
Використання штучного інтелекту безпілотних суден для визначення перешкод при плаванні

Іван Калініченко

Кафедра теплотехніки, Херсонський навчально-науковий інститут Національного університету кораблебудування імені адмірала Макарова, м. Херсон, Україна
ORCID 0000-0001-6765-6168

Євгеній Богуславський

Кафедра теплотехніки, Херсонський навчально-науковий інститут Національного університету кораблебудування імені адмірала Макарова, м. Херсон, Україна

Для цитування цієї статті:

Калініченко Іван, Богуславський Євгеній. Використання штучного інтелекту безпілотних суден для визначення перешкод при плаванні. International Science Journal of Engineering & Agriculture. Vol. 3, No. 3, 2024, pp. 92-103. doi: 10.46299/j.isjea.20240303.09.

Надійшла до редакції: 10 травня 2024 р.; **Схвалено:** 31 травня 2024 р.;

Опубліковано: 01 червня 2024 р.

Анотація: Сьогодні діяльність людства все більшою мірою залежить від здатності ефективно використовувати інформацію. Сучасний спеціаліст будь-якого профілю повинен уміти отримувати, обробляти та використовувати інформацію за допомогою комп'ютерів та інших технічних та мобільних засобів і пристроїв. В теперішній час відбувається своєрідна технічна революція, пов'язана з проникненням передових інформаційних технологій, таких як Big Data, Internet of Things та Blockchain у різні сфери нашого життя, і навіть у морську галузь, яка традиційно відставала від інших галузей у застосуванні останніх розробок ІТ. Вже сьогодні відбувається впровадження Штучного Інтелекту (Artificial Intelligence) в судноводінні та керуванні рухом судна. Одним з найперспективніших і можливих для застосування на безпілотних суднах є метод глибокого навчання нейронних мереж, що використовує алгоритм «наскрізного навчання», здатний отримувати знання, отримані досвідченим шляхом та використання контролерів для мінімізації похибки при моделюванні навігаційної карти руху безпілотного судна. Авторами даної роботи були розглянуті методи розпізнавання даних у судноплаванні для побудови траєкторії руху безпілотного судна з штучним інтелектом. З метою запобігання зіткненням і побудови точної траєкторії руху без додаткових коливань авторами запропоновано використання штучного інтелекту із контролерами руху з глибокими нейронними мережами для ідентифікації різних суден із розпізнавання образів. Приведено, що алгоритми машинного навчання здатний приймати розумні рішення, однак вони можуть ускладнюватися для неструктурованих даних. Ці проблеми можна вирішити з допомогою мереж глибокого навчання, у яких складна ситуація вирішується з допомогою багаторівневого ієрархічного підходу.

Ключові слова: штучний інтелект, безпілотне судно, контролер руху, автоматичне запобігання зіткнення судна, глибока нейронна мережа, навігація.

1. Вступ

Вже більше двох десятиліть ми живемо у XXI столітті. Інтернет та мобільний зв'язок змінили наш спосіб життя радикально. Проте екіпажам суден все ще доводиться складати

добові повідомлення, оновлювати паперові карти та вести переговори з береговими службами по каналу радіозв'язку. Традиції – це не завжди погано, але опір інноваціям у цьому сенсі є навмисною перешкодою.

Самі собою розробка і впровадження нових технологій не вирішують проблему. Єдиний шлях здійснення реальних змін – зміна нашого відношення та культури ведення щоденної операційної діяльності на фундаментальному рівні. Без цього інвестиції в технології будуть марні: ми просто замаскуємо недоліки. Тим часом, морській галузі необхідний стимул для формування нових цінностей.

Сьогодні для ефективного розвитку та ширшого впровадження цифрових технологій морському судноплавству необхідно адаптуватися до нових реалій. Для того, щоб досягти головної мети – зробити судна безпечнішими, екологічно чистими та ефективними, морська галузь має перейти до впровадження нових бізнес-моделей, загальної екосистеми для забезпечення взаємодії та підтримки прийняття рішень, єдиної платформи для більш масштабного управління рухом флоту.

Видається раціональним, що впорядкування потоку інформації між різними елементами морської екосистеми призведе до підвищення ефективності. На сьогоднішній день кожен із цих елементів (екіпаж на борту судна, служба управління флотом, портові оператори, персонал служби руху суден, навчальні центри) отримує досить великий обсяг інформації для виконання своїх щоденних операцій. Але ніхто з них не має доступу до повної картини того, що відбувається.

Першим кроком до покращення цієї ситуації став розвиток концепції е-навігації та розширення рамок її застосування на всі процеси морської галузі. Навесні 2018 року завершився проект, який був підтриманий Європейським союзом (ЄС) «Efficiensea 2», під час якого електронну навігацію успішно перенесли з тестового стенду в реальність. У його основі лежить спеціалізована морська інформаційна платформа, яка зв'язує кінцевих користувачів, всіх учасників операційної діяльності та постачальників інформації. Щоб продемонструвати її функціональні можливості, дослідники організували службу доставки навігаційних та метеорологічних оновлень та попереджень та створили інструмент пошуку та порятунку для координації суден після аварії. Більше того, у процесі реалізації цього проекту було підтверджено принцип спільного використання маршрутів.

За даними Японської комісії з безпеки на транспорті, у період з 2009 по 2019 рік у Японії сталося 2963 пригоди на морі, в середньому 286 подій на рік. Наслідки зіткнення великотоннажних суден можуть бути дуже серйозними і з точки зору безпеки екіпажу, і з точки зору пошкодження судів, і екології.

