

- Indonesia, vol. 5(2), pp. 95-98, 1996. doi: 10.13181/mji.v5i2.853.
3. Validation of Model Training Courses, IMO Sub-Committee on Standards of Training and Watch-keeping, chapter 8, pp. 99, 2011.
 4. T. Karlsson, «The importance of structured briefings & debriefings for objective evaluation of ARPA simulator training», M.S. thesis, Chalmers University of Technology, Gothenburg, Sweden, 2011.
 5. D.J. Manning, «Simulator Training», in *Encyclopedia of Maritime and Offshore Engineering*, J. Carlton, P. Jukes, Yoo-Sang Choo, Eds., 2017, pp. 1-9.
 6. R.L. Page, «Brief history of flight simulation», in Proc. Int. Conf. «SimTecT 2000», Sydney, Australia, 2000, pp. 11-17.
 7. M. Raby, A.M. Forsythe, M.W. Smith, and M.C. McCallum, «Methodology for Evaluating a Simulator's Capability to Support Assessment of Mariner Proficiency», in Proc. Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting, San Diego, CA, USA, 2000, vol. 44, no. 20, pp. 324-327. doi: 10.1177/154193120004402027.
 8. Y.A. Ahmed, and K. Hasegawa, «Implementation of automatic ship berthing using artificial neural network for free running experiment», *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 46(33), pp. 25-30, 2013. doi: 10.3182/20130918-4-JP-3022.00036.
 9. H. Cao, Y.-X. Ma, and B.-Z. Jia, «An intelligent evaluation system of marine engine room simulator based on fuzzy comprehensive evaluation», *Journal of Dalian Maritime University*, vol. 1, pp. 104-108, 2015.
 10. A.K. Tawfik, and A.M. Ibrahim, «Educational Technology In Met Simulator Based Training And Information Technology In Met», *International Journal of Mechanical Engineering*, vol. 4, pp. 1-10, 2015.
 11. O. Lindmark, «A teaching incentive The Manila amendment and the learning outcome in tanker education», M.S. thesis, Chalmers University of Technology, Gothenburg, Sweden, 2012.
 12. A. Afshari, M. Mojahed, and R.M. Yusuff, «Simple Additive Weighting approach to Personnel Selection problem», *International Journal of Innovation, Management and Technology*, vol. 1, no. 5, pp. 511-515, 2010. doi: 10.7763/IJIMT.2010.V1.89.

Стаття надійшла 25.10.2024

Стаття прийнята 27.11.2024

УДК 004.8:629.62

doi: 10.31498/2225-6733.49.2.2024.321392

© Фукльєв О.І.¹, Вечурко О.М.²

ЗНАННЯ-ОРІЄТОВАНІ ТЕХНОЛОГІЇ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ПІД ЧАС РУХУ СУДЕН У СТИСНЕНИХ ВОДАХ

У статті визначено, що найбільш поширеною причиною аварійності, до 80% випадків, є проблема «людського елементу», що вимагає побудови систем підтримки прийняття рішення судноводіння, які здатні з використанням знання-орієнтованих технологій, що відповідають порядку мислення людини, надавати судноводієві прогнозовані дані. Нейромережеві алгоритми дозволяють враховувати зазначені особливості, будучи спеціально орієнтованими для рішення завдань прогнозування. Нейронні мережі виступають в якості універсального апроксиматора функцій декількох змінних, що робить їх перспективним інструментом для рішення завдань маневрування суден у стиснутих водах. Нейронна мережа, що моделює динаміку судна,

¹ здобувач ступеня PhD, Державний університет інфраструктури та технологій, м. Київ, ORCID: 0000-0002-9674-3743

² ст. викладач, Державний університет інфраструктури та технологій, м. Київ, ORCID: 0009-0000-9005-3365

навчається на основі зразків, отриманих з використанням рівнянь руху судна (кінематичних або диференціальних динамічних). Визначено, що нейромережеві алгоритми дозволяють враховувати зазначені особливості, будучи спеціально орієнтованими для рішення подібного роду завдань. Зчислення шляху судна може виконуватися з використанням різного набору навігаційних датчиків. Вихідний сигнал системи зчислення може представляти собою координати судна, їх збільшення, що становлять відносну швидкість, та інші величини. Звичайно, самим бажаним варіантом буде випадок, коли система зчислення визначає координати судна або хоча б їх приріст. Перевага використання у якості виходу мережі саме координат має два аспекти. Вибір моделі нейронної мережі передувє наступному етапу, на якому виконується її навчання. При цьому виникає проблема розробки методу отримання необхідної кількості та якості зразків. Важливу роль відіграє також вибір того або іншого методу навчання нейронної мережі. Вибір моделі нейронної мережі передувє наступному етапу, на якому виконується її навчання. При цьому виникає проблема розробки методу отримання необхідної кількості та якості зразків. Важливу роль відіграє також вибір того або іншого методу навчання нейронної мережі.

