху судна нейрокомп'ютером вища, ніж при використанні для цієї мети системи розподілених обчислень. Таким чином, у розглянутих модельних ситуаціях нейронна мережа виявила більшу обчислювальну надійність у порівнянні з паралельним алгоритмом розв'язання диференціального рівняння.

Також необхідно відзначити, що опубліковані в даному параграфі висновки за результатами дослідження надійності нейромережової системи зчислення слід розуміти в статистичному, а не абсолютному змісті. Висновок про надійність нейронної мережі має сформульований у такий спосіб: у розглянутих модельних ситуаціях нейрокомп'ютерна система прогнозування показала у середньому більшу надійність обчислень у порівнянні з паралельним алгоритмом інтегрування диференціального рівняння.

4.2 Оцінювання ступеня обґрунтованості прийняття рішень при використанні розроблених методів і системи інформаційного забезпечення

Обґрунтованість прийняття рішень з оцінки обстановки в районі плавання характеризується повнотою представлення даних про обстановку, а

також точністю і повнотою відображення в ІМ інформаційних ознак з урахуванням їхньої важливості відповідно до характеру діяльності судноводія [83]:

$$R = 1 - \sum_{j=1}^4 \beta_j \cdot \sum_{i \in q_i} a_i, \quad (4.1)$$

де β_j – відносне середнє значення похибки, що вноситься у відображення обстановки через неточне (узагальнене) врахування факторів. При цьому:

$\beta_1 = 0$ при безпосередньому врахуванні значущого фактору шляхом задання його значення, що відповідає реальному процесу (умові обстановки);

$\beta_2 = 0,445$ при простому узагальненні (заміні сукупності однорідних за фізичним змістом факторів одним);

$\beta_3 = 0,6$ при функціональному узагальненні різнорідних чинників для відображення їх однією представницькою величиною;

$\beta_4 = 1$ при непрямому врахуванні факторів. Вимоги до відображення інформації визначаються її прагматичним змістом і точністю представлення обстановки на засобах відображення для її сприйняття;

a_i – вага важливості врахування в моделі обстановки i -ої інформаційної ознаки у відносних одиницях;

q_i – множина інформаційних ознак, що враховуються в інформаційній моделі j -им способом узагальнення.

Ступінь очікуваної повноти відображення реальної обстановки в інформаційній моделі визначається за формулою:

$$Y = \sum_{k=1}^Q \xi_k \cdot R_k \cdot P_k, \quad (4.2)$$

де ξ_k , ($k = \overline{1, Q}$) – вага важливості у відносних одиницях кожного з Q параметрів обстановки, що представляються моделлю ($k = 1, 2, \dots, Q$);

R_k і P_k – показники достовірності та оперативності представлення даних

обстановки інформаційною моделлю, що розглядається.

Як узагальнений показник ефективності інформаційної моделі під час порівняння моделі з наявними та оцінки наближення за ефективністю до ідеальної моделі використано співвідношення [23]:

$$W = \frac{Y - Y_c}{1 - Y_c}, \quad (4.3)$$

де Y – показник повноти розглянутої моделі;

Y_c – показник повноти порівнюваного з нею аналога.

Результати порівняльного оцінювання адекватності та повноти інформаційної моделі оцінки обстановки, що подаються судноводію наявними способами та за використання запропонованих методів, наведено у таблиці 4.10 та на рис. 4.3 - 4.5.

Таблиця 4.10 – Значення показників ефективності удосконаленої та існуючої методик

Джерело: розроблено автором

№ з/п	Показник	Значення для моделей	
		Удосконаленої	Існуючої
1.	Достовірність (R)	0,551	0,408
2.	Оперативність (P)	0,632	0,532
3.	Повнота (Y)	0,348	0,258
4.	Загальний показник ефективності (W)	0,860	