Оператори, надаючи підтримку суднам у районах з високою щільністю руху, спираються на дані автоматичної ідентифікаційної системи (AIC; англ. AIS - Automatic Identification System) та радарів, проте прорахувати, як саме рухатиметься кожне з великої кількості суден, не завжди є можливим. Великою мірою своєчасна оцінка ризику та оперативна видача рекомендацій суднам залежать від досвіду оператора.

Затребуваність методів класичної навігації як резервних залишається актуальною. Резолюцією Асамблеї ІМО А.1046 (27) встановлені високі вимоги до точності та надійності глобальних навігаційних супутникових систем (ГНСС), проте багаторічний досвід експлуатації показав, що супутникові системи мають низку проблем, обумовлених слабкою захищеністю від перешкод. Для малопотужних сигналів, що йдуть від джерела, що знаходяться на відстані 20 тис. км від поверхні Землі, і мають обмеження з енергетики, зростає небезпека впливу перешкод, у тому числі навмисних, таких як заміни сигналу (спуфінг). Ця проблема є настільки актуальною, що було проведено міжнародне дослідження цього питання – EU H2020 project STRIKE3, у результаті якого виникло загальне розуміння рівня загроз [1]. Крім того, розроблено форми стандартизації звітності про загрози ДПС та тестування приймачів на основі міжнародного обміну результатами експлуатації та експериментів, що дозволили звіти про події з різних систем моніторингу зробити

сумісними. Фахівцями широко обговорюються методи, що зменшують уразливість та підвищують надійність позиціонування рухомих об'єктів [2].

Відповідно до вимог Міжнародної конвенції SOLAS-74 [3], перед початком рейсу необхідно скласти план переходу, який має виконуватися від причалу початку рейсу до причалу кінця рейсу (Berth to Berth). Існує достатня кількість нормативних документів та посібників, що описують вимоги до підготовки та безпосереднього планування переходу (наприклад, відоме практично кожному штурману керівництво [4]). Цей нормативний документ достатньо розкриває методи планування та плавання у прибережних водах для того, щоб забезпечити достатній рівень безпеки судноплавства та ефективності вантажоперевезень. Крім того, існують сучасні дослідження з питань плавання у вузькостях.

2. Об'єкт і предмет дослідження

Об'єктом дослідження є процес побудови штучним інтелектом точної траєкторії руху без додаткових коливань безпілотного судна. Предмет дослідження це визначення параметрів процесу побудови точної траєкторії руху без додаткових коливань безпілотного судна з штучним інтелектом.

3. Мета та задачі дослідження

Метою дослідження є аналіз та вибір методу розпізнавання перешкод з використанням контролерів для безпечного переходу або плавання в портовій зоні безпілотного судна зі штучним інтелектом.

Реалізація мети включає наступні завдання.

Провести аналіз існуючих методів розпізнавання даних у судноплавстві для побудови траєкторії руху безпілотного судна з штучним інтелектом;

Обґрунтувати можливість використання глибоких нейронних мереж для ідентифікації різних суден, розпізнавання образів та запобігання зіткненням;

Показати можливість використання контролерів для досягнення точного керування.

4. Аналіз літератури

Плавання суден пов'язане з безліччю різноманітних навігаційних небезпек. Для здійснення повноцінного функціонування автономного безпілотного судна з штучним інтелектом необхідно орієнтуватися на місцевості (отримувати актуальну інформацію про навігаційну обстановку). Для цього необхідно формувати та наповнювати базу даних, створення якої потребує комплексного підходу з підтримкою галузевих фахівців, здатних розробляти базу даних, здійснювати контроль її наповнення та коригування в міру потреби, а також для цього необхідні галузеві судна, які в міру виконання своїх функцій будуть збирати і уточнювати дані для нейронних мереж, які можуть стати засобом керування управляючих автономними суднами. Концепція автономного безпілотного судна багато в чому визначається новітніми технологіями, машинним навчанням тощо.

Використання навігаційних буїв. Навігаційні буї, призначені для забезпечення безпеки водних шляхів, містять: поплавець, надводну частину у вигляді сигнальної (силуетної) фігури, ліхтар, що світиться, радіолокаційний відбивач, внутрішній відсік для розміщення джерела електроживлення, балансувальний вантаж, стабілізатор у підводній частині і донний якір. Загальним недоліком використовуваних навігаційних буїв є неможливість віддаленого моніторингу зміни місця розташування бую під впливом вітрохвильових навантажень, а також відсутність будь-якого зворотного зв'язку аналогів з береговими службами або суднами, що знаходяться поруч, що вимагає обов'язкової прямої видимості бую задля забезпечення безпеки плавання [5].

Експлуатовані в даний час навігаційні та гідрометеорологічні буї, що містять приймач глобальних навігаційних супутникових систем GPS, з'єднаний з модулем передачі даних по каналах GSM/GPRS/LTE – або УКХ-зв'язку, а також світлодіодний навігаційний ліхтар, мають недолік, який полягає в тому, що вони передають в берегові центри тільки гідрометеоінформацію або дані про власне розташування буя, що є лише частиною навігаційного забезпечення, необхідного для безпечного плавання автономних або безпілотних суден з штучним інтелектом, яким для безпечного судноплавства потрібна додаткова інформація. Також до їх недоліків можна віднести неможливість оперативної передачі інформації від навігаційного буя безпосередньо на судно по радіоканалу (бездротовий зв'язок), минаючи береговий центр інформації.

