

О. І. Дубинець

Державний університет інфраструктури та технологій, Київ, Україна

МЕТОД ТЕСТУВАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ ДЛЯ РОЗРАХУНКУ ШЛЯХУ СУДНА В РІЗНИХ НАВІГАЦІЙНИХ СИТУАЦІЯХ

Анотація. Метою статті є розробка методу тестування нейронної мережі глибокого навчання для розрахунку шляху судна для підвищення продуктивності відповідної числової моделі в різних навігаційних ситуаціях. Дослідження і розробка методів підвищення точності розрахунку мають велике значення для вирішення завдань мореплавання. Одним з підходів до підвищення точності чисел є використання нейронних мереж глибокого навчання. Нейронні мережі глибокого навчання здатні моделювати залежності з високою точністю і мають переваги в продуктивності порівняно з традиційними підходами. Однак розробка і тестування таких мереж в навігаційних завданнях вимагає додаткових досліджень, в першу чергу з точки зору врахування особливостей предметної області, а не загальновідомих підходів щодо тестування глибоких нейронних мереж в узагальненому сенсі. **Представлений метод** тестування нейронної мережі глибокого навчання для розрахунку шляху судна в різних навігаційних ситуаціях заснований на попередньому використанні імітаційної моделі руху судна, яка дозволяє моделювати різні навігаційні ситуації. Отримано три класи навігаційних ситуацій, які можна спостерігати в реальних умовах експлуатації судна. Для моделювання регулярних хвиль використовуються припущення лінійної теорії морських хвиль. Глибока нейронна мережа навчається на даних, отриманих з імітаційної моделі, і використовується для прогнозування траєкторії руху судна. Точність нейронної мережі оцінюється шляхом порівняння її прогнозів з траєкторією руху судна, отриманої з імітаційної моделі. **Результати випробувань** показали, що нейронна мережа може точно прогнозувати траєкторію руху судна в різних навігаційних ситуаціях. Метод може бути використаний для оцінки точності нейронних мереж глибокого навчання для розрахунку шляху судна в різних навігаційних ситуаціях.

Ключові слова: розрахунок шляху судна, точність, нейронні мережі глибокого навчання, імітаційна модель, тестування, навігаційні ситуації.

Вступ

Постановка проблеми. Дослідження і розробка методів підвищення точності розрахунку мають велике значення для вирішення завдань мореплавання. Одним з таких завдань є отримання координат місцезнаходження судна в умовах, коли зовнішні вимірювання недоступні. Ще одне завдання – визначення місця розташування судна за допомогою різних датчиків. Точність розрахунку параметрів руху судна впливає на точність визначення його координат, отриманих за допомогою навігаційної системи.

Точність розрахунку можна підвищити двома основними шляхами: підвищенням точності датчиків і вдосконаленням алгоритмів обробки інформації. Використовувані у теперішній час алгоритми обробки інформації базуються на традиційних методах. Однак вони мають деякі недоліки і не завжди гарантують достатню точність.

До перспективних підходів відноситься використання нейронних мереж глибокого навчання, які здатні моделювати залежності з високою точністю і мають переваги у продуктивності. Нейронна мережа глибокого навчання – це тип алгоритму машинного навчання, який може вчитися на великих обсягах даних і робити прогнози. У цьому випадку нейронна мережа навчається на даних про минулий рух судна і використовується для прогнозування майбутнього руху судна. Однак розробка і тестування таких мереж у завданнях навігації вимагають додаткових досліджень. У першу чергу це стосується врахування особливостей предметної області, а не загальновідомих підходів щодо тестування глибоких нейронних мереж в узагальненому сенсі. Таким чином, розробка і тестування більш точних моделей розрахунку шляху

судна на основі нейронних мереж глибокого навчання є актуальним завданням.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. На даний час існує значна кількість досліджень щодо використання як традиційних підходів, так і глибоких нейронних мереж для вирішення різноманітних завдань розрахунку шляху як надводних, так і підводних суден [1 - 10]. Безпосередньо використання нейронних мереж глибокого навчання у відповідній предметній галузі розглядається в роботах [1 - 3].