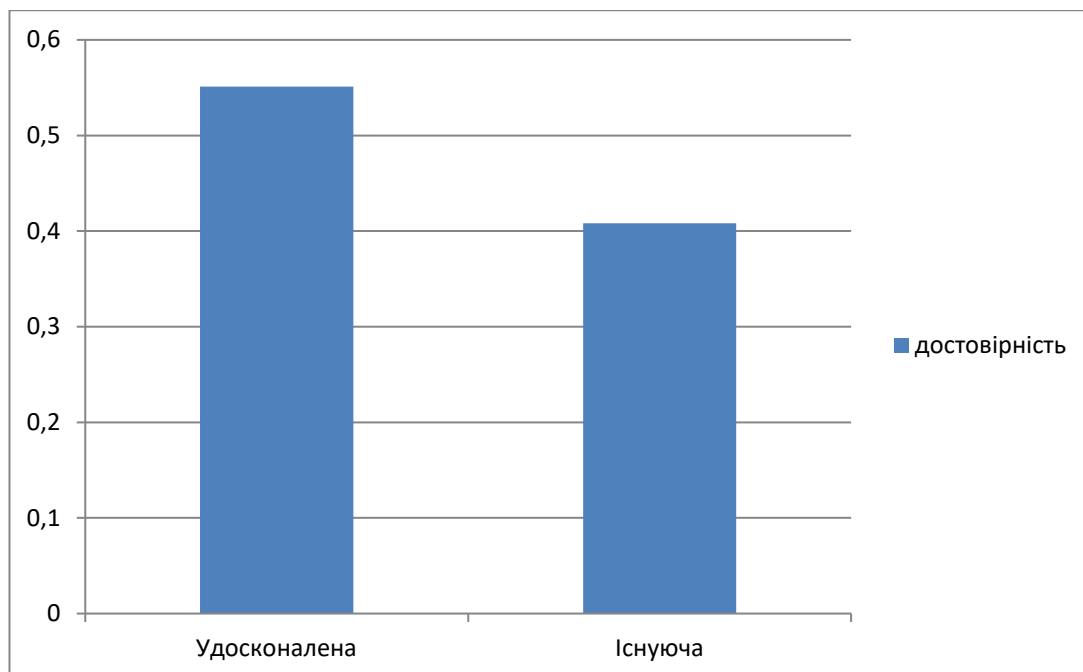


Рисунок 4.3 – Оцінювання достовірності інформаційних моделей

Джерело: розроблено автором

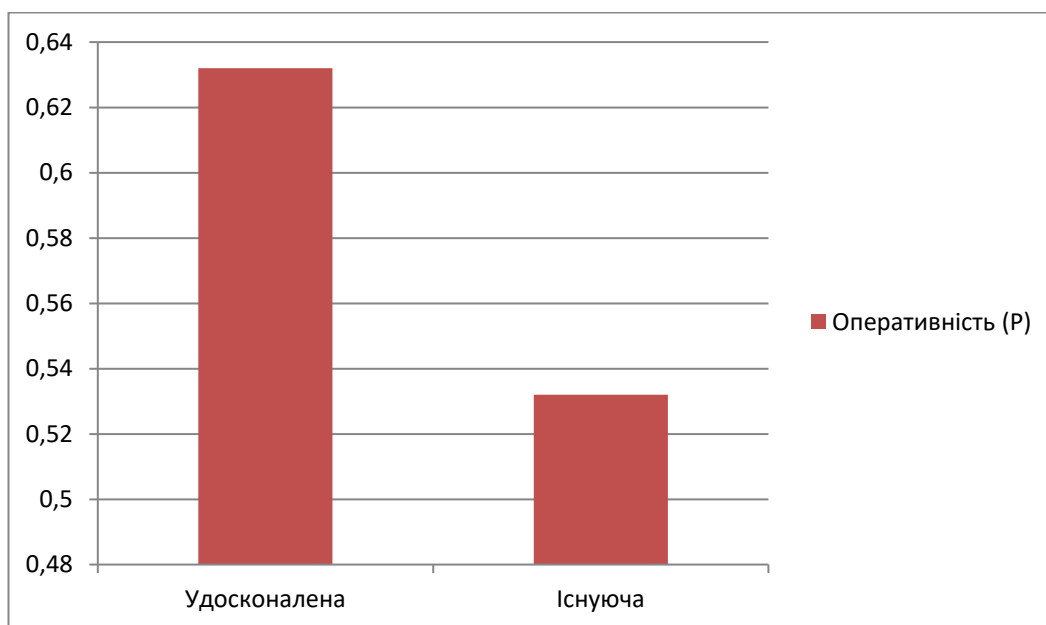


Рисунок 4.4 – Оцінювання оперативності інформаційних моделей

Джерело: розроблено автором

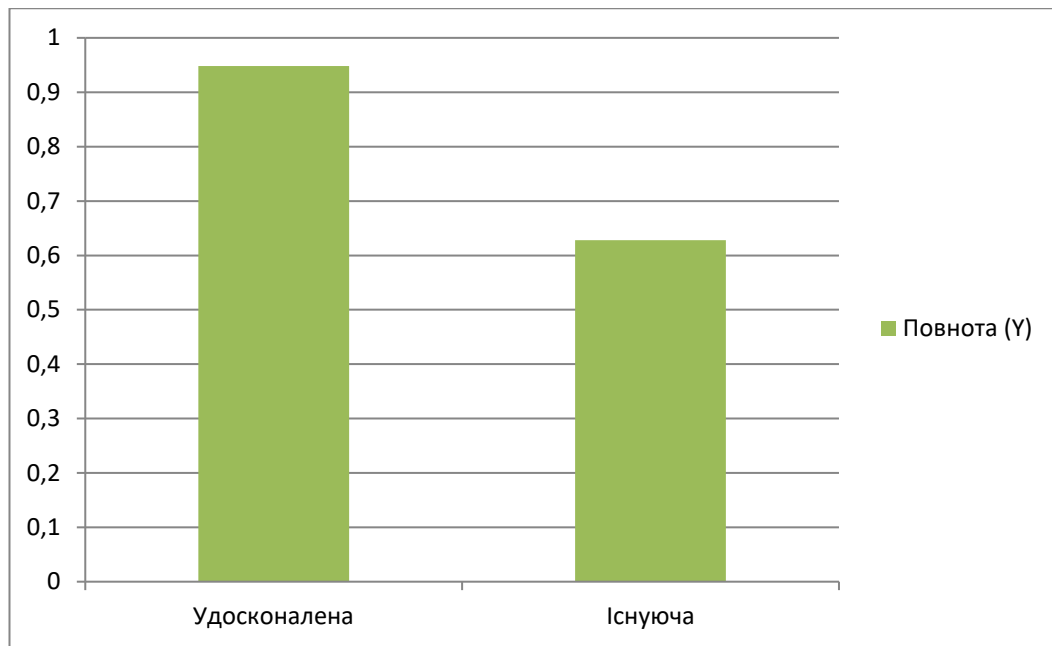


Рисунок 4.5 – Оцінювання повноти інформаційних моделей

Джерело: розроблено автором

Таким чином, оцінка ефективності удосконаленої моделі з використанням відомих показників показує її більшу ефективність у порівнянні з існуючою.

4.3 Оцінювання технологічних властивостей розроблених методів та інформаційних моделей

При розробці алгоритму розпізнавання обстановки (рис. 4.6) врахуємо отримані результати. Робота алгоритму ініціюється на вимогу користувача при зміні значень у базі даних (БД) інформаційних ознак або після модифікації БЗ про обстановку [76]. Якщо під час перевірки близькості поточної та апріорно заданої обстановки є зміни, то модифікується БД поточної обстановки. В іншому разі очікується введення команд користувача або модифікації бази даних ІО. Модифіковані дані про обстановку стають доступними для інших програмних процесів у системі управління судном, а дані про попередні стани обстановки зберігаються в історії змін цієї ж БД.

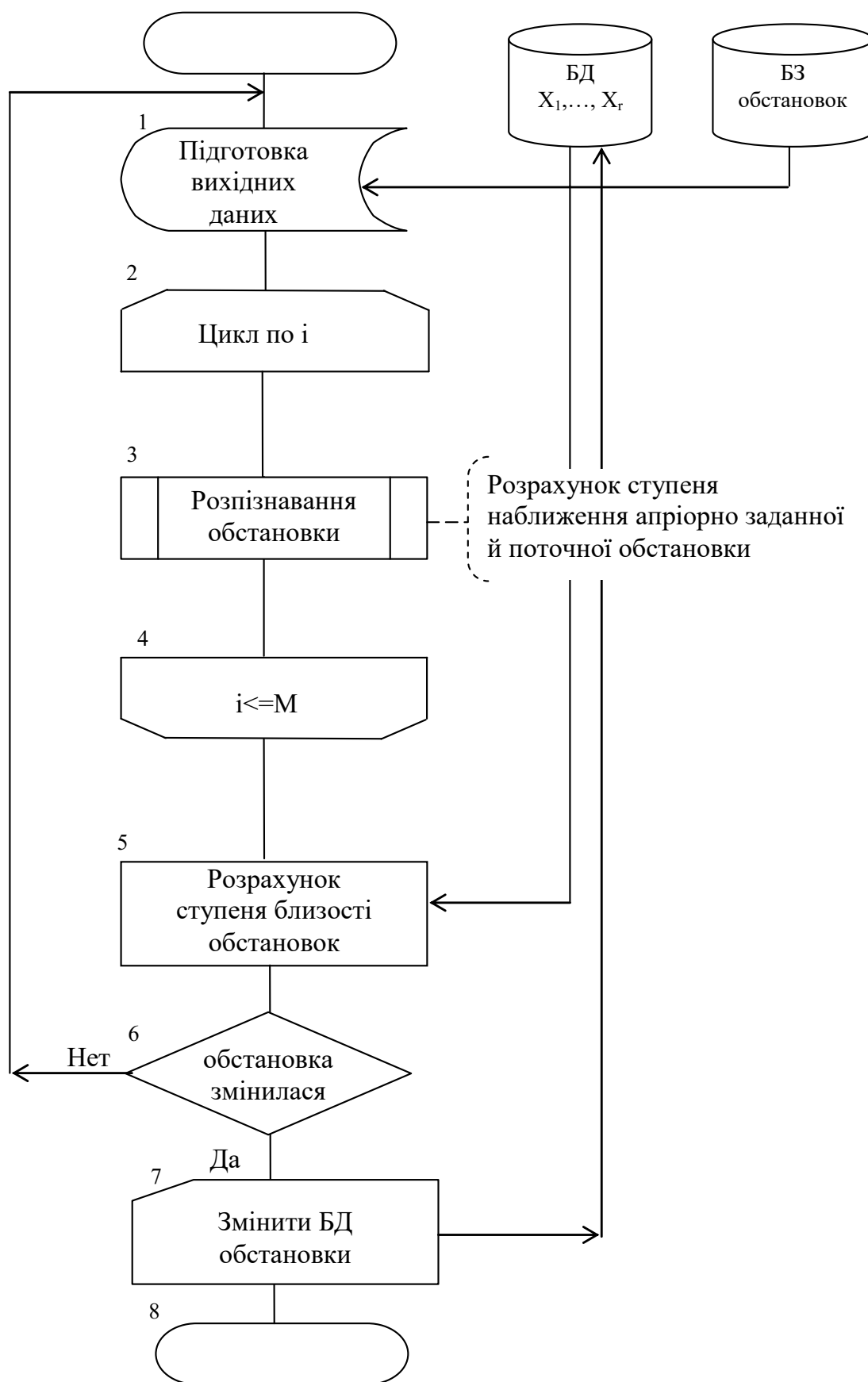


Рисунок 4.6 – Схема процедури розпізнавання надводної обстановки

Джерело: розроблено автором

Оцінимо основні характеристики розробленого алгоритму розпізнавання.

Найважливішим показником ефективності систем розпізнавання є ймовірність отримання правильних рішень ($P_{\text{пр}}$) під час розпізнавання об'єктів, що належать до різних класів [20, 24-26, 41, 45, 77]. Він залежить від:

- помилок апріорного опису класів (φ_1);
- помилок визначення ознак розпізнаваних об'єктів (φ_2);
- кількості та властивостей використовуваних ознак (φ_3):

$$P_{\text{пр}} = f(\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3). \quad (4.4)$$

Часто, наприклад, за логічної моделі розпізнавання, використовують оцінку надійності розпізнавання, яка, відповідно до [9, 80], визначається як:

$$\xi_g = \frac{\frac{1}{L_w}}{\sum_{S=1}^n \frac{1}{L_S}}, \quad (4.5)$$

де L_w – міра близькості w -го об'єкта;

L_S – S -те значення міри близькості.