Ключові слова: судноводіння, безпека, безпека судноплавства, безпека на морі, водний морський транспорт, знання-орієнтована система, система підтримки прийняття рішення, навігаційна обстановка, навігаційна ситуація, навігація, нейронна мережа, судно.

O. Fukliev, O. Vechurko. Knowledge-oriented decision-making technologies during vessel operations in pressured waters. The article determines that the most common cause of accidents, up to 80% of cases, is the problem of the «human element», which requires the construction of navigation decision support systems that are capable of using knowledge-based technologies that correspond to the order of human thinking, to provide the navigator with predicted data. Neural network algorithms allow taking into account these features, being specially oriented for solving forecasting problems. Neural networks act as a universal approximator of functions of several variables, which makes them a promising tool for solving ship maneuvering problems in compressed waters. A neural network that models ship dynamics is trained on the basis of samples obtained using ship motion equations (kinematic or differential dynamic). It is determined that neural network algorithms allow taking into account these features, being specially oriented for solving such problems. Calculation of the ship's path can be performed using a different set of navigation sensors. The output signal of the calculation system can be the coordinates of the vessel, their increments, which constitute the relative speed and other quantities. Of course, the most desirable option would be the case when the calculation system determines the coordinates of the vessel or at least their increment. The advantage of using coordinates as the output of the network has two aspects. The choice of a neural network model precedes the next stage, at which its training is performed. In this case, the problem of developing a method for obtaining the required number and quality of samples arises. The choice of a particular method for training the neural network also plays an important role. The choice of a neural network model precedes the next stage, at which its training is performed. In this case, the problem of developing a method for obtaining the required number and quality of samples arises. The choice of a particular method for training the neural network also plays an important role.

Keywords: navigation, safety, shipping safety, safety at sea, waterborne maritime transport, knowledge-based system, decision support system, navigational environment, navigation situation, neural network, ship.

Постановка проблеми. Необхідність вирішення проблем безпеки мореплавання визначено значним ступенем аварійності світового флоту. При цьому найбільш поширеною причиною аварійності, до 80% випадків, є проблема «людського елементу» [1]. З метою удосконалення процесів забезпечення безпеки плавання, здійснюється формування систем підтримки прийняття рішення судноводіння, які здатні з використанням знання-орієнтованих технологій, що

відповідають порядку мислення людини, надавати судноводієві прогнозовані дані. Підвищення ефективності систем управління рухом судна, адаптивних систем, що самоналаштовуються під змінні умови плавання, передбачає логічне скорочення аварійних ризиків у судноводінні [1].

Маневрування суден у стиснутих водах є одним з найбільш складних видів маневрів, оскільки, на відміну від відкритої акваторії, на судно діє значно більша кількість факторів, що вимагає від судноводія їх врахування. З метою вдосконалення процесів забезпечення безпеки руху відбувається передача ряду функцій судноводія автоматичним системам судноводіння. Підвищення ефективності систем управління рухом судна, знання-орієнтованих систем при маневруванні у стиснутих водах передбачає логічне скорочення аварійних випадків у судноводінні.

Для цього повинні застосовуватися методи та алгоритми сучасної теорії управління із застосуванням ідентифікації моделей та адаптації процесів управління суднами.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Розвиток штучного інтелекту (ШІ) сприяє просуванню технологій обробки даних та інтелектуального аналізу даних. Штучний інтелект має унікальні переваги у створенні прогнозів з використанням великих масивів однотипних даних. У цій галузі прогнозування руху суден застосовуються різні методи машинного навчання і глибокого навчання, зокрема фільтрація Калмана, регресія опорних векторів і мережі зворотного розповсюдження (ЗР), регресію гауссових процесів та випадкові ліси, а також згорткові нейронні мережі, рекурентні нейронні мережі, мережі з довгою короткочасною пам'яттю, мережі із закритими рекурентними елементами й мережі Sequence-to-Sequence.