Так, у статті [1] розглядаються підводні планери з плавучістю, які вважаються передовими платформами для масштабного освоєння океану. Однак на нього сильно впливають океанічні течії, і традиційні методи розрахунку шляху є ненадійними. Навігаційні методи недостатні для точного прогнозування власного положення, що викликає великі труднощі при виявленні підводних цілей. Для прогнозування положення підводних планерів автори запропонували навігаційний метод оцінювання, який базується на сучасній моделі прогнозування та гібридній нейронній мережі (гібрид згорткової нейронної мережі з довготривалою короткочасною пам'яттю). Аналіз результатів експерименту показав, що гібридна нейронна модель, навчена з використанням даних підводних планерних морських випробувань і змодельованих даних руху, може передбачити швидкість планера точніше, ніж навігація, розрахована за маршрутом з використанням традиційних підходів.

У статті [2] розглядаються питання автоматизації виявлення аномалій руху суден для служб безпеки морського та прибережного руху. Для вирішення цього завдання використовувалися методи глибокого навчання, зокрема, згорткові нейронні мережі (CNN). Сформовано три варіанти наборів даних, що містять

вибірки маршрутів суден відносно забороненої зони у вигляді зображення у градаціях сірого. 1458 згорткових нейронних мереж з різною структурою були навчені для пошуку найкращої структури для класифікації аномалій. Досліджено вплив різних параметрів мережевих структур на загальну точність класифікації. Для кращих мереж були вивчені коефіцієнти прогнозування класів. Запропоновано кращу згорткову нейронну мережу для виявлення аномалій руху судин. Запропонована CNN порівнюється з декількома базовими алгоритмами, навченими на одному наборі даних.

У роботі [3] розглянуто завдання відстеження траєкторії надводного судна з недостатнім приводом з модельними параметричними невизначеностями за наявності невідомих океанічних течій з вхідною насиченістю та обмеженими ресурсами передачі, гарантуючи при цьому відсутність зіткнення з найближчим судном відповідно до Міжнародних правил запобігання зіткненням суден на морі (МППЗС). Беручи до уваги практику МППЗС, у цьому документі пропонується стратегія вирішення проблеми уникнення зіткнень при наявності зустрічної ситуації. Виходячи з різних етапів ситуації зіткнення, пропонується метод функції потенційного відштовхування, заснований на переплануванні локального шляху таким чином, що потенційна сила, створювана алгоритмом прийняття рішень, безпосередньо впливає на початкову бажану траєкторію, відхиляючи власне судно для отримання інструкцій відповідно до обмежень МППЗС. Відновивши структуру відстеження шляху, у даній статті пропонується новий алгоритм навігаційного управління з уникненням зіткнень між судами. На навігаційному рівні пропонується заздалегідь визначена стратегія управління продуктивністю протягом кінцевого часу, з розгортанням нових асиметричних оболонок для прописування помилок відстеження шляху в межах визначених користувачем обмежень при одночасному зменшенні викидів перехідних речовин. Крім того, для збільшення ефективності в умовах невизначеності моделі та зовнішніх перешкод використовується метод нейронної мережі радіальної базисної функції (RBFNN). По-перше, пропонується спостерігач збурень нейронної мережі другого порядку. Потім на основі передбачуваних комплексних збурень розробляється адаптивний контролер з використанням механізму спрацьовування подій, а також підхід поперечних функцій і метод зворотного кроку. Показано, що за допомогою запропонованої методики всі сигнали в закритих системах напівглобально рівномірно обмежені, а помилки відстеження на виході сходяться до заданої як завгодно малої області за кінцевий час. Крім того, прямим підходом Ляпунова доводиться існування мінімального часу між подіями і таким чином уникається поведінка Зенона. Нарешті, проводяться експерименти для перевірки ефективності та характеристик запропонованої стратегії управління.

Але у розглянутих роботах не досягнута потрібна продуктивність відповідної числової моделі в різних навігаційних ситуаціях, що мають місце при русі судна.

Метою статті є розробка методу тестування нейронної мережі глибокого навчання для розрахунку шляху судна для підвищення продуктивності відповідної числової моделі в різних навігаційних ситуаціях.

Викладення основного матеріалу дослідження

Метод тестування нейронної мережі глибокого навчання для розрахунку шляху судна (рис. 1) використовується для перевірки його працездатності в різних навігаційних ситуаціях, які можуть мати місце в реальності.