У даному випадку величина ξ_g відіграє роль, подібну до ймовірності правильного розпізнавання $P_{\text{пр}}$:

$$\sum_{g=1}^n \xi_g = 1. \quad (4.6)$$

Відомий ще один показник – час розпізнавання об'єкта T_p :

$$T_p = \sum_{r=1}^2 T_{p_r}, \quad (4.7)$$

де T_{p_1} – час, що витрачається на розрахунок мір близькості L_w ;

T_{p_2} – час на прийняття рішення щодо приналежності розпізнаваного об'єкта до одного із заданих класів об'єктів.

Для оцінки ефективності розпізнавання надводної обстановки використовуємо показник (4.4) та середню ймовірність відмови від розпізнавання $\bar{P}_{\text{відм}}$ (безвідмовність розпізнавання).

У загальному випадку за кількох альтернативних варіантів обстановки ($i = \overline{1, n}$) “найкращу” вибирають шляхом оптимізації цільової функції:

$$F^* = \max_{x \in \Omega_x} F(X, P_{\text{пр}}, P_{\text{відм}}), \quad (4.8)$$

де $X = [x_q]$ – множина рішень;

$$x_q = \begin{cases} 1, & q - \text{ий варіант моделі вибраний;} \\ 0, & \text{в іншому випадку;} \end{cases}$$

$$\sum_q x_q = 1;$$

Ω_x – множина можливих варіантів моделей обстановки;

$$P_{\text{пр}} = [P_{\text{пр}_i}]; P_{\text{відм}} = [P_{\text{відм}_i}].$$

Аналітичні залежності для $P_{\text{пр}}$ та $P_{\text{відм}}$ отримати, як правило, дуже важко. Для їх оцінок використовують результати імітаційного моделювання. Так, отримано оцінки $P_{\text{пр}}$ та $P_{\text{відм}}$ для розглянутої вище моделі, заснованої на розробленій гібридній моделі знань [81, 16]. Порівняльна оцінка запропонованої моделі з комбінованою моделлю для вирішення завдання розпізнавання (табл. 4.11) показує перевагу розробленого методу. Так, $P_{\text{пр}}$ збільшується на 20-25% і $P_{\text{відм}}$ зменшується на 7-9%. Це дає змогу обґрунтовано використовувати розроблену модель розпізнавання на практиці.

Розроблений алгоритм розпізнавання може бути включений до складу алгоритмів автоматизованої системи управління судном.

Таблиця 4.11 – Порівняльна оцінка методів розпізнавання

Джерело: розроблено автором

Метод розпізнавання	$P_{\text{пр}}$	$P_{\text{відм}}$
Комбінована модель	0,49 – 0,62	0,38 – 0,27
Розроблений метод	0,63 – 0,94	0,31 – 0,06

Розглянемо місце розроблених алгоритмів у складі спеціального програмного забезпечення в перспективних АСУ судном. На рисунку 4.7 наведено функціональну схему програмного забезпечення АСУ судна [10, 82]. Вона відрізняється введенням структурного блоку, що реалізує алгоритми вирішення завдань розпізнавання і формування інформаційних моделей.

Результати роботи зазначених алгоритмів, отримані при обробці інформації про надводну обстановку, використовуються під час роботи алгоритмів формування ІМ та для управління її структурою і параметрами.

Розроблені алгоритми, накопичений досвід під час їхньої розробки та програмної реалізації дозволяють оцінити часові й трудові витрати на їхнє впровадження та супровід у складі СПЗ автоматизованої системи управління судном.

Проаналізуємо час, необхідний для внесення змін до СПЗ, за двох варіантів його побудови – з використанням традиційних інформаційних технологій і запропонованої методики.

Під технологічними властивостями розробленого СПЗ маємо на увазі його здатність адаптуватися до змінених умов функціонування з мінімальними витратами часових і матеріальних ресурсів.

Підтримка на постійному рівні показників функціональних властивостей передбачає системну модернізацію СПЗ у процесі його супроводження. Під супроводженням розумітимемо як усунення помилок, так і внесення змін у відповідь на вимоги, що змінилися. Зазвичай при супроводженні СПЗ більша частина часу витрачається на адаптацію до нових умов і вдосконалення програм–78%, 17% – на виправлення помилок; 5% – на різні інші заходи.

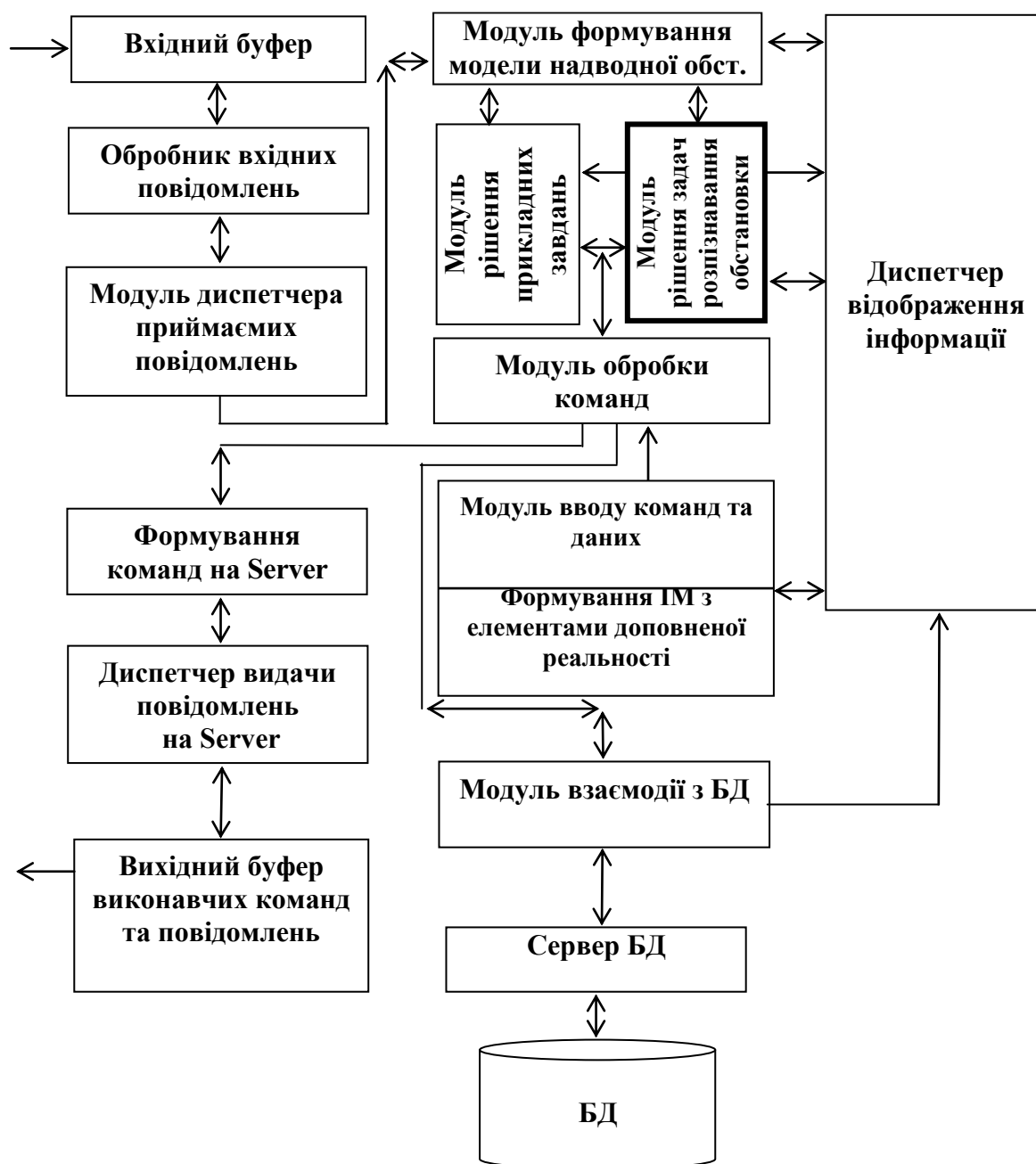


Рисунок 4.7 – Функціональна схема спеціального математичного та програмного забезпечення АСУ СУДНА

Джерело: розроблено автором

Проведено порівняльну оцінку технологічних властивостей розроблених методів, реалізованих різними способами. Пропоновані методи належать до числа відкритих. Специфіка даного типу вирішуваних завдань враховується при заповненні БЗ та структури створюваної БД. У процесі супроводження необхідно постійно вносити зміни до БЗ, викликані появою нових типів об'єктів, що взаємодіють, зміною законодавства, накопиченням досвіду

оцінки обстановки тощо.