Ряд авторів [2] використовували експериментальні дані фактичного руху судна на річковому фарватері для побудови та навчання нейронних мереж з різними архітектурами та активаціями. Це дослідження демонструє, що навчання нейронних мереж (НМ) може здійснюватися з використанням координат руху судна і при цьому давати точні результати для майбутніх позицій. Чжоу та ін. [3] запропонували метод прогнозування навігаційної траєкторії суден, який поєднує дані з автоматизованої системи ідентифікації судна з нейронною мережею зі зворотним поширенням. Для того, щоб передбачити майбутню траєкторію руху судна, нейронна мережа зворотного поширення навчається, використовуючи характерні значення навігаційної поведінки судна в три послідовні моменти часу, як вхідні дані, а характерні значення навігаційної поведінки судна в четвертий момент часу, як вихідні дані. Дослідники у роботі [4] використовували штучну нейронну мережу (ШНМ) для розширення прогностичних можливостей інформаційних систем моніторингу руху суден. Модель мала можливість прогнозувати активність судна в режимі реального часу без обчислювальних накладних витрат. Дослідники навчили і протестували свій ШНМ, використовуючи дані критерію Акаїки AIC з судна в регіоні Егейського моря в Греції. У схожому дослідженні Simsir та Ertugrul [5] розробили метод навігації та раннього попередження, який передбачав прогнозування положення судна за три хвилини, особливо під час маневрів. Цей метод передбачає майбутні координати судна, що рухається вузькими водними шляхами, за допомогою ШНМ. Деякі експерименти були проведені в Стамбульській протоці. Результати даних досліджень свідчать, що запропонований метод прогнозування з використанням штучної нейронної мережі може виявляти порушення розділових ліній за три хвилини до їх початку. Як результат, він може бути використаний як система раннього попередження та наведення для попередження членів екіпажу суден про потенційно небезпечні обставини ще до їх виникнення.

На додаток до вищезгаданих методів, Сюй та ін. [6] досліджували модель, засновану на нейронній мережі ЗР. Курс та швидкість судна, а також різниця в широті та довготі, використовувалися моделлю в якості вхідних та вихідних даних відповідно. Мережа була навчена визначати закон руху судна в момент часу n , використовуючи останні N навчальних вибірок з тим самим кроком, а потім прогнозувала положення судна у наступний момент часу. Чен та ін. [7] представили структуру для реконструкції траєкторії руху ансамблю кораблів, яка поєднувала модуль прогнозування з підходом до перевірки якості даних. Запропонована методологія включає згладжування даних, розділення траєкторій і нормалізацію необроблених даних AIC. Після цього фреймворк використовував ШНМ для оцінки траєкторії судна.

Моделі прогнозування на основі ШНМ мають хорошу точність прогнозування, але їм бракує здатності до узагальнення. Деякі вчені також досліджували прогнозування траєкторії суден за допомогою вдосконалених моделей нейронних мереж. Борковські [8] розробив алгоритм прогнозування траєкторії судна, який використовує процес злиття навігаційних даних. У методиці

використовується узагальнена регресійна нейронна мережа, яка може бути використана для прогнозування курсу як одного судна, так і іншого.

Таким чином, питання побудови знання-орієнтованих моделей та методів для системи підтримки прийняття рішення судноводінням є актуальним науковим завданням, що вимагає узагальнення методів та обґрунтування вибору раціональних рішень.

Метою статті є дослідження знання-орієнтованих технологій підтримки прийняття рішення судноводіння у стиснутих акваторіях.

Виклад основного матеріалу. Знання-орієнтовані технології широко використовуються для рішення завдань ідентифікації та управління динамічними об'єктами, в тому числі й суднами.

Машинне навчання дозволяє системам ШН вчитися на основі даних. Воно ефективне для нелінійних систем і не залежить від математичної моделі системи. Аналіз застосування ШНМ та НМ у навігаційній системі сучасних суден наведено на рис. 1.