Навігаційна обстановка (navigation situation (*NS*)) – це характеристики вітру і хвиль, які відносяться до конкретного судна в його поточному районі плавання. Вона містить у собі дані про кут курсу відносного вітру, його швидкість, а також кут курсу і висоту хвиль. Навігаційна обстановка визначається по відношенню до конкретного судна і впливає на його рух.

Гідрометеорологічна обстановка (hydro-meteorological situation (*HS*)) – це параметри вітру і хвилювання у певний момент часу. Сюди входять дані про швидкість справжнього вітру, висоту хвиль і напрямок їх поширення в конкретному районі навігації. Гідрометеорологічна обстановка існує незалежно від руху судна і характеризує стан морського середовища. Для судна з нерухомим кермом і гвинтом характеристики керуючого впливу (control action (*CA*)) містять швидкість гребного гвинта і кут нахилу керма. З іншого боку, *CA* і *HS* визначають обурення (disturbance (*D*)), такі як аеродинамічна сила, яка діє на судно із зовнішнього середовища. Можна зробити висновок, що ці параметри впливають на рух судна і його безпеку в поточних навігаційних умовах.

Таким чином, формально будемо вважати, що

$$NS = HS + CA = D. \quad (1)$$

Такий підхід дає можливість розробити класифікацію *NS* за характером поведінки в часі *CA* і *D*. При цьому можливі чотири варіанти *NS*:

- 1) $CA = constant$, тобто є постійними в часі, і $D = constant$;
- 2) $CA = constant$, а $D = variable$, тобто змінна;
- 3) $CA = variable$, а $D = constant$;
- 4) $CA = variable$ і $D = variable$.

Перший варіант можна вважати стабільним: судно рухається за постійним курсом і швидкістю в умовах постійного вітру у спокійній воді. Параметри *HS* і *CA* не змінюються.

Другий варіант можна розглядати як циркуляційний. Судно циркулює при постійному вітру у спокійній воді. Параметри *HS* і *CA* залишаються постійними.

Третій варіант – приблизно стабільний. Деякі характеристики *HS* зберігаються, незважаючи на зміни *CA* й обурення (наприклад, в режимі рульового управління).

Четвертий варіант – змінний, коли зміна мети цілі керма і швидкість гвинта змінюються з плином

часу. Параметри HS також можуть змінюватися або залишатися постійними.

Розглянуті варіанти NS пропонується об'єднати в три класи (табл. 1).

Таблиця 1 – Характеристика класів NS

№ класу	Ознаки NS	Правила моделювання HS
1	D приблизно постійні, а CA можуть або змінюватися, або ні (в залежності від налаштування автопілоту).	HS константа. Судно тримається на заданому курсі при постійній швидкості гребного гвинта.
2	CA в середньому постійні з плином часу, тоді як D змінюються з часом.	HS постійна або змінна. Задаються швидкість гвинта і кут нахилу керма, які залишаються незмінними під час плавання судна.
3	CA змінюються, а D змінюється з часом.	HS постійна або змінна. Швидкість обертання гребного гвинта і кут нахилу керма змінюються з плином часу за певним законом.

Таким чином, отримують три класи NS , які можна спостерігати в реальних умовах експлуатації судна.

Для моделювання цих класів NS необхідно вирішити ряд питань, в тому числі використовувати автоматичну систему стабілізації судна при заданому курсі (в якості алгоритму автопілоту використовується ПІД-регулятор, коефіцієнти якого враховують швидкість V_x) і використання датчиків випадкових чисел для моделювання HS (протягом усього рейсу його параметри залишаються незмінними в часі і просто вибираються за допомогою датчиків випадкових чисел рівномірного розподілу з інтервалів, зазначених в табл. 3).

Для моделювання регулярних хвиль використовуються припущення лінійної теорії морських хвиль.

Припустимо, що крутизна хвилі (h / λ) не перевищує 0,2.

У цьому випадку справжній період хвиль формально визначається як $\sqrt{2\pi a / g}$, де g – прискорення за рахунок сили тяжіння.

Якщо HS змінні, то параметри вітру і хвиль вважаються змінними в часі t за виразом

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

де x_0 – середнє значення, випадковим чином обране з можливих значень відповідно до табл. 3;

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

Перша гармоніка – це головна хвиля. Вона має найнижчу частоту і найбільшу амплітуду.