Для формалізації запропонованих методів розпізнавання в останні роки у практиці проектування складних систем найчастіше використовують об'єктно-орієнтоване проектування (ООП) програмного забезпечення. У процесі його супроводу у ньому можуть відбутися такі зміни [83, 84]:

- додавання нового класу;
- зміна реалізації класу;
- зміна інтерфейсу класу.

Усі ці зміни вимагають великих витрат, хоча і є природними операціями.

Використання розробленого методу формалізації знань при оцінці обстановки та управлінні ІМ дозволяє отримати вигоди для таких показників технологічності:

1. Зменшення потрібного часу модернізації СПЗ.

Загальна тривалість коригування $t_{\text{кор}}^{\text{трад}}$ СПЗ, побудованого на традиційних підходах, визначається як:

$$t_{\text{кор}}^{\text{трад}} = t_{\text{зн}} + t_{\text{викл}} + t_{\text{приб}} + t_{\text{узг}} + t_{\text{ан}} + t_{\text{зм}} + t_{\text{випр}} + t_{\text{пов}}, \quad (4.9)$$

де $t_{\text{зн}}$ – час зняття з рейсу;

$t_{\text{викл}}$ – час виклику представника організації-розробника СПЗ;

$t_{\text{приб}}$ – час прибуття представника організації-розробника;

$t_{\text{узг}}$ – час узгодження внесених змін;

$t_{\text{ан}}$ – час аналізу та вивчення завдання;

$t_{\text{зм}}$ – програмування, налагодження і тестування програмних модулів;

$t_{\text{випр}}$ – час приймально-здавальних випробувань;

$t_{\text{пов}}$ – час повернення судна до строю.

Для суднового персоналу час внесення коректур у БЗ становить [31]:

$$t_{\text{кор}}^{\text{СППР}} = t_{\text{узг}} + t_{\text{пз}} + t_{\text{зав}} + t_{\text{зм}}, \quad (4.10)$$

де $t_{\text{узг}}$ – час аналізу та узгодження змін, що вносяться до БЗ;

$t_{\text{пз}}$ – час постановки завдання когнітологу;

$t_{\text{зав}}$ – час з'ясування та аналіз завдання когнітологом;

$t_{\text{зм}}$ – внесення змін, тестування і налагодження БЗ.

Графічна ілюстрація часу корекції СПЗ для різних варіантів його побудови, наведена на рис. 4.8. Підвищення оперативності внесення коректур до СПЗ АСУ зумовлено скороченням змісту і тривалості організаційних етапів поповнення БЗ.

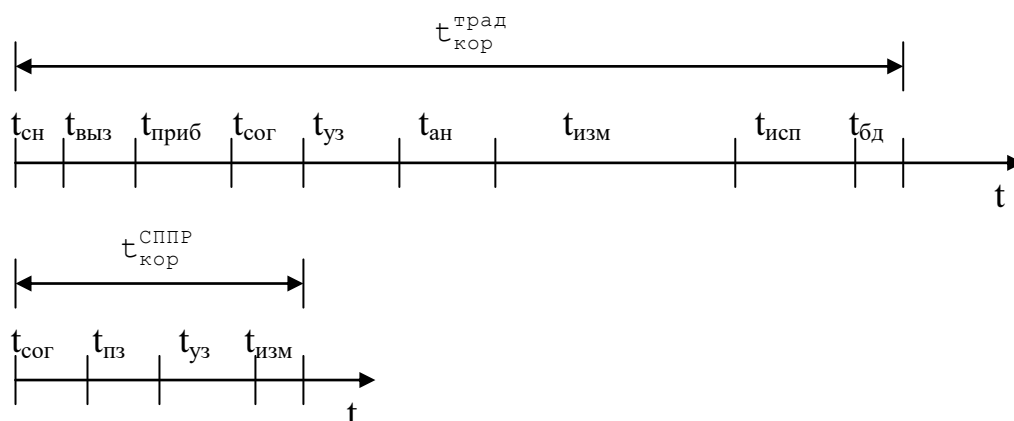


Рисунок 4.8 – Часова діаграма процесу модифікації спеціального програмного забезпечення

Джерело: розроблено автором

Згідно з [31], $t_{\text{кор}}^{\text{трад}} = 94 + 68,8n$ (годин), а $t_{\text{кор}}^{\text{СППР}} = 12 + 16,4n$ (годин), де n – кількість цільових вершин у мережевій моделі.

2. Зменшення кількості помилок, що вносяться під час модифікації.

Класи в ООП є угодами про зв'язки між абстракціями. Це дає змогу вже на ранніх стадіях створення СПЗ виявляти й усувати до 95% помилок і значно зменшити кількість помилок, що вносяться під час модифікації СПЗ у процесі супроводу [31]. Крім того, ООП дозволяє будувати системи на основі

«стабільних» проміжних описів. Це спрощує процес внесення змін і зменшує кількість внесених помилок.

3. Зниження трудовитрат при супроводі СПЗ.

З життєвого циклу запропонованих програм у 3-7 років до 70-90% часу становить супровід [31-34]. Але в умовах масового тиражування і тривалого часу супроводу, коли витрати на проєктування і створення СПЗ є значно меншими за витрати на супровід, останні вимагають суттєвого скорочення.

ООП змінює часові співвідношення між створенням і супроводом СПЗ. Загальні трудовитрати, необхідні при об'єктно-орієнтованому і традиційному проєктуванні, є приблизно рівними. Але на супроводження СПЗ під час ООП припадає їх незначна частина. Отже, ООП найповніше відповідає методології побудови СПЗ.

За досвідом, на розробку програм оцінки надводної обстановки із використанням ООП необхідно близько 250 людино-годин (приблизно 1,5 місяця роботи одного програміста). На розробку подібної програми з використанням методів функціонального програмування необхідно близько 6-7 місяців роботи одного програміста без гарантії успішного завершення.

4.4 Дослідження економічних витрат щодо модифікації засобів створення системи інформаційного забезпечення на містку

Реалізація у складі СПЗ запропонованих методів оцінки обстановки неминуче приводить до необхідності застосування нових пристроїв відображення, зміни їх конфігурації та графічної підсистеми системи відображення. Розрахунки показали, що підвищення вартості обладнання не перевищить 35%, причому більшу частину цієї суми становить ціна додаткового пристрою відображення. Однак, вартість системи відображення на автоматизованому робочому місці (АРМ) судноводія при цьому становитиме:

$$C_{\text{АРМ}} = C_{\text{к}} + C_{\text{спз}} + C_{\text{зпз}} + C_{\text{пеом}} + C_{\text{зз}} + C_{\text{зв}}; \quad (4.11)$$

$$C_{\text{к}} = C_{\text{пеом}}; C_{\text{зпз}} = 0,2C_{\text{пеом}}; C_{\text{зз}} = 0,3C_{\text{пеом}}; C_{\text{зв}} = 0,4C_{\text{пеом}},$$

де $C_{\text{АРМ}}$ – вартість АРМ;

$C_{\text{к}}$ – вартість конструктивних елементів АРМ;

$C_{\text{спз}}$ – вартість спеціального ПЗ;

$C_{\text{зпз}}$ – вартість загального програмного забезпечення;

$C_{\text{пеом}}$ – вартість ЕОМ;

$C_{\text{зз}}$ – вартість засобів зв'язку;

$C_{\text{зв}}$ – вартість пристрою відображення.