Метод графіка видимості. Створення шляху проходження в основному передбачає переміщення судна або будь-якого пристрою будь-якими можливими способами, щоб дістатися місця призначення. Пристрій сканує задані шляхи проходження і збирає навігаційні дані. Навігаційні дані використовуються як вхідні для розробки алгоритму шляху проходження. Планування шляху виконується із застосуванням двох методів: графіка видимості та діаграми Вороного. У методі, який використовує графік видимості, траєкторія руху судна дуже близька до перешкод. Це сприяє знаходженню мінімального шляху, проте необхідно триматися на безпечній відстані від перешкоди. Ця траєкторія впізнається судном і використовується для створення алгоритму планування колії.

Метод побудови шляху проходження дає збій, у разі, якщо відсканований шлях буде змінено або заблоковано, що є його недоліком. Пристрій повинен знову просканувати всю картку, щоб розрахувати інший маршрут. Цей метод можна використовувати тільки для дрібномасштабного картування, оскільки повторне сканування всього запису та обчислення результатів великомасштабного картування є тривалими за часом [6].

Друге важливе сімейство алгоритмів планування руху безпілотного судна засноване на **ідеї скелетування**, тобто кінцевої множини точок на площині представляє таке розбиття площини, при якому кожна його область утворює безліч точок, ближчих до одного з елементів множини, ніж до будь-якого іншого елемента множини. Ці алгоритми зводять вільний простір судна з штучним інтелектом до одномірного уявлення, для якого завдання планування стає простіше. Таке уявлення з меншою кількістю вимірів називається скелетом простору конфігурацій.

Приклад застосування методу скелетування наведено на рисунку 1 для вільного простору, яка є геометричним місцем усіх точок, рівновіддалених від двох або декількох перешкод [7].

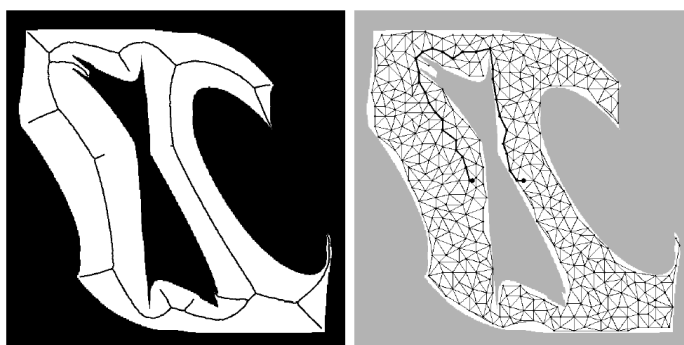


Рис. 1. Метод скелетування.

Для того, щоб здійснити планування шляху за допомогою скелетування, судно спочатку переходить з поточної конфігурації в одну з точок скелетування. Можна легко показати, що таку операцію можна виконати за допомогою пересування по прямій в просторі конфігурацій. Потім судно слідує за лінією доти, доки досягне точки, найближчої до цільової конфігурації.

Таким чином, первісне завдання планування шляху зводиться до пошуку шляху на лінії скелетування, яка зазвичай є одновимірною (за винятком деяких окремих випадків) і має кінцеву кількість таких точок, в яких перетинаються три або більше одновимірних кривих. Тому завдання пошуку найкоротшого шляху вздовж лінії скелетування зводиться до пошуку в дискретному графі такого ж типу. Рух по лінії скелетування може забезпечити отримання найкоротшого шляху, але виявлені шляхи відрізняться наявністю максимальних відстаней від перешкод.

Недоліки методів, заснованих на використанні лінії скелетування, полягають у тому, що їх складно застосовувати у просторах конфігурацій з великими розмірностями, крім того, при їх використанні доводиться робити надто великі обхідні маневри, якщо простір конфігурацій характеризується широким розмахом. До того ж може виявитися складним обчислення лінії скелетування, особливо у просторі конфігурацій, що характеризується складною формою перешкод.

Метод трансферного навчання. Машинне навчання включає алгоритм, який оцінює та розділяє дані, а також розробляє логіку. Трансферне навчання вирішує проблему за допомогою процесу навчання моделі нейронної мережі, що здійснюється із набору структурованих даних історії. Для ефективної роботи цієї методики необхідний набір неспотворених правильних даних із вихідної мережі. Використання цього методу дозволяє розраховувати складні ситуації за короткий час. Модель спочатку навчається з використанням вихідних аналогічних даних та один або кілька рівнів цієї «навченої» моделі використовуються для розробки нової моделі. У процесі використання цього методу неможливо видалити будь-який шар зменшення кількості змінних, пов'язаних з проблемою, оскільки це впливає на архітектуру системи, призводячи до низькорівневих помилок. Метод трансферного навчання використовується в судноплавній галузі для ідентифікації та класифікації різних суден.

Активне навчання – це особливий випадок машинного навчання, що взаємодіє з користувачем або джерелом для отримання бажаних результатів у нових точках даних, заснований на методі множинного навчання класифікаторів для прийняття відповідних рішень, яке базується на методах вибірки даних, активне навчання використовується для вирішення безлічі завдань класифікації, таких як класифікація суден у складному середовищі. Понад те, принципи активного навчання можуть бути використані при виявленні аномалій при розпізнаванні цілей на безпілотних суднах.

Навчання ознаками – це набір методів, які можуть автоматично відрізнити ілюстрації, необхідні для виявлення або класифікації ознак від існуючих даних. Ці алгоритми часто створюються штучно на основі розв'язуваних проблем та характеристик даних. У разі розпізнавання цілей автономної навігації судна, його метод використовується для класифікації об'єктів за даними AIS.