Всі інші гармоніки кратні гармонікам, тобто вони мають частоти, кратні частоті 1-ої гармоніки. Амплітуди інших гармонік менше амплітуди 1-ої гармоніки.

Друга гармоніка – це хвиля, яка має частоту, що у два рази перевищує частоту першої гармоніки. Вона має амплітуду, яка дорівнює половині амплітуди 1-ої гармоніки.

Другу гармоніку часто називають другою фундаментальною хвилею.

Третя гармоніка – це хвиля, яка має частоту, що у три рази перевищує частоту 1-ої гармоніки. Вона має амплітуду, яка дорівнює одній третині амплітуди 1-ої гармоніки.

Третю гармоніку часто називають третьою фундаментальною хвилею.

Межі розглянутих амплітуд A_1, A_2, A_3 та періоди τ_1, τ_2, τ_3 наведені у табл. 2.

Одиниці виміру амплітуд приймаються так, як показано в табл. 3.

Таблиця 2 – Параметри гармонік величин, що характеризують HS

Найменування	1-ша гармоніка		2-га гармоніка		3-тя гармоніка	
	A_1	τ_1	A_2	τ_2	A_3	τ_3
V_{tr}	[0; 30]	2-10 год	[0;5]	10 хв – 1 год	[0;2]	10 с – 1 хв
K_{tr}	[0; 360]	1 год, 1000 і 30 с	[0;30]	1 год, 1000 і 30 с	[0;10]	10 хв – 1 год
h	[0; 5]	1 год	–	–	–	–
K_w	[0; 90]	1 год	–	–	–	–
λ	[30; 100]	1-10 год	–	–	–	–

Таблиця 3 – Параметри, що безпосередньо характеризують HS

Параметр	Найменування	Одиниці виміру	Межі значень
Напрямок справжнього вітру	K_{tr}	градуси	[0; 360]
Справжня швидкість вітру	V_{tr}	м/с	[0; 30]
Напрямок збудження (звідки беруться хвилі)	K_w	градуси	[0; 360]
Довжина хвилі	λ	м	[10; 250]
Висота хвилі	h	м	[0; 10]

Для K_{tr} для першої і другої гармонік період τ напрямку істинного вітру може відрізнитися від періоду відповідних гармонік для його швидкості (модуля) не більше ніж на 1 год, 1000 і 30 с відповідно.

Для h для першої гармоніки період τ зміни висоти хвилі може відрізнитися від періоду зміни першої гармоніки істинної швидкості вітру на величину, що не перевищує по модулю 1 год.

Для K_w для першої гармоніки період τ зміни напрямку збудження може відрізнитися від періоду зміни першої гармоніки напрямку справжнього вітру на величину, що не перевищує по модулю 1 год.

Моделювання NS третього класу передбачає, що кут нахилу керма і швидкість гвинта змінюються з часом відповідно до такого закону:

$$\delta(t) = 35^\circ \sin(2\pi t/\tau_\delta), n(t) = (n_{max}/2)(1 + \sin(2\pi t/\tau_n)), \quad (3)$$

де $\delta(t)$ – період зміни кута нахилу керма;

$n(t)$ – період зміни швидкості гребного гвинта.

Найменші значення цих значень вибираються виходячи з обмежень силової установки і рульового комплексу.

Найвищі значення вдвічі перевищують час плавання в кожній ситуації.