За відомих оцінок параметрів алгоритму приблизна оцінка часу програмування становить [34]:

$$T_{\text{пр}} = \frac{n_1 \cdot N \cdot (n_1 \cdot \log_2 n_1 + n_2 \cdot \log_2 n_2) \cdot \log_2 n}{2n_2 \cdot S}, \quad (4.12)$$

де N – довжина програми;

n – словник програми.

Тоді

$$C_{\text{спз}} = T_{\text{пр}} \cdot C_{\text{оп}}, \quad (4.13)$$

де $C_{\text{оп}}$ – коефіцієнт оплати праці розробників.

Як показали розрахунки, проведені з використанням формули (4.11), модифікація системи підвищить його вартість не більше ніж на 10-15%.

Висновки до розділу 4

1. Розроблено алгоритми, що реалізують автоматизоване вирішення завдань розпізнавання та ситуаційного аналізу надводної обстановки.

2. Запропоновано структуру спеціального програмного забезпечення АСУ судна, що дозволяє реалізувати розроблені алгоритми. Це дасть змогу проводити автоматизовану оцінку обстановки і формувати інформаційні моделі з елементами доповненої реальності, що відповідають ситуації, яка склалася.

3. Синтез нової інформаційної моделі дозволив підвищити ступінь її повноти та відповідності інформації етапам оцінки обстановки завдяки збільшенню кількості чинників, що враховуються, та розробці форм їх подання, що відповідають характеру діяльності суднового персоналу. У результаті повнота інформаційних моделей збільшилася на 15-21%.

4. Дослідження економічних витрат на впровадження модифікованих інформаційних моделей та автоматизованого робочого місця судноводія показали збільшення вартості модифікації автоматизованого робочого місця не більше ніж на 10-15% за рахунок введення нових пристроїв відображення і модернізації спеціального програмного забезпечення.

Основні результати розділу опубліковані в роботах: [83], [85].

ВИСНОВКИ

У підсумку теоретичних досліджень у межах виконання дисертаційної роботи було отримано такі наукові результати.

1. Доведено наявність стійкого причинно-наслідкового зв'язку «навігаційна обстановка» – «надзвичайна ситуація», тобто навігаційна обстановка значно впливає на безпеку плавання, й значно впливає на ефективність роботи суднового персоналу під час керування судном.

2. Встановлено однозначний зв'язок між якістю інформаційного забезпечення діяльності суднового персоналу та безпекою керування судном у різних умовах навігаційної обстановки в районі плавання.

3. Процес вирішення багатьох завдань оцінки обстановки неавтоматизований. Це підвищує інформаційне навантаження на судноводія, змушуючи його значний час витратити на введення й оцінку інформації в автоматизоване робоче місце.

4. Основними науковими результатами, отриманими у роботі є:

– вперше розроблено інформаційну модель надводної обстановки для автоматизації процесу судноводіння, побудовану на використанні технології доповненої реальності, що дозволяє прогнозувати параметри руху судна, підвищити якість інформаційного забезпечення при виробленні рішень щодо керування судном і безпеку судноводіння.

– удосконалено метод ідентифікації надводної обстановки, який на відміну від відомих, базується на використанні нечітких нейронних мереж, що дозволило підвищити оперативність та обґрунтованість ситуаційної обізнаності та вироблення відповідних рішень при керуванні судном у складних умовах навігації.

– отримав подальший розвиток метод прогнозування параметрів руху судна в системі формування надводної обстановки, який, на відміну від відомих, ґрунтується на теорії нечіткої логіки та дозволяє підвищити точність визначення навігаційних параметрів руху й безпеки мореплавання.

5. Практична значимість результатів дослідження полягає в обґрунтуванні методів обробки та подання інформації в єдиному комплексі забезпечення інформаційної підтримки судноводія в процесі управління судном, а саме:

- розробці алгоритмів ідентифікації та розпізнавання надводної обстановки, відбору та управління параметрами відображення інформаційними ознаками при інтерпретації інформаційної моделі, що забезпечує інформаційну підтримку процесу вироблення рішень судноводієм. Вони дозволяють скоротити час аналізу обстановки на 12-25% і підвищити повноту врахування значимих чинників в оцінці обстановки на 20-35% зі збільшенням вартості модифікації інформаційного середовища на 10-15% за допомогою модернізації спеціального програмного забезпечення;

- інтеграції алгоритми, розроблені на основі запропонованих моделей та методів, до автоматизованої системи управління судном. Використання методів штучного інтелекту дозволяє нарощувати можливості і вдосконалювати моделі та методи підтримки прийняття рішень під час експлуатації. Експериментальна реалізація розроблених методів показала ефективність їх застосування у реальних системах управління судном.

6. Перспективами подальших досліджень є розроблення програмно-апаратного комплексу морської ергатичної системи, включаючи алгоритми, що забезпечують безпеку мореплавання.

7. Таким чином, отримана сукупність наукових результатів та їх практична значущість дозволяє вважати наукове завдання, яке полягало у розробленні методу ідентифікації надводної обстановки із застосуванням технології нечітких нейронних мереж для автоматизації процесу судноводіння – виконаним, а мета робота, яка полягала у підвищенні оперативності та обґрунтованості процесу ідентифікації надводної обстановки за рахунок застосування технології нечітких нейронних мереж – досягнутою.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. IMO // Human Element [Internet portal]. URL: <https://www.imo.org/en/OurWork/HumanElement/Pages/Default.aspx>.
2. IMO / Human Element // Vision, Principles and Goals [Internet portal]. URL: <https://www.imo.org/en/OurWork/HumanElement/Pages/Default.aspx>
3. IMO / E-Navigation [Internet portal]. URL: <https://www.imo.org/en/OurWork/Safety/Pages/eNavigation.aspx>.
4. Michael J. Veth. Nonlinear Estimation Techniques for Navigation. STO-EN-SET. – pp. 5-1 – 5-31.
5. М. О. Медведєва. Міжнародна охорона людського життя на морі // Українська дипломатична енциклопедія: У 2-х т./Редкол. :Л. В. Губерський (голова) та ін. – К. : Знання України, 2004 – Т.2 – 812с. ISBN 966-316-045-4.
6. Руденко О. Г., Бодянский Є. В. Штучні нейронні мережі: вид. компанія СМІТ, Харків. 2006.
7. Дубровін В.І., Субботін С.О. Методи оптимізації та їх застосування в задачах навчання нейронних мереж: Навчальний посібник. Запоріжжя: ЗНТУ, 2003. 136 с.
8. Volodymyr Shymkovych, Volodymyr Samoty, Sergii Telenyk, Petro Kravets, Taras Posvistak. A real time control system for balancing a ball on a platform with FPGA parallel implementation // Technical Transactions. Poland. 2018. Vol. 5. 109-117.
9. Volodymyr Shymkovych, Veronika Niechkina. The criterion for determining the buffering time of the measuring channel for smoothing the variable changes of the sensor signal // 2020 IEEE 7th International Conference on Energy Smart Systems (ESS), Kyiv, Ukraine. 2020. pp. 343-346.
10. Гильгурт С.Я. Анализ применения реконфигурируемых вычислителей на базе ПЛИС для реализации нейронных сетей // Моделювання та інформаційні технології. Зб. наук. пр. ІПМЕ НАН України.

2006. Вип. 37. с. 168- 174.

11. Volodymyr Symkovych, Peter Kravets. Hardware Implementation Neural Network Controller on FPGA for Stability Ball on the Platform // Hu Z., Petoukhov S., Dychka I., He M. (eds) *Advances in Computer Science for Engineering and Education II. ICCSEEA 2019. Advances in Intelligent Systems and Computing*. 2020. Vol. 938. Springer, Cham, Switzerland. pp. 247-256

12. Кравець П. І., Федорчук В. В., Гой А. А. Нейромережевий контролер системи стабілізації рухомого об'єкта з апаратно-програмною реалізацією на ПЛІС // *Вісник НТУУ «КПІ». Інформатика, керування та обчислювальна техніка: Зб. наук. пр.* 2014. №63. С. 4-11

13. Hunt K. J., Sbarbaro D., Zbikowski R., Gawthrop P. J. Neural networks for control systems: A survey // *Automatica*. 1992. Vol. 28. № 6. pp. 1083-1112

14. Kawato M., Uno Y., Isobe M., Suzuki R. Hierarchical neural network model for voluntary movement with application to robotics // *IEEE Control Systems Magazine*. 1988. Vol. 8. pp. 8-16.