Глибока нейронна мережа при розпізнаванні даних у автономному судноплавстві. Більшість зіткнень суден відбуваються через людський фактор. Процеси прийняття рішень на автономних суднах відіграють важливу роль. Інтелектуальна навігація необхідна для оцінки та управління ризиками судноплавства. Система автоматичного запобігання зіткненням суден призначена для підтримання прийняття рішень щодо забезпечення безпеки навігації.

Глибока нейронна мережа (ГНМ) – це складна нейронна мережа, що складається з більш ніж двох шарів. Глибока нейронна мережа відрізняється від нейронних мереж своєю глибиною в архітектурі моделі. Складне математичне моделювання в глибоких шарах дозволяє вирішувати, використовуючи цю методику багато складних ситуацій. ГНМ навчає кілька прихованих рівнів мережі, що забезпечує кращу продуктивність з меншою кількістю параметрів на кожному рівні. Глибокі нейронні мережі дозволяють вирішувати складні обчислювальні завдання розробки нових класів алгоритмів обробки сигналів. У морській

індустрії ГНМ використовується для ідентифікації різних суден, розпізнавання образів та запобігання зіткнень.

5. Методи досліджень

Для досягнення мети і завдань дослідження використовувались прикладні методи наукового дослідження, які складаються з поетапних процесів ознайомлення та вивчення проблеми використання штучного інтелекту для безпілотних суден, вибору методики розпізнавання перешкод при проходженні шляху судном в акваторії, та перевірки теорії та отриманих даних для подальшого одержання наукових знань.

Важливе завдання при розпізнанні даних судна (курс, напрямок, швидкість судна, перешкоди на курсі тощо) — забезпечити безпечне плавання судна та уникнути зіткнень у морі та порту. Інжиніринг даних – це систематичний багатогранний процес, що перетворює необроблені дані в необхідний формат, необхідний для подальшої обробки. При автоматизації суден обсяг оброблюваних даних може призвести до появи так званого явища великих даних. Великий обсяг даних забезпечує більшу гнучкість для тестування та навчання моделі безпілотного судна.

Якість даних може знизити продуктивність моделі, якщо їх обробити на попередньому етапі алгоритму машинного навчання. Якщо дані не обробляються ні з предметної області, ні зі статистичних даних, це може призвести до неправильних висновків при виконанні статистичного дослідження. У разі глибокого навчання із застосуванням глибокої нейронної мережі, якщо система ініціалізується на основі наявного набору даних з пропущеними та нескладними значеннями, це може призвести до збільшення часу обробки. На цьому етапі важливу роль відіграє фільтрація даних. Джерело та сховище даних — це такі ключові компоненти, на яких ґрунтується весь процес функціонування автоматизації суден. Процес визначення даних, отриманих за допомогою датчиків, експериментів, моделювання або розрахунків, може ускладнити проблему ефективною фільтрації та перетворення даних. Категоріальні та числові дані доступно зберігаються і фільтруються, а при необхідності аналізу категоріальні дані можуть бути перетворені на числові шляхом виконання або кодування міток, або одноразового кодування.

Для зменшення кількості людських помилок та підвищення точності виконуваних процесів використовують автономні системи. Автономна навігація судна складається з різних датчиків визначення шляху руху судна, погодних умов, властивостей судна визначення безпечної траєкторії руху. Успішна реалізація методів розпізнавання перешкод при автономній роботі суден відбуватиметься за допомогою прийняття правильних рішень на різних режимах судна. Поліпшення методів розпізнавання даних призвело до розвитку алгоритмів машинного навчання та їх удосконаленого методу глибокого навчання [8 - 11].

6. Результати досліджень

Одним з найперспективніших і можливих для застосування на безпілотних суднах є метод глибокого навчання нейронних мереж, що використовує алгоритм «наскрізного навчання», здатний отримувати знання, отримані досвідченим шляхом та використання контролерів для мінімізації похибки при моделюванні навігаційної карти руху безпілотного судна.

Міжнародна морська організація (ІМО) у 1972 р., відповідно до Конвенції про міжнародні правила запобігання зіткненню суден у морі, запровадила правові рамки для регулювання ситуацій зіткнення суден [12, 13]. Ці правила можуть бути реалізовані за допомогою штучного інтелекту для розпізнавання зіткнень. Побудова алгоритмів та блок-схем спрощує розуміння вирішення проблем зіткнень суден. Поясненням процедури запобігання зіткненням є схематичне зображення, приведене на рисунку 2.