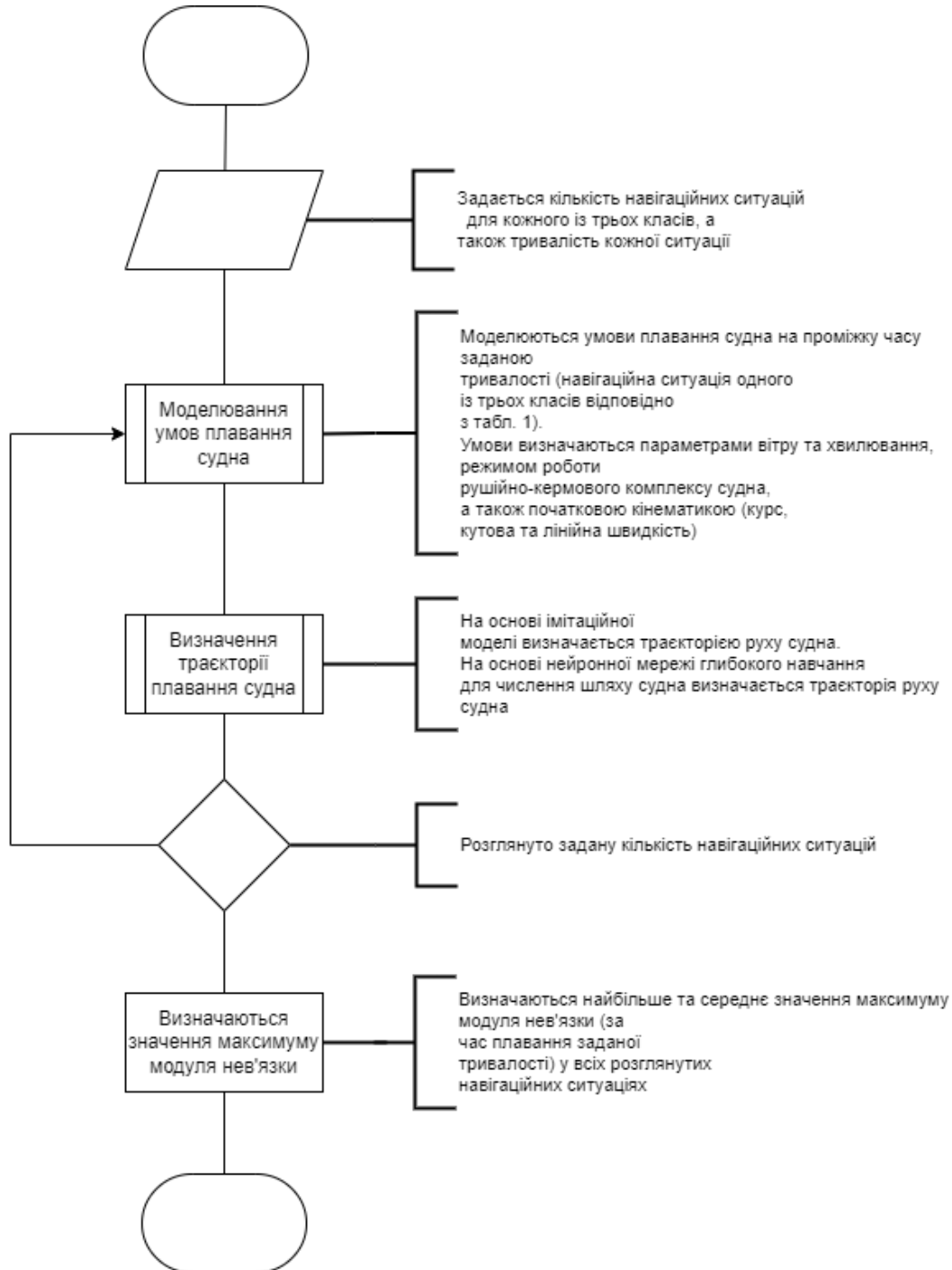


Рис. 1. Структура методу тестування нейронної мережі глибокого навчання для розрахунку шляху судна

Іншими словами, найменші значення величин повинні бути такими, щоб силово-рульовий комплекс міг їх підтримувати. Найвищі значення величин повинні бути такими, щоб судно могло плавати вдвічі більше часу в кожній ситуації.

Узагальнена структура методу тестування нейронної мережі глибокого навчання для розрахунку шляху судна наведена на рис. 1.

У цілому метод тестування дозволяє оцінити точність нейронної мережі глибокого навчання для розрахунку шляху судна в різних навігаційних ситуаціях.

Висновки

У даній статті представлений метод тестування нейронної мережі глибокого навчання для розрахунку

шляху судна в різних навігаційних ситуаціях. Метод заснований на попередньому використанні імітаційної моделі руху судна, яка дозволяє моделювати різні навігаційні ситуації.

Нейронна мережа навчається на даних, отриманих з імітаційної моделі, і використовується для прогнозування траєкторії руху судна. Точність нейронної мережі оцінюється шляхом порівняння її прогнозів з траєкторією руху судна, отриманого з імітаційної моделі.