15. Passalis N., Tefas A. Continuous drone control using deep reinforcement learning for frontal view person shooting // *Neural Computing and Applications*. 2020. Vol. 32. pp. 4227-4238

16. Наконечний М. В., Наконечний Ю. М. Особливості ідентифікації динамічних об'єктів за допомогою рекурентних нейронних мереж // *Вісник Національного університету «Львівська політехніка»: Автоматика, вимірювання та керування*. 2009. № 639. с. 107-116.

17. Субботін С.О., Олійник А.О., Олійник О.О. Ітеративні, еволюційні та мультиагентні методи синтезу нечіткологічних і нейромережних моделей / Під заг. ред. С. О. Субботіна: Монографія. Запоріжжя: ЗНТУ, 2009. 375 с.

18. Шимкович В. М., Кравець П. І., Жеребко В. А., Шимкович В. М., Дьомін Р. Ю., Мостович А.В. Нейромережеві технології оперативного діагностування технічного стану рухомого складу // *Збірник наукових праць*

Українського державного університету залізничного транспорту. 2011. №123. С. 119–123

19. Ontiveros-Robles, E.; Vázquez, J.G.; Castro, J.R.; Castillo, O. A FPGA-Based Hardware Architecture Approach for Real-Time Fuzzy Edge Detection. In *Nature-Inspired Design of Hybrid Intelligent Systems*; Springer: Cham, Switzerland, 2016; pp. 519–540.

20. Li, S.P. Adaptive control with optimal tracking performance. *Int. J. Syst. Sci.* 2018, 49, 496–510.

21. Kaiser, M.S.; Chowdhury, Z.I.; Al Mamun, S.; Hussain, A.; Mahmud, M. A Neuro-Fuzzy Control System Based on Feature Extraction of Surface Electromyogram Signal for Solar-Powered Wheelchair. *Cogn. Comput.* 2016, 8, 946–954.

22. Jyun-Yu Jhang, Kuang-Hui Tang, Chuan-Kuei Huang, Cheng-Jian Lin, Kuu-Young Young. FPGA Implementation of a Functional Neuro-Fuzzy Network for Nonlinear System Control // *Electronics*. 2018. Vol.7, №145. pp. 1-22.

23. Khayat, O. Structural parameter tuning of the first-order derivative of an adaptive neuro-fuzzy system for chaotic function modeling. *J. Int. Fuzzy Syst.* 2014, 27, 235–245.

24. Wu, M.F.; Huang, W.C.; Juang, C.F.; Chang, K.M.; Wen, C.Y.; Chen, Y.H.; Lin, C.Y.; Chen, Y.C.; Lin, C.C. A new method for self-estimation of the severity of obstructive sleep apnea using easily available measurements and neural fuzzy evaluation system. *IEEE J. Biomed. Health Inf.* 2017, 21, 1524–1532.

25. Омельченко Т. Ю. Удосконалення алгоритмів управління процесом розходження суден. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису. Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук (доктора філософії) за спеціальністю 05.22.13 – навігація та управління рухом (271- Річковий та морський транспорт). - Національний Університет "Одеська морська академія", Одеса, 2018.

26. Шимкович В. М. Методи та засоби проектування апаратних

компонентів нейромережевих систем керування. Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук за спеціальністю 05.13.05 – комп'ютерні системи та компоненти. Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут ім. Ігоря Сікорського», Київ, 2021.

27. Doronin V. Application of evaluation criteria of functional sustainability instrumental method of navigation on Ukraine's Inland waterways // The XIII International Scientific Conference. – Zheleznii Port, Ukraine, 2017. – P. 178–181.

28. Panin V. Application of the System Analysis of Implementation of the Instrumental Method of Navigation on Inland Waterways of Ukraine / V. Panin, V. Doronin, V. Aleynikov // Radio Electronics, Computer Science, Control. – 2018. – No. 2 (45). – P. 125–134. DOI 10.15588/1607-3274-2018-2-14.

29. Lainiotis D. Neural network application to ship position estimation // Proceedings of Conference «OCEANS'93. Engineering in Harmony with Ocean». – 1993. – P. 1384–1389.

30. Page, A.; Mohsenin, T. FPGA-Based Reduction Techniques for Efficient Deep Neural Network Deployment. In Proceedings of the 2016 IEEE 24th Annual International Symposium on Field-Programmable Custom Computing Machines (FCCM), Washington, DC, USA, 1–3 May 2016; p. 200.

31. Zak B. Modelling of ship's motion using artificial neural networks. – Advances in Neural Networks and Applications, World Scientific and Engineering Society Press, 2001. – P. 298–303.

32. Application of Intelligent Processing of Data Flows Under Conditions of River Navigation / [V. Panin, V. Doronin, I. Tykhonov, M. Aleinikov] // Eastern European Journal of Enterprise Technologies. – 2018. – Vol. 3/9 (93). – P. 6–18. DOI: 10.15587/1729-4061.2018.131599.

33. Aldair, A.A.; Obed, A.A.; Halihal, A.F. Design and Implementation of Neuro-Fuzzy Controller Using FPGA for Sun Tracking System. Iraqi J. Electr. Electron. Eng. 2016, 12, 123–136.

34. Nocedal, Jorge; Wright, Stephen J. (2006). Numerical Optimization (2nd ed.). Springer. ISBN 978-0-387-30303-1.
35. Fujimoto Shoji. Maneuvering ship using wheel-over position / Fujimoto Shoji, Hakozaiki Tetsuya. // Nihon kokai gakkaiishi-Navigation. - 1997. - № 132. - P. 42-50.
36. Alekseychuk B.M. Estimation of the effectiveness of observed vessel coordinates with redundant position lines, obtained by simulation / B.M. Alekseychuk, V.E. Sikirin, D.V. Astaikin // Science and Education a New Dimension. Natural and Technical Sciences, V(14), Issue: 132, 2017.- С. 47 - 51.
37. Тришин Н. В. Интегрирование предиктивной модели движения судна в ЭКНИС / Тришин Н. В., Сикирин В. Е. // Судовождение: Сб. научн. трудов./ ОНМА, Вып. 24. – Одесса: «ИздатИнформ», 2014 - С. 164-171.
38. Сикирин В.Е. Зависимость точности судовождения от закона управления движением судна по курсу. // Річковий та морський транспорт: інфраструктура, судноплавство, перевезення, безпека: Матеріали наук.-техн. конф., 16-17 листоп. 2017 – Одеса : ОНМА, 2017. – С. 137-140.
39. International Convention for the Safety of Life at Sea (SOLAS). International Maritime Organization (IMO). Archived from the original on 7 June 2015. Retrieved 6 April 2013.
40. Convention on the International Regulations for Preventing Collisions at Sea, 1972 (COLREGs) Archived 14 October 2009 at the Portuguese Web Archive, from the IMO (The International Maritime Organisation). Retrieved 13 February 2006.
41. International Convention for the Prevention of Pollution from Ships, 1973, as modified by the Protocol of 1978 relating thereto (MARPOL 73/78) Archived 25 June 2012 at the Wayback Machine.
42. Lin, C.J.; Cheng, C.H. A recurrent neural fuzzy controller based on self-organizing improved particle swarm optimization for a magnetic levitation system. Int. J. Adapt. Control Signal Process. 2015, 29, 563–580.
43. Jhang, J.-Y.; Tang, K.-H.; Huang, C.-K.; Lin, C.-J.; Young, K.-Y.

FPGA Implementation of a Functional Neuro-Fuzzy Network for Nonlinear System Control. *Electronics* 2018, 7, 145.
<https://doi.org/10.3390/electronics7080145>.

44. Marquardt, D. W. An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters / Donald W. Marquardt // *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*. — 1963. — Vol. 11(2). — P. 431–441.

45. Foresee, F. D. Gauss-Newton approximation to Bayesian learning / F. Dan Foresee and Martin T. Hagan // *The 1997 IEEE International Conference on Neural Networks*. June 9–12, 1997, Houston, USA Vol.3 — NJ.: IEEE, 1997. — P. 1930–1935.