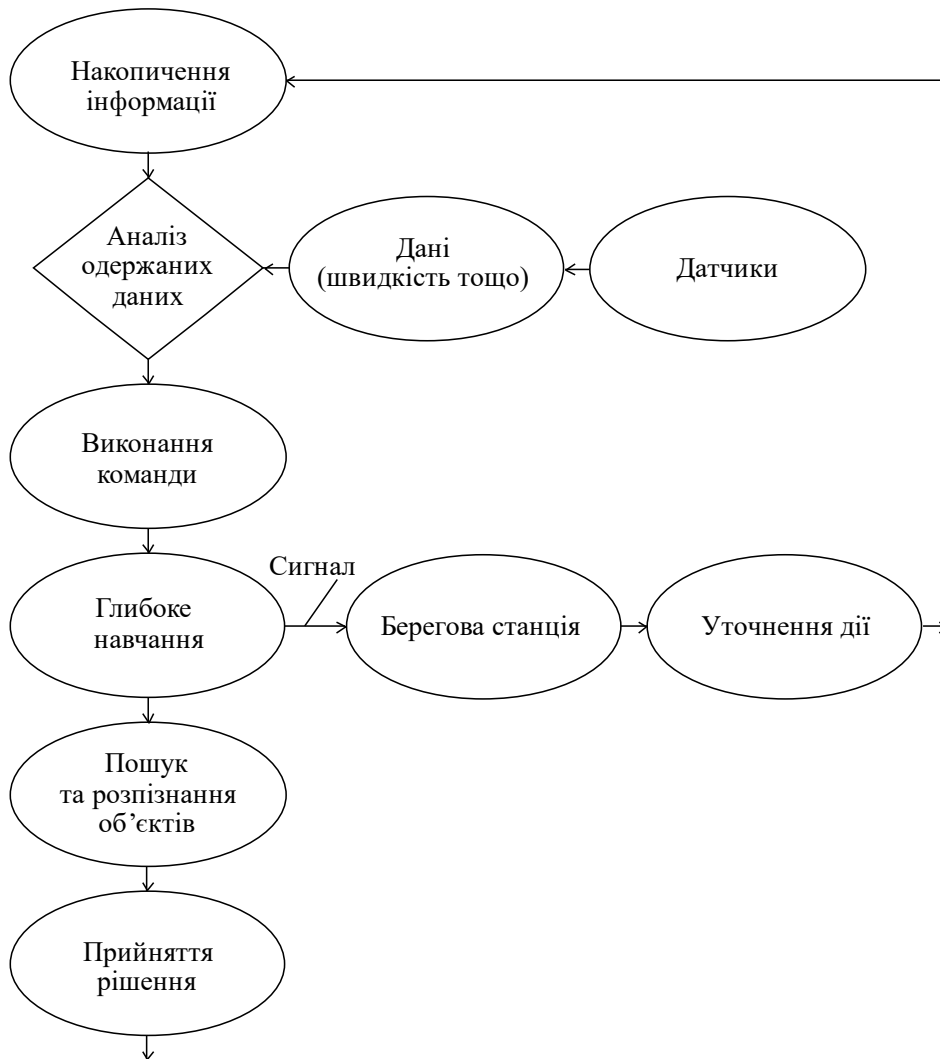


Рис. 2. Схематичне зображення автономного запобігання зіткненням суден, що використовується штучним інтелектом.

Дані з датчиків аналізуються та накопичуються у базі даних. При глибокому навчанні дії координуються з береговою станцією і ці дані накопичуються. За наявності даних з AIS, об'єднаних з даними інших джерел, на судні є високий рівень розпізнавання даних і ситуаційної обізнаності. Методи, що використовуються для розпізнавання, включають допоміжні векторні системи, нейронні мережі, байєсівські мережі, гауссівські процеси. Дані способи визначають аномальну поведінку, таку як відхилення від стандартних курсів, несподівана активність AIS, несподіване прибуття порт, близьке наближення і вхід у небезпечну чи іншу зону [14, 15].

Використання контролерів при кінематичному плануванні руху судна. Планування шляху – один із ключових параметрів морської автономної системи. Планування шляху судна можна поділити на дві спільні групи, а саме детермінований та евристичний підхід. Детермінований підхід використовує набір строго певних кроків для визначення рішення, а евристичний підхід використовує інформацію всередині підпростір області пошуку «прийнятне» рішення, а не найкраще рішення, що задовольняє проектним вимогам. Суть даного підходу полягає в тому, що в ньому робиться спроба уникнути перешкоди і досягти цільової точки на оптимальній відстані та в найкоротший термін. В даний час в області безпілотних автомобілів, мобільних роботів та дронів ефективно планування шляху містить методи штучного потенційного поля, нейронної мережі, нечіткої логіки та генетичного алгоритму. Найбільш поширеним алгоритмом планування шляху є підхід глибокого навчання, що містить область безпеки навколо кожної перешкоди, яка служить позначенням

ризиком зіткнення. Глибоке навчання з підкріпленням добре вирішує проблему розмірності та може обробляти багатовимірні вхідні дані.

В реальному світі, безпілотні судна при русі мають інерцію і не можуть виконувати довільні команди руху по заданому шляху, крім як на довільно низьких швидкостях. У більшості випадків судно з штучним інтелектом, виконуючи команди руху, виконує команду для переміщення в ту чи іншу точку, а не просто ставить потрібні йому позиції. Загальноприйнятим методом компенсації обмежень кінематичних планів є використання стеження за об'єктом руху окремого механізму, контролера. Контролерами називаються пристрої, що генерують команди керування безпілотним судном у реальному часі з використанням зворотного зв'язку від середовища для досягнення мети керування. Якщо мета полягає в утриманні об'єкта руху на заздалегідь запланованому шляху, такі контролери часто називають опорними контролерами, а шлях називають опорним шляхом. Контролери, які оптимізують глобальну функцію витрат, називають оптимальними контролерами.