Результати випробувань показали, що нейронна мережа може точно прогнозувати траєкторію руху судна в різних навігаційних ситуаціях.

Метод може бути використаний для оцінки точності нейронних мереж глибокого навчання для розрахунку шляху судна в різних навігаційних ситуаціях.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Baochun Qiu, Maofa Wang, Houwei Li, Li Ma, Xiuquan Li, Zefei Zhu, Fan Zhou, Development of hybrid neural network and current forecasting model based dead reckoning method for accurate prediction of underwater glider position, *Ocean Engineering*, Volume 285, Part 2, 2023.
2. Bartosz Czaplewski, Mariusz Dzwonkowski, A novel approach exploiting properties of convolutional neural networks for vessel movement anomaly detection and classification, *ISA Transactions*, Volume 119, 2022, Pages 1-16.
3. Jawhar Ghommam, Lamia Iftekhar, Maarouf Saad, Event-triggered path tracking control with obstacle avoidance for underactuated surface vessel compliant with COLREGs-constraints: Theory and experiments, *Mechatronics*, Volume 94, 2023.
4. Gwang-Hyeok Choi, Wonhee Lee, Tae-wan Kim, "Voyage optimization using dynamic programming with initial quadtree based route", *Journal of Computational Design and Engineering*, vol.10, no.3, pp.1185, 2023.
5. Hirotada Hashimoto, Yuuki Taniguchi, Michio Fujii, "A Case Study on Operational Measures for Avoiding Parametric Rolling", *Contemporary Ideas on Ship Stability*, vol.134, pp.307, 2023.
6. Ageliki Kytariolou, Nikos Themelis, "Ship routing optimisation based on forecasted weather data and considering safety criteria", *Journal of Navigation*, pp.1, 2023.
7. Michio Fujii, Hirotada Hashimoto, Yuuki Taniguchi, Eiichi Kobayashi, "Statistical validation of a voyage simulation model for ocean-going ships using satellite AIS data", *Journal of Marine Science and Technology*, 2019.
8. Chang, K. Y., Jan, G. E. and Parberry, I. (2003). A method for searching optimal routes with collision avoidance on raster charts. *The Journal of Navigation*, 56, 371–384.
9. Gkerekos, C. and Lazakis, I. (2020). A novel, data-driven heuristic framework for vessel weather routing. *Ocean Engineering*, 197, 106887.
10. Kobayashi E, Hashimoto H, Taniguchi Y, Yoneda S (2015) Advanced optimized weather routing for an ocean-going vessel. In: *Proceedings of the 2015 international association of institutes of navigation world congress*, Prague, pp 1–8.

Received (Надійшла) 17.06.2023

Accepted for publication (Прийнята до друку) 23.08.2023

A method for testing a deep learning neural network to calculate the trajectory of a vessel in various navigation situations

O. Dubynets

Abstract. The purpose of the article is to develop a method for testing a deep learning neural network for calculating the ship's path to improve the performance of the corresponding numerical model in various navigation situations. Research and development of methods to improve calculation accuracy is of great importance for solving navigation problems. One of the approaches to improving the accuracy of numbers is the use of deep learning neural networks. Deep learning neural networks can model dependencies with high accuracy and have performance advantages over traditional approaches. However, the development and testing of such networks in navigation tasks requires additional research, primarily in terms of considering the specifics of the subject area, rather than well-known approaches to testing deep neural networks in a generalised sense. The presented method of testing a deep learning neural network for calculating the ship's path in various navigation situations is based on the preliminary use of a simulation model of ship motion, which allows simulating various navigation situations. Three classes of navigational situations are obtained that can be observed in real ship operation conditions. The assumptions of the linear theory of sea waves are used to model regular waves. A deep neural network is trained on data obtained from a simulation model and used to predict the ship's trajectory. The accuracy of the neural network is assessed by comparing its predictions with the ship's trajectory obtained from the simulation model. The test results showed that the neural network can accurately predict the ship's trajectory in various navigation situations. The method can be used to evaluate the accuracy of deep learning neural networks for calculating the ship's path in various navigation situations.

Keywords: ship path calculation, accuracy, deep learning neural networks, simulation model, testing, navigation situations.