46. Morawski, L. Problem of Stopping Vessel at the Waypoint for Full-Mission Control Autopilot [Text]/ L.Morawski, V.Nguyen Cong// *Int. J. on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation*.- 2010.- V.4.- No.2.- P.151-156.

47. Тимошук О.М. Метод формалізації знань про оцінку обстановки судноводієм при виникненні небезпечної ситуації зближення (зіткнення). Системи обробки інформації. 2019. № 2(157). С. 154-160. <https://doi.org/10.30748/soi.2019.157.22>.

48. Aarsther, K.G. Combined Maneuvering Analysis, AIS and Full-Mission Simulation [Text]/ K.G.Aarsther, T.Moan// *Int. J. on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation*.- 2007.- V.1.- No.1.- pp. 31 - 36.

49. Artyszuk, J. Data Smoothing Application to the Ship Motion Mathematical Model Identification [Text]/ *Annual of Navigation*.- 2000.- No. 2.- P.5-15.

50. Barrass, C.B. Ship design and performance for masters and mate [Text].- Burlington: Elsevier Butterworth-Heinemann Linacre House, 2004.- 264 p.

51. Вагущенко Л.Л. Поддержка решений по расхождению с судами / Л.Л. Вагущенко. – Одесса: Феникс, 2010. –229 с.

52. Dupond, S. A thorough review on the current advance of neural network structures // *Annual Reviews in Control*. 14 – 2019 – P. 200–230.

53. Sugeno, M. An introductory survey of fuzzy control // Information sciences. – Vol. 36, №1-2. – 1985. – pp. 59-83.
54. Системи штучного інтелекту: навч. посіб. / Н. Б. Шаховська, Р. М. Камінський, О. Б. Вовк. – Львів: Вид-во Львівської політехніки, 2018. – 392 с.
55. Zak, B. Modelling of Ship's Motion Using Artificial Neural Networks / Bogdan Zak, Zygmunt Kitowski, Jozef Malecki // Advances in Neural Networks and Applications – Danvers: World Scientific and Engineering Society Press, 2001. – P. 298–303.
56. Dushkoff M., Ptucha, R. Adaptive Activation Functions for Deep Networks, Electronic Imaging // Computational Imaging XIV – 2016. - pp. 1-5.
57. Yasunobu, S., Miyamoto, S. Automatic train operation system by predictive fuzzy control // Industrial Applications of Fuzzy Control, Elsevier, Amsterdam. Netherlands, – 1985. – pp. 1-18.
58. Marr, D. Theory of edge detection / D. Marr, E. Hildreth // Proceedings of the royal society of London. Vol. 207, No. 1167, 1980. - P. 187 - 217
59. Дакі О.А., Дорошева А.О., Іваненко В.М., Чебан В.І. Агентоорієнтована модель реалізації системи підтримки прийняття рішення безпеки судноводіння. Системи озброєння і військова техніка. 2020. № 3(63). С. 122-30. <https://doi.org/10.30748/soivt.2020.63.18>.
60. Вильский Г. Б. Информационная безопасность судовождения : монография. – Миколаїв : Видавництво ФОП Швець В.Д., 2014. – 336 с.
61. Мельник О.В., Шапран Ю.Є., Матюхов А.Т., Бойко О.А. Дослідження системи підтримки прийняття рішення безпеки судноводіння / Водний транспорт: Збірник наукових праць. Випуск 1(32). 2021.
62. Hagen J.E. Implementing e -Navigation, 2017. - 203 p.
63. Astrein V. Determination of ships passing strategy by the use of a conflict function / V. Astrein // Eurasian Union of Scientists. – 2015. – № 12(21). – С. 1-3.

64. Шерстюк В.Г. Интеллектуальные системы поддержки принятия решений по управлению судном в условиях неполной и противоречивой информации / В.Г. Шерстюк, А.П. Бень // Судовождение. – 2007. – № 14. – С. 141-144.
65. Artyszuk, J. Data Smoothing Application to the Ship Motion Mathematical Model Identification [Text]/ Annual of Navigation. – 2000. – No. 2. – P. 5-15.
66. Barrass, C.B. Ship design and performance for masters and mate [Text]. – Burlington: Elsevier Butterworth-Heinemann Linacre House, 2004. – 264 p.
67. Згуровський М.З. Основи системного аналізу / М.З. Згуровський Н.Д. Панкратова. – К. Вид. група BHV, 2007. – 546 с.
68. Fayyad U., Piatetsky-Shapiro G., Smyth P. From data mining to knowledge discovery in databases. *AI Mag.* 1996;17:37–54.
69. H. Chniter, Y. Li, M. Khalgui, A. Koubaa, Z. Li and F. Jarray, "Multi-Agent Adaptive Architecture for Flexible Distributed Real-Time Systems," in *IEEE Access*, vol. 6, pp. 23152-23171, 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2825023.
70. Дакі О.А., Дорошева А.О., Іваненко В.М., Чебан В.І. Агентоорієнтована модель реалізації системи підтримки прийняття рішення безпеки судноводіння. Системи озброєння і військова техніка. 2020. № 3(63). С. 122-30. <https://doi.org/10.30748/soivt.2020.63.18>.
71. Ларін О. О. Комп'ютерне та математичне моделювання в задачах прогнозування надійності при поступових відмовах : монографія / О. О. Ларін, О. О. Водка, К. Є. Потопальська ; Нац. техн. ун-т "Харків. політехн. ін-т". – Харків : Юрайт, 2020. – 232 с.
72. Моделювання складних систем : Монографія / За заг.ред. Соловйова В.М. – Черкаси: Брама, видавець Третяков О. М., 2015. – 354 с.
73. Теорія ймовірностей, математична статистика та імовірнісні процеси: навч. посіб. / Ю. М. Слюсарчук, Й. Я. Хром'як, Л. Л. Джавала,

В. М. Цимбал ; М-во освіти і науки України, Нац. ун-т «Львів. політехніка». – Львів: Вид-во Львів. політехніки, 2015. – 364 с.

74. Khayat, O. Structural parameter tuning of the first-order derivative of an adaptive neuro-fuzzy system for chaotic function modeling. *J. Int. Fuzzy Syst.* 2014, 27, 235–245.

75. Обертюр К.Л. Повышение безопасности эксплуатации судов методами управления событиями: дис. ... канд.техн. наук 05.22.20 / Обертюр Константин Леонидович. – Одесса, 2015. – 223 с.

76. Бужбецкий Р.Ю. Совершенствование методов предупреждения столкновения судов с учетом особенностей их взаимодействия: дис. ... канд. техн. наук: 05.22.13 / Бужбецкий Ростислав Юрьевич. – Одесса, 2016. – 223 с.

77. Мальцев А.С. Маневрирование судов при расхождении / А.С. Мальцев. – Одесса: Морской тренажерный центр, 2005. – 208 с.

78. Про схвалення Національної транспортної стратегії України на період до 2030 року. Розпорядження Кабінету Міністрів України від 30 травня 2018 р. № 430-р.

79. Про затвердження Морської доктрини України на період до 2035 року : Постанова Кабінету Міністрів України від 07.10.2009 № 1307.

80. Shapiro, H., Aroslinkin, O. i Postnikov, Y. 2021. Формування інформаційної моделі надводної обстановки для автоматизації процесів судноводіння / *Системи управління, навігації та зв'язку*. Збірник наукових праць. 3, 65 (Вер 2021), 37-41. DOI: <https://doi.org/https://doi.org/10.26906/SUNZ.2021.3.037>.

81. Аросланкін О.О., Шапіро Г.В., Гусак І.Л., Саф'ян О.С., Постніков Є.Є. Нейромережева модель прогнозування параметрів руху судна в системі формування надводної обстановки ближньої морської зони. *Збірник наукових праць Харківського національного університету Повітряних Сил*. 2021. № 3(69). С. 116-25. <https://doi.org/10.30748/zhups.2021.69.15>.