На перший погляд, завдання керування, що дозволяє утримувати судно на заздалегідь заданому шляху, здається відносно простим. Але на практиці навіть у ході вирішення цього досить простого завдання можуть зустрітися деякі пастки, що продемонстровані на рисунку 3:

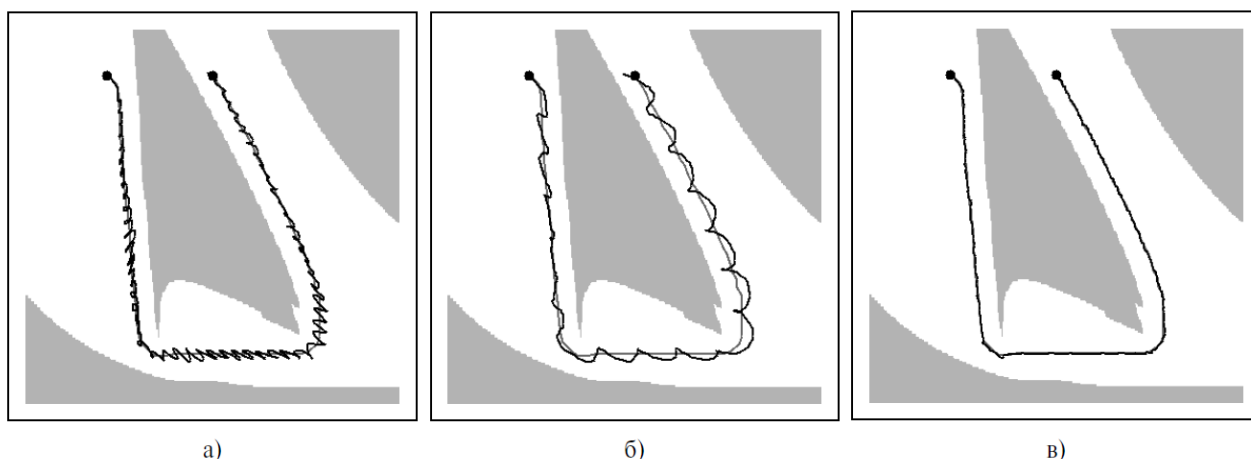


Рис. 3. Керування маніпулятором руху безпілотного судна з використанням різних методів: пропорційне керування з коефіцієнтом посилення 1,0 (а); пропорційне керування з коефіцієнтом посилення 0,1 (б); пропорційно-диференціальне керування з коефіцієнтами посилення 0,3 для пропорційного та 0,8 для диференціального компонента (в).

На рисунку 3 а показано, які порушення можуть при цьому виникати. На ньому демонструється шлях судна, яке робить спробу слідувати по кінематичному шляху. Після виникнення будь-якого відхилення (обумовленого або шумом, або обмеженнями на ті зусилля, які може застосовувати судно) судно прикладає зусилля (виконує рух), що протидіє, величині що пропорційна цьому відхиленню. Інтуїтивні уявлення свідчать, що такий підхід нібито цілком виправданий, оскільки відхилення мають компенсуватися протидіючим зусиллям, щоб судно не відхилявся від своєї траєкторії. Проте, як показано на рисунку 3 а, дії такого контролера викликають значну криву траєкторію руху судна. Ця траєкторія є результатом природної інерції руху судна, який різко спрямований у сторони опорної позиції, проскакує цю позицію, що призводить до виникнення симетричної похибки з протилежним знаком. Відповідно до кривої, наведеної на рис. 3 а таке перерегулювання може продовжуватися вздовж всієї траєкторії, тому результуючий рух судна далекий від ідеального. Очевидно, що потрібно передбачити найкращий спосіб керування [16, 17].

Щоб зрозуміти, яким має бути найкращий контролер, опишемо формально той тип контролера, який допускає перерегулювання. Контролери, що прикладають зусилля, яке

обернено пропорційне похибці, називаються P -контролерами. Літера P є скороченням від *proportional* (пропорційний) і показує, що фактичний керуючий вплив пропорційно до похибки позиціонування маніпулятора руху об'єкта. Як більш формальну постановку припустимо, що $y(t)$ опорний шлях, параметризований часовим індексом t . Керуюча дія a_t , згенерована P -контролером, має таке рівняння (1):

$$a_t = K_P (y(t) - x_t), \quad (1)$$

де x_t – стан рухомого об'єкта під час t ;

K_P – так званий коефіцієнт посилення контролера, від якого залежить, яке зусилля докладатиме контролер, компенсуючи відхилення між фактичним станом x_t та бажаним $y(t)$. У цьому прикладі $K_P=1$.

На перший погляд, може здатися, що проблему можна усунути, вибравши менше значення для K_P . Але, на жаль, справа інакша. На рис. 3 б показана траєкторія маніпулятора робота при $K_P=0,1$, в якій все ще проявляється коливальна поведінка. Зменшення величини коефіцієнта посилення сприяє лише зменшенню інтенсивності коливань, але не усуває проблему. Насправді при відсутності тертя P -контролер діє відповідно до закону пружини, тому він до нескінченності здійснює коливання навколо заданої цільової точки.

У традиційній науці завдання такого типу належать до галузі теорії керування, яка набуває все більшої важливості для дослідників у галузі штучного інтелекту. Дослідження в цій галузі, що проводилися протягом десятків років, призвели до створення багатьох типів контролерів, що набагато перевершують описаний вище контролер, що діє на підставі простого закону керування. Зокрема, опорний контролер називається стабільним, якщо невеликі обурення призводять до виникнення обмеженої похибки, що зв'язує сигнал рухомого об'єкта та опорний сигнал. Контролер називається строго стабільним, якщо він здатний повернути керований ним апарат на опорний шлях після дії таких збурень. Очевидно, що аналізований тут P -контролер лише зовні здається стабільним, але на жаль він не є стабільним, оскільки не здатний забезпечити повернення рухомого об'єкта на його опорну траєкторію.