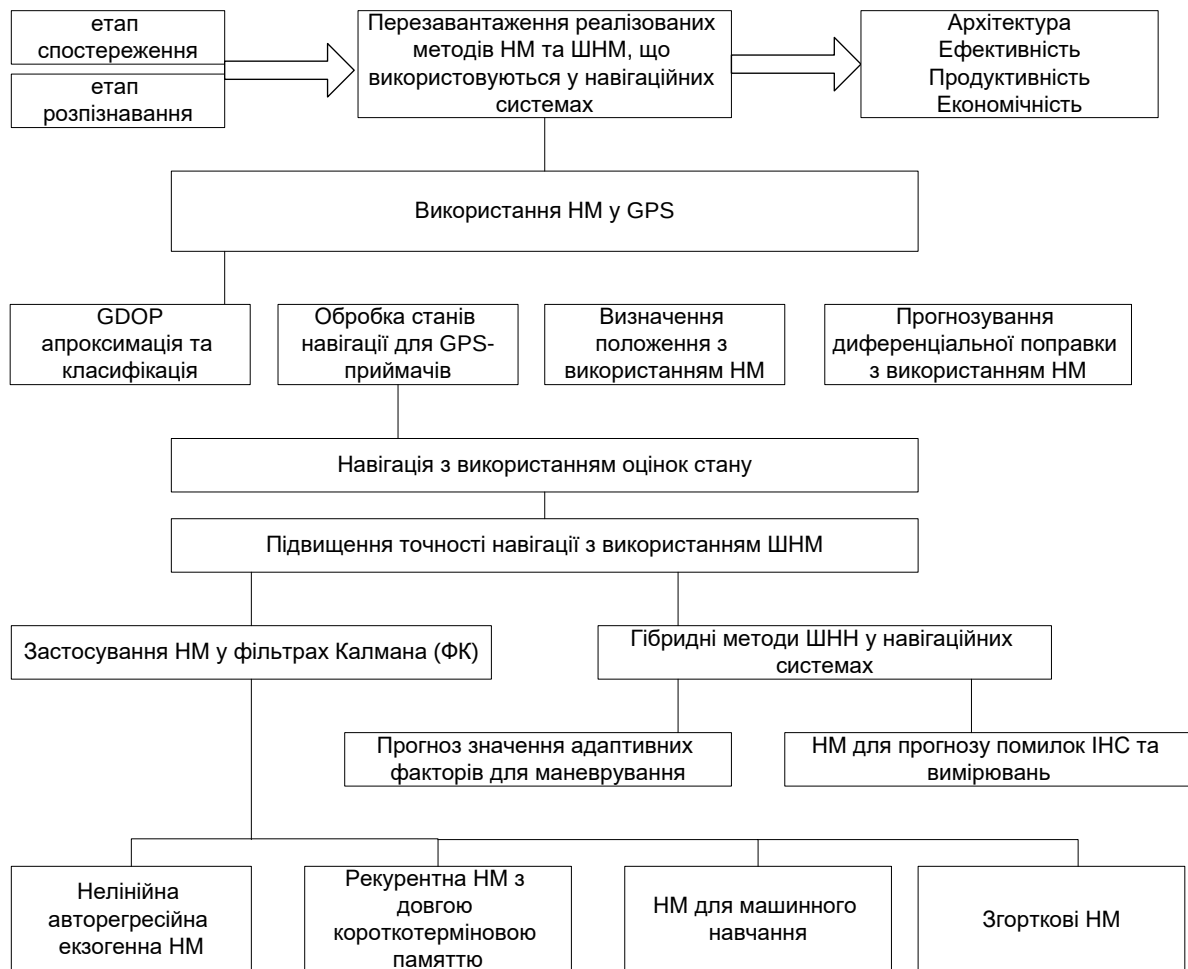


Рис. 1 – Застосування ШНМ та НМ у суднових навігаційних системах

Наведено апроксимацію геометричного розмивання точності (GDOP) [9, 10], обробку GPS-навігації [11, 12], визначення місцеположення з використанням нейронних мереж [9] та прогнозування диференціальних повідомлень про поправки DGPS [13]. Особливістю застосування знання-орієнтованих систем полягає у тому, що підходи, засновані на ШН, можуть не вимагати чисельних методів визначення динаміки системи та спостережень, що є ключовою відмінністю між ними та іншими формами методів оцінювання.

На рис. 2 наведено принцип навчання ШНМ для апроксимації невідомої моделі системи.