82. Шапіро Г.В., Горалік Є.Т. Моделі та метод формалізації навігаційної обстановки для автоматизації процесів судноводіння. *Водний*

транспорт. Збірник наукових праць Державного університету інфраструктури та технологій. – К.: ДУІТ, 2021. – Випуск 3(34). – 182 с. <https://doi.org/10.33298/2226-8553/2021.3.34>

83. Шапіро Г., Боріна М. Проведення оцінки ступеня обґрунтованості прийняття рішень при використанні методів і системи інформаційного забезпечення судноводіння. Збірник наукових праць: *Водний транспорт*. 2024. № 1 (39). С. 92–103. <https://vt.duit.in.ua/index.php/home/article/view/322/279> doi.org/10.33298/2226-8553.2024.1.39.09

84. Шапіро Г. В., Кучерук Г.Ю. Розробка адаптивної системи керування рухом судна. Збірник наукових праць: *Водний транспорт*. 2020. № 3(31). С. 116–119. URL: <https://doi.org/10.33298/2226-8553.2020.3.31.12> <https://vt.duit.in.ua/index.php/home/article/view/146>

85. Шапіро Г. Дослідження стійкості роботи нейромережі в системі ідентифікації надводної обстановки. *Вісник приазовського державного технічного університету*. 2023. № 47. С. 360–370. https://journals.urau.ua/vestnikpgtu_tech/article/view/300122/292599 doi: 10.31498/2225-6733.47.2023.300122

Додаток А

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

*Статті у наукових виданнях, включених до переліку
наукових фахових видань України:*

1. Шапіро Г., Боріна М. Проведення оцінки ступеня обґрунтованості прийняття рішень при використанні методів і системи інформаційного забезпечення судноводіння. Збірник наукових праць Державного університету інфраструктури та технологій: *Водний транспорт*. 2024. № 1 (39). С. 92–103.

<https://vt.duit.in.ua/index.php/home/article/view/322/279>

doi.org/10.33298/2226-8553.2024.1.39.09 .

2. Шапіро Г. В., Кучерук Г.Ю. Розробка адаптивної системи керування рухом судна. Збірник наукових праць: *Водний транспорт*. 2020. № 3(31). С. 116–119.

URL: <https://doi.org/10.33298/2226-8553.2020.3.31.12>

<https://vt.duit.in.ua/index.php/home/article/view/146>

3. Шапіро Г.І., Аросланкін О.О., Гусак І.Л. Нейромережева модель прогнозування параметрів руху судна в системі формування надводної обстановки ближньої морської зони. *Збірник наукових праць Харківського національного університету Повітряних Сил*. 2021. № 3(69). С. 116–125.

URL: <https://doi.org/10.30748/zhups.2021.69.15>.

<https://journal-hnups.com.ua/index.php/zhups/article/view/686>

4. Шапіро Г. Дослідження стійкості роботи нейромережі в системі ідентифікації надводної обстановки. *Вісник приазовського державного технічного університету*. 2023. № 47. С. 360–370.

https://journals.urau.ua/vestnikpgtu_tech/article/view/300122/292599

doi:

10.31498/2225-6733.47.2023.300122

5. Shapiro H., Aroslinkin O., Postnikov Y. Формування інформаційної моделі надводної обстановки для автоматизації процесів судноводіння. *Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць*. 2021. Т. 3, № 65. С. 37–41.

URL: <https://doi.org/10.26906/sunz.2021.3.037>

<https://journals.nupp.edu.ua/sunz/article/view/2384>

6. Шапіро Г.В., Горалік Є.Т. Моделі та метод формалізації навігаційної обстановки для автоматизації процесів судноводіння. Збірник наукових праць Державного університету інфраструктури та технологій.: *Водний транспорт*. – К.: ДУІТ, 2021. – Випуск 3(34). –

182 с. <https://doi.org/10.33298/2226-8553/2021.3.34>

<https://vt.duit.in.ua/index.php/home/article/view/189/15>

*Публікації за доповідями та матеріалами міжнародних та
всеукраїнських науково-практичних конференцій:*

1. Шапіро Г.В., Нікітін П.В., Фуклев О.І. Дослідження моделювання хитавиці морських об'єктів на регулярному хвилюванні. Матеріали III Міжнародної науково-практичної конференції м. Київ, 8 грудня 2022 р. – Київ: вид-во Київського інституту водного транспорту імені гетьмана Петра Конашевича-Сагайдачного Державного університету інфраструктури та технологій. – С. 63-64.

2. Шапіро Г.В., Боріна М.В. Прийняття рішень при використанні методів і системи інформаційного забезпечення. Матеріали II Всеукраїнської науково-практичної конференції «Виклики та перспективи розвитку транспортної інфраструктури». Державний університет інфраструктури та технологій. 29.03.2024-05.04.2024 р. м. Київ.

Додаток Б



МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФРАСТРУКТУРИ ТА ТЕХНОЛОГІЙ
(ДУІТ)

Вул. Кирилівська, 9 м. Київ, 04071 тел./факс: (044) 463-74-70, 482-51-26

E-mail: duit@duit.edu.ua Код ЄДРПОУ 41330257

«28» 02 2024 № 185/Ор-А

УЗГОДЖЕНО

Проректор з науково-педагогічної роботи

 **Юрій ДУДНИК**

ЗАТВЕРДЖУЮ



Наталія БРАЙКОВСЬКА

АКТ

про впровадження в навчальний процес результатів дисертаційної роботи
 ШАППРО Ганни на тему **«Метод ідентифікації надводної обстановки з
 застосуванням технології нечітких нейронних мереж для автоматизації
 процесу судноводіння»**

Цей акт складено про те, що наукові дослідження за темою дисертаційної роботи ШАППРО Ганни на тему **«Метод ідентифікації надводної обстановки з застосуванням технології нечітких нейронних мереж для автоматизації процесу судноводіння»** використовуються в навчальному процесу факультету судноводіння на кафедрі навігації і управління суднами при викладанні дисциплін «Забезпечення навігаційної безпеки плавання» та «Управління судном та морська практика» для здобувачів першого (бакалаврського) рівня вищої освіти за спеціальністю 271 Морський та внутрішній водний транспорт.

Директор Київського інституту водного
 транспорту імені гетьмана
 Петра Конашевича-Сагайдачного,
 доктор технічних наук, професор

Олена ТИМОЩУК

Декан факультету судноводіння,
 кандидат юридичних наук, доцент

Олександр ЄЛАЗАРОВ

«ЗАТВЕРДЖУЮ»
 Директор державного підприємства водних
 шляхів «УКРВОДШЛЯХ»
 _____ **Юрій ПУШЕНКО**
 «05» _____ 2023 р.

АКТ

про впровадження результатів дисертаційної роботи

Шапіро Ганни Владиславівни

на тему «Метод ідентифікації надводної обстановки з застосуванням технології
 нечітких нейронних мереж для автоматизації процесу судноводіння»
 на здобуття наукового ступеня доктора філософії зі спеціальності
 271 – Морський та внутрішній водний транспорт

Результати дисертаційної роботи здобувачки ступеня доктора філософії Шапіро Г.В. на тему «Метод ідентифікації надводної обстановки з застосуванням технології нечітких нейронних мереж для автоматизації процесу судноводіння» мають практичне значення в частині обґрунтування методів обробки та подання інформації в єдиному комплексі забезпечення інформаційної підтримки судноводія у процесі управління судном та використовуються у практичній діяльності підприємства.

Здобувачкою удосконалено метод ідентифікації надводної обстановки, який на відміну від існуючих, ґрунтується на використанні нечітких нейронних мереж.

У дослідженні здобувачкою отримав подальший розвиток метод прогнозування параметрів руху судна в системі формування надводної обстановки, який, на відміну від існуючих, ґрунтується на теорії нечіткої логіки та дозволяє підвищити точність визначення навігаційних параметрів руху судна та позитивно впливає на рівень безпеки судноплавства.

Впровадження запропонованого методу Шапіро Г.В. в цілому безпосередньо впливає на підвищення оперативності та обґрунтованості ситуаційної обізнаності та вироблення відповідних рішень при керуванні судном у складних умовах навігації.

Заступник директора з безпеки
 судноплавства, к.т.н., доцент



Володимир ДОРОНІН

Начальник служби днопоглиблювальних
 робіт, д.т.н., с.н.с., к.д.п.



Ілля ТИХОНОВ

«05» 12 2023 р.