Найпростіший контролер, що дозволяє досягти точного та плавного руху в умовах даного завдання, відомий під назвою PD -контролер. Літера P знову є скороченням від *proportional* (пропорційний), а D – від *derivative* (диференціальний). Для опису PD -контролерів застосовується таке рівняння (2):

$$a_t = K_P(y(t) - x_t) + K_D \cdot \partial(y(t) - x_t) / \partial t, \quad (2)$$

де K_D – диференціальний коефіцієнт контролера.

Відповідно до цього рівняння, PD -контролери являють собою P -контролери, доповнені диференціальним компонентом, який додає до значення керуючого впливу a_t терм, пропорційний першій похідній від похибки $(y(t) - x_t)$ за часом. Диференціальний терм дозволяє гасити коливання в системі, для керування якою він застосовується. Щоб переконатися у цьому, розглянемо ситуацію, у якій похибка $(y(t) - x_t)$ різко змінюється у часі, як у випадку з P -контролером, описаним вище. При цьому похідна такої похибки прикладається у напрямку, протилежному до пропорційного терму, що призводить до зменшення загального відгуку на збурення. Однак, якщо та ж похибка продовжить свою присутність і не зміниться, то похідна зменшиться до нуля і при виборі впливу, що управляє, буде домінувати пропорційний терм.

Результати застосування такого PD -контролера для керування маніпулятором рухомого об'єкта при використанні як коефіцієнт посилення значень $K_P=0,3$ та $K_D=0,8$ показані на рис. 3 в. Очевидно, що зрештою траєкторія маніпулятора стала набагато гладкішою і на ній зовні

не помітні будь-які коливання. Як показує цей приклад, диференціальний терм дозволяє забезпечити стабільність роботи контролера за тих умов, коли вона недосяжна іншими способами.

Але, як показує практика, *PD*-контролери також створюють причини відмов. Зокрема, *PD*-контролери можуть виявитися нездатними відрегулювати похибку до нуля, навіть за відсутності зовнішніх збурень. Такий висновок не впливає з наведеного прикладу руху судна, але, як виявилось, іноді для зменшення похибки до нуля потрібно додати зворотний зв'язок із пропорційним перерегулюванням. Вирішення цієї проблеми полягає в тому, що до закону керування потрібно додати третій терм, що базується на результатах інтегрування похибки за часом за рівнянням (3):

$$a_t = K_P(y(t) - x_t) + K_I \int (y(t) - x_t) dt + K_D \cdot \partial(y(t) - x_t) / \partial t, \quad (3)$$

де K_I – ще один коефіцієнт посилення. У термі $\int (y(t) - x_t) dt$ обчислюється інтеграл похибки за часом.

Контролер, закон керування якого складається з усіх трьох термів, називається *PID*-контролером. Під впливом цього терму коригується тривалий час відхилення між опорним сигналом і фактичним станом. Якщо, наприклад, x_t менше ніж $y(t)$ протягом тривалого періоду часу, то значення цього інтеграла зростає доти, поки результуючий керуючий вплив a_t не викличе зменшення цієї похибки. Таким чином, інтегральні терми гарантують відсутність систематичних похибок у діях контролера за рахунок підвищення небезпеки коливальної поведінки.

7. Перспективи подальшого розвитку досліджень

В роботі проведено аналіз та вибір методу розпізнавання перешкод з використанням контролерів для безпечного переходу або плавання в портовій зоні безпілотного судна зі штучним інтелектом. Для досягнення поставленої мети у роботі було розглянуто декілька методів, що можуть використовуватися в безпілотних суднах зі штучним інтелектом, а саме: використання навігаційних буїв, метод графіка видимості, метод скелетування та глибока нейронна мережа, а також запропонована можливість в подальшому використання контролерів на суднах для досягнення точного керування.

8. Висновки

В роботі розглянуто методи розпізнавання даних у судноплаванні для побудови траєкторії руху безпілотного судна з штучним інтелектом. Класичні способи дають збій при зміні маршруту чи різкій появі перешкоди, тому дані способи застосовуються переважно при прийнятті контрольованих рішень, що є недоліком у розвитку морського судноплавання.

Показано можливість використання глибоких нейронних мереж для ідентифікації різних суден, розпізнавання образів та запобігання зіткненням. Запропоновано використання контролерів руху для побудови точної траєкторії руху без додаткових коливань безпілотного судна з штучним інтелектом.

Список літератури:

1) Thombre S., Bhuiyan M., Eliardsson P., Gabrielsson B., Pattinson M., Dumville M., Fryganiotis D., Hill S., Manikundalam V., Pölöskey M., Lee S., Ruotsalainen L., Söderholm S., Kuusniemi H. (2018). GNSS threat monitoring and reporting: Past, present, and a proposed future The Journal of Navigation. 71. (3). 513-529. DOI: 10.1017/S0373463317000911.