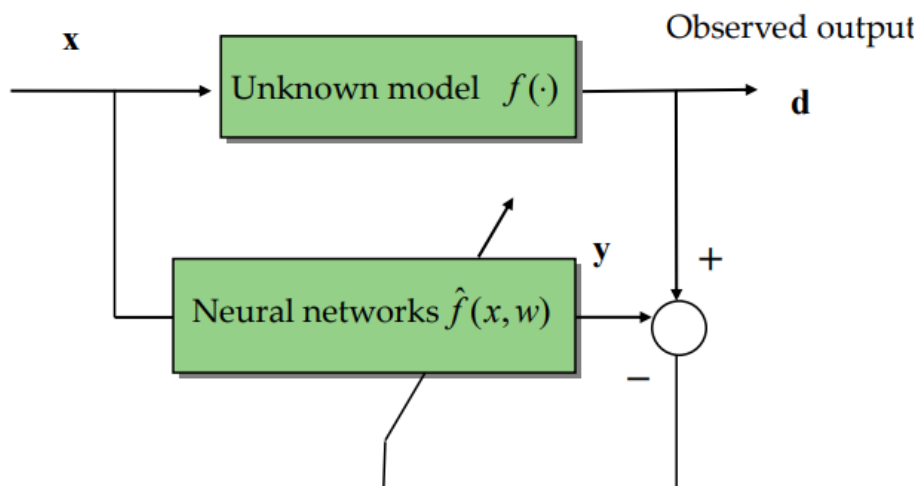


Рис. 2 – Принцип навчання ШНМ

Найпопулярніша техніка навчання багатошарової ШНМ є пряме поширення. На рис. 3 наведено НМ з прямим поширенням. Також існують НМ зі зворотним поширенням (НМЗП). З точки зору входного, прихованого та вихідного шарів разом узятих, вона є простою в реалізації та працює ефективно. НМЗП є найпоширенішою серед усіх нейронних мереж, хоча й визнано, що вона має певні обмеження, наприклад, повільне навчання.

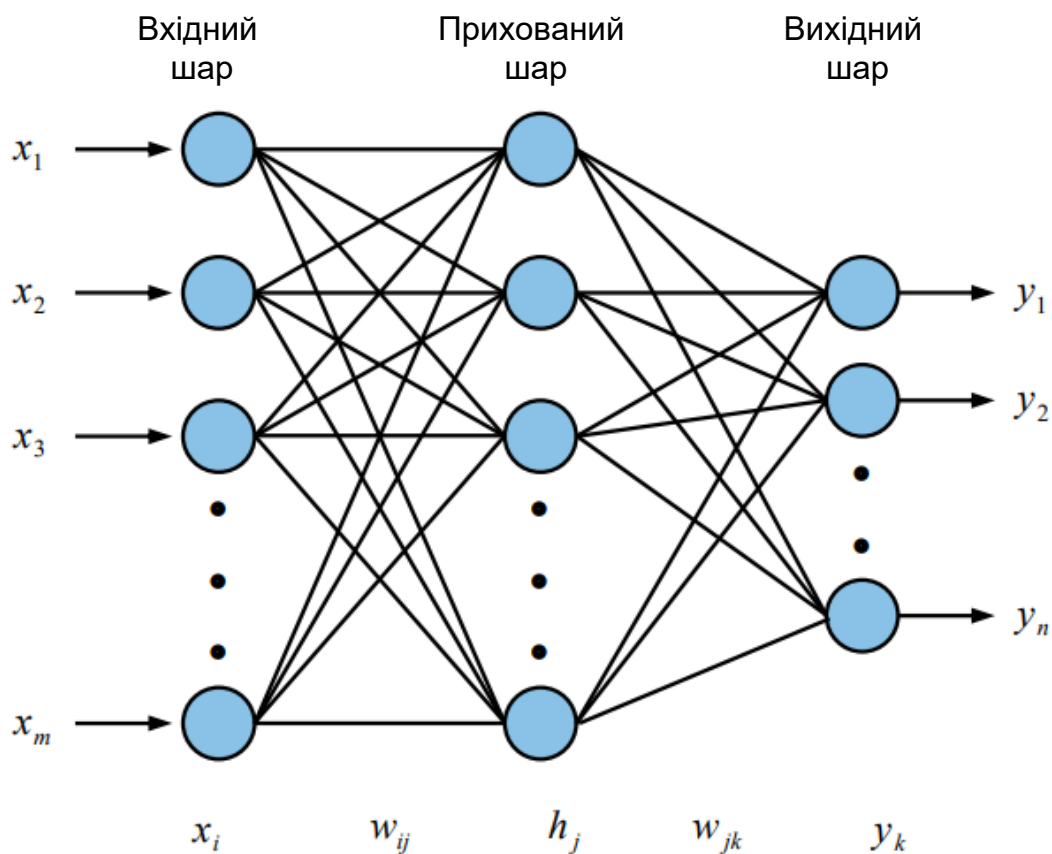


Рис. 3 – Багатошарова ШНМ з прямим поширенням

ШНМ може містити декілька шарів. У кожному шарі присутні вектор зсуву, вихідний вектор та вагова матриця. Багатошарова мережа має кілька шарів, кожен з яких виконує певну

функцію. Для мінімізації середньоквадратичної помилки алгоритм навчання впливає на параметри системи. В якості результатів роботи системи використовуються бажані результати.

Існують роботи, в яких двошарова нейронна мережа (прямого поширення) вирішує завдання ідентифікації параметрів моделі плоского руху судна. В якості параметрів виступають гідродинамічний коефіцієнт, а також коефіцієнти демпфірування. Вхідний вектор нейронної мережі формує кут перекладки керма й інші величини, що описують рух судна. Для отримання необхідної кількості зразків використовується імітаційне моделювання. Після ідентифікації параметрів нейронною мережею здійснюється порівняння роботи імітаційної моделі із заданими параметрами й ідентифікованими. В якості еталонних рухів вибираються циркуляції з повною й половинною (на «півборта») перекладкою керма. Результат – за період циркуляції відмінність траєкторій становить кілька метрів.

Нейромережеві алгоритми дозволяють враховувати зазначені особливості, будучи спеціально орієнтованими для рішення подібного роду завдань. Як відомо, нейронні мережі можуть виступати в якості універсального апроксиматора функцій декількох змінних, що робить їх достатньо перспективним інструментом для рішення завдань апроксимації траєкторії руху судна. Більше того, нейронна мережа, що моделює динаміку судна, навчається на основі зразків, отриманих з використанням рівнянь руху судна (кінематичних або диференціальних динамічних).

Зчислення шляху судна може виконуватися з використанням різного набору навігаційних датчиків. Вихідний сигнал системи зчислення може представляти собою координати судна, їх збільшення, що становлять відносну швидкість, та інші величини. Звичайно самим бажаним варіантом буде випадок, коли система зчислення визначає координати судна або хоча б їх приріст. Перевага використання у якості виходу мережі саме координат має два аспекти.

По-перше, зчислені координати є шуканими параметрами, і такий «координатний» варіант дозволяє не проводити додаткові процедури чисельного інтегрування, як це має місце при використанні в якості виходу мережі швидкості, а, тим більше, прискорення.

По-друге, координати можуть бути виміряні у судових умовах (на основі супутникових навігаційних систем) з високою точністю без використання спеціального обладнання, яке не є типовим для стандартного морського судна.

Вхідними сигналами системи нейрозчислення можуть бути або сили, що впливають на корпус судна по мірі його руху, або величини, значення яких використовуються при розрахунках зазначених сил. Останній варіант більш бажаний, оскільки є універсальним та не залежить від вибору того або іншого алгоритму розрахунків кожної сили.

У ряді випадків доцільним є попередня обробка сигналів нейронних мереж для підвищення якості їх навчання.

Визначивши зміст вхідного й вихідного вектора, можна переходити до вибору моделі нейронної мережі, що перетворить вхідний сигнал у вихідний. Слід визначити тип (загальну архітектуру) мережі, кількість шарів у ній, нейронів у кожному шарі, тип їх функції активації, а у випадку динамічної мережі ще й число одиничних затримок по входу й виходу.

Питання вибору й властивостей архітектури нейронних мереж для рішення різних завдань розглядаються в ряді робіт, в яких, як правило, приводяться описи нейромережевих моделей, що добре зарекомендували себе для рішення різного класу завдань (апроксимації функцій, розпізнавання образів, прогнозування часових рядів).

Вибір моделі нейронної мережі передувє наступному етапу, на якому виконується її навчання. При цьому виникає проблема розробки методу отримання необхідної кількості та якості зразків. Важливу роль відіграє також вибір того або іншого методу навчання нейронної мережі.

Після синтезу нейромережевої системи прогнозування руху судна та її навчання виконується перевірка її працездатності в таких навігаційних ситуаціях, які не брали участь у навчанні. Оскільки коефіцієнти деяких нейронних мереж визначаються фізичними характеристиками судна, то тестування таких мереж слід виконувати в ході експериментів на конкретному судні. Основне питання при цьому може бути сформульоване у такий спосіб: «Які навігаційні ситуації охоплює тестування; яка ймовірність, що мережа буде працювати в інших ситуаціях, не охоплених тестуванням?»

Нарешті, побудова повноцінної системи зчислення закінчується розробкою алгоритму, по якому може бути оцінена її точність в умовах поточних похибок вимірів і ідентифікації.

Також необхідно відмітити, що на даний час існує ряд зразків автоматизованих систем контролю мореплавності для прогнозування та оптимізації руху суден. Це система підтримки прийняття рішень «ОСТОРУС–DSS» для забезпечення безпечного плавання в несприятливих погодних умовах. Система дозволяє вибрати оптимальний маршрут, враховує очікувані погодні умови. При розрахунках враховуються багато факторів, які впливають на рух судна. Іноді ці фактори вимагають зниження швидкості судноводієм для забезпечення безпеки руху. Система має програмний модуль для навчання судноводіїв у роботі з нею. Модуль формує різні погодні умови, судноводій повинен знайти правильне рішення.

Інша система – інтегрована морська система підтримки IMDSS (Integration Decision Support System). Це пакет програм, який дозволяє капітану, вахтовому помічнику покращити планування рейсу та його виконання. Судноводій може швидко прийняти ефективні рішення у випадках, коли є необхідна гідрометеорологічна інформація. Ця система перевершує багато інших досконалістю процедур для оцінки мореплавства судна, покращенням його поведінки під час хвилювання. Суднова система VOSS (Vessel Optimization and Safety System) [14] призначена для запобігання небезпечним ситуаціям у складних погодних умовах. Досвід засвідчив, що використання цієї системи скорочує час затримки шляху до 80% через погодні умови, завдяки їй зменшується кількість пошкоджень вантажу та корпусу.

Висновки

Таким чином, проблема управління рухом судна за траєкторією у стиснутих водах та на мілководді належить до найбільш актуальних, спрямованих на підвищення безпеки мореплавання та потреби подальшого розвитку та вдосконалення методів її вирішення.

На сьогоднішній день існують знання-орієнтовані моделі та методи управління маневруванням суден на мілководді та у стиснутих водах, дослідження яких було проведено у межах статті та обґрунтовано застосування ШНМ.

Застосування даних систем підтримки прийняття рішення судноводіння, які будуть містити моделі та методи, дозволять підвищити безпеку судноводіння.

Перелік використаних джерел:

1. Bowditch N. American Practical Navigator. Bethesda, Maryland : National imagery and mapping agency, 1995. 882 p.
2. Simsir U., Ertugrul S. Prediction of manually controlled vessels' position and course navigating in narrow waterways using Artificial Neural Networks. *Applied Soft Computing*. 2009. Vol. 9. Iss. 4. Pp. 1217-1224. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2009.03.002>.
3. Xu T., Liu X., Yang X. Ship Trajectory Online Prediction Based on BP Neural Network Algorithm. *Proceedings of the 2011 International Conference of Information Technology, Computer Engineering and Management Sciences*, Nanjing, China, 24-25 September 2011. Pp. 103-106. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICM.2011.288>.
4. Ship Trajectory Reconstruction from AIS Sensory Data via Data Quality Control and Prediction / X. Chen et al. *Mathematical Problems in Engineering*. 2020. Vol. 2020. Pp. 1-9. DOI: <https://doi.org/10.1155/2020/7191296>.
5. Borkowski P. The Ship Movement Trajectory Prediction Algorithm Using Navigational Data Fusion. *Sensors*. 2017. Vol. 17. Article 1432. DOI: <https://doi.org/10.3390/s17061432>.
6. Lacki M. Intelligent Prediction of Ship Maneuvering. *TransNav the International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation*. 2016. Vol. 10(3). Pp. 511-516. DOI: <https://doi.org/10.12716/1001.10.03.17>.
7. Employing traditional machine learning algorithms for big data streams analysis: The case of object trajectory prediction / A. Valsamis et al. *Journal of Systems and Software*. 2017. Vol. 127. Pp. 249-257. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jss.2016.06.016>.
8. Automatic ship route design between two ports: A data-driven method / Y. Wen et al. *Applied Ocean Research*. 2020. Vol. 96. Article 102049. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apor.2019.102049>.
9. Neuromorphic electronics based on copying and pasting the brain / Ham D., Park H., Hwang S., Kim K. *Nature electronics*. 2021. Vol. 4. Pp. 635-644. DOI: <https://doi.org/10.1038/s41928-021-00646-1>.
10. Underactuated control and analysis of single blade installation using a jackup installation vessel and

- active tugger line force control / Z. Ren et al. *Marine Structures*. 2023. Vol. 88. Article 103338. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.marstruc.2022.103338>.
11. Chansarkar M. Neural Networks in GPS Navigation. *GPS Solutions*. 2000. Vol. 4. Pp. 14-18. DOI: <https://doi.org/10.1007/PL00012837>.
12. Mosavi M. R. Precise Real-Time Positioning with a Low Cost GPS Engine using Neural Networks. *Survey Review*. 2007. Vol. 39. Pp. 316-327. DOI: <https://doi.org/10.1179/175227007X197228>.
13. Jwo D.J., Pai C.-F. Incorporation of Neural Network State Estimator for GPS Attitude Determination. *The Journal of Navigation*. 2014. Vol. 57. Pp. 117-134. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0373463303002625>.
14. *Waterline Guidelines 2011*. Directorate-General for Public Works and Water Management, Rijkswaterstaat, 2011. 179 p.

References:

1. N. Bowditch, *American Practical Navigator*. Bethesda, Maryland, USA: National imagery and mapping agency, 1995.
2. U. Simsir, and S. Ertugrul, «Prediction of manually controlled vessels' position and course navigating in narrow waterways using Artificial Neural Networks», *Applied Soft Computing*, vol. 9, iss. 4, pp. 1217-1224, 2009. doi: **10.1016/j.asoc.2009.03.002**.
3. T. Xu, X. Liu, and X. Yang, «Ship Trajectory Online Prediction Based on BP Neural Network Algorithm», in Proc. Int. Conf. of Information Technology, Computer Engineering and Management Sciences, Nanjing, China, 2011, pp. 103-106. doi: **10.1109/ICM.2011.288**.
4. X. Chen et al., «Ship Trajectory Reconstruction from AIS Sensory Data via Data Quality Control and Prediction», *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2020, pp. 1-9, 2020. doi: **10.1155/2020/7191296**.
5. P. Borkowski, «The Ship Movement Trajectory Prediction Algorithm Using Navigational Data Fusion», *Sensors*, vol. 17, article 1432, 2017. doi: **10.3390/s17061432**.
6. M. Lacki, «Intelligent Prediction of Ship Maneuvering», *TransNav the International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation*, vol. 10(3), pp. 511-516, 2016. doi: **10.12716/1001.10.03.17**.
7. A. Valsamis, K. Tserpes, D. Zissis, D. Anagnostopoulos, and T. Varvarigou, «Employing traditional machine learning algorithms for big data streams analysis: The case of object trajectory prediction», *Journal of Systems and Software*, vol. 127, pp. 249-257, 2017. doi: **10.1016/j.jss.2016.06.016**.
8. Y. Wen et al., «Automatic ship route design between two ports: A data-driven method», *Applied Ocean Research*, vol. 96, article 102049, 2020. doi: **10.1016/j.apor.2019.102049**.
9. D. Ham, H. Park, S. Hwang, and K. Kim, «Neuromorphic electronics based on copying and pasting the brain», *Nature electronics*, vol. 4, pp. 635-644, 2021. doi: **10.1038/s41928-021-00646-1**.
10. Z. Ren, X. Zhen, Z. Jiang, Z. Gao, Y. Li, and W. Shi, «Underactuated control and analysis of single blade installation using a jackup installation vessel and active tugger line force control», *Marine Structures*, vol. 88, article 103338, 2023. doi: **10.1016/j.marstruc.2022.103338**.
11. M. Chansarkar, «Neural Networks in GPS Navigation», *GPS Solutions*, vol. 4, pp. 14-18, 2000. doi: **10.1007/PL00012837**.
12. M.R. Mosavi, «Precise Real-Time Positioning with a Low Cost GPS Engine using Neural Networks», *Survey Review*, vol. 39, pp. 316-327, 2007. doi: **10.1179/175227007X197228**.
13. D.J. Jwo., and C.-F. Pai, «Incorporation of Neural Network State Estimator for GPS Attitude Determination», *The Journal of Navigation*, vol. 57, pp. 117-134, 2014. doi: **10.1017/S0373463303002625**.
14. *Waterline Guidelines 2011*. Directorate-General for Public Works and Water Management, Rijkswaterstaat, 2011.

Стаття надійшла 17.09.2024

Стаття прийнята 01.10.2024