- 2) Jheng S.L., Jan S.S., Chen Y.H., Lo S. (2020). 1090 MHz ADS-B-Based Wide Area Multilateration System for Alternative Positioning Navigation and Timing. *IEEE Sensors Journal*. 20. (16). 9490-9501. DOI:10.1109/JSEN.2020.2988514.
- 3) International Convention for the Safety of Life at Sea (SOLAS 74) consolidated edition. (2014). London. IMO. 474 p.
- 4) Swift, A. J., and T. J. Bailey. (2004). *Bridge Team Management. Practical Guide*. Nautical Institute. 117 p.
- 5) Lahtinen J., Banda V., Kujala P., Hirdaris S. (2019). The Risks of Remote Pilotage in an Intelligent Fairway-preliminary considerations. *Proceedings of the International Seminar on Safety and Security of Autonomous Vessels (ISSAV) and European STAMP Workshop and Conference (ESWC)*. Sciendo. 48-57.
- 6) Rokseth B., Haugen O.I., Utne I.B. (2019). Safety Verification for Autonomous Ships. *MATEC Web of Conferences*. EDP Sciences. 273. 02002. DOI:10.1051/mateconf/201927302002.
- 7) Sakhre V. S. Jain, V. S. Sapkal, Agarwal D. P. (2015). Fuzzy counter propagation neural network control for a class of nonlinear dynamical systems. *Computational intelligence and neuroscience*. 2015. DOI: 10.1155/2015/719620.
- 8) Radchenko, M., Radchenko, A., Mikielwicz, D., Kosowski, K., Kantor, S., Kalinichenko I. (2021). Gas turbine intake air hybrid cooling systems and their rational designing. *Modern Power Systems and Units. V International Scientific and Technical Conference*. Kraków, Poland, Edited by Rerak, M.; Majdak, M.; E3S Web of Conferences. 323. id.00030. 5 p. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202132300030>
- 9) Вагущенко Л.Л., Цимбал М.М. (2007). Системи автоматичного управління рухом судна. Одеса: Фенікс. 3-е вид., перероб. і доп. 328 с.
- 10) Konovalov, D., Radchenko, M., Kobalava G., Gorbov, V. Kalinichenko I. (2022). Development of the Gas Dynamic Cooling System for Gas Turbine Over-Expansion Circuit. *Advances in Design, Simulation and Manufacturing V. DSMIE 2022*. In *Proceedings of the Lecture Notes in Mechanical Engineering*. Springer, Cham. 249-258. https://doi.org/10.1007/978-3-031-06044-1_24.
- 11) Radchenko R., Kornienko V., Radchenko M., Mikielwicz D., Andreev. A. Kalinichenko I. (2021). Cooling intake air of marine engine with water-fuel emulsion combustion by ejector chiller. *Modern Power Systems and Units. V International Scientific and Technical Conference*. Kraków, Poland, Edited by Rerak, M.; Majdak, M.; E3S Web of Conferences. 323. id.00031. 5 p. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202132300031>.
- 12) Андреев АА, Смагин ДН, Калиниченко ИВ. (2004). Совершенствование схем утилизации низкопотенциальной теплоты судовых дизельных установок на основе низкокипящих жидкостей. *Збірник наукових праць НУК. Миколаїв НУК*. 4. 397.
- 13) Горбов В.М., Ратушняк І.О., Трушляков Є.І., Чередніченко О.К. (2007). Суднова енергетика та Світовий океан: Навчальний посібник. Миколаїв: НУК. 596 с.
- 14) Jian-Hao X. (2011). Application of artificial neural network (ANN) for prediction of maritime safety. *International Conference on Information and Management Engineering*. Springer, Berlin, Heidelberg. 34-38. DOI: 10.1007/978-3-642-24097-3_6.
- 15) Radchenko, R., Pyrysunko, M., Kornienko, V., Gorbov, V. Kalinichenko I. (2021). Effect of Utilization Exhaust and Recirculation Gases of Ship Diesel Engine in Absorption Chiller. *Integrated Computer Technologies in Mechanical Engineering - 2021. ICTM 2021. Lecture Notes in Networks and Systems*. Springer, Cham. 367. 509 – 519. https://doi.org/10.1007/978-3-030-94259-5_43.
- 16) Радченко Р.Н., Богданов Н.С., Калиниченко И.В. (2015). Основы рационального проектирования системы охлаждения наддувочного воздуха судового малооборотного дизеля эжекторным теплотрансформатором. *Авиационно-космическая техника и технология*. Харків: ХАИ. 5 (122). 65-68. http://nbuv.gov.ua/UJRN/aktit_2015_5_13.

17) Olindersson F., Bruhn W.C., Scheidweiler T., Andersson A. (2017). Developing a Maritime Safety Index using Fuzzy Logics. *TransNav, International Journal on Marine Navigation and Safety of Sea Transportation*. 11. (3). 469-475. DOI: 10.12716/1001.11.03.12.

The use of artificial intelligence of unmanned vessels to determine obstacles when swimming

Ivan Kalinichenko

Department of Heat Engineering, Kherson Educational and Scientific Institute of Admiral Makarov National Shipbuilding University, Kherson, Ukraine
ORCID 0000-0001-6765-6168

Yevgeny Bohuslavskiy

Department of Heat Engineering, Kherson Educational and Scientific Institute of Admiral Makarov National Shipbuilding University, Kherson, Ukraine

Abstract: Today, human activity increasingly depends on the ability to effectively use information. A modern specialist of any profile must be able to receive, process and use information using computers and other technical and mobile means and devices. Currently, a kind of technical revolution is taking place, related to the penetration of advanced information technologies such as Big Data, Internet of Things and Blockchain into various areas of our lives, and even into the maritime industry, which has traditionally lagged behind other industries in the application of the latest IT developments. Already today, the implementation of Artificial Intelligence (Artificial Intelligence) in navigation and control of the movement of the vessel is taking place. One of the most promising and possible for use on unmanned vessels is the method of deep learning of neural networks, which uses the "end-to-end learning" algorithm, capable of obtaining knowledge obtained through experience and the use of controllers to minimize the error when modeling the navigation map of the movement of an unmanned vessel. The authors of this work considered the methods of data recognition in shipping to build the trajectory of an unmanned vessel with artificial intelligence. In order to prevent collisions and build an accurate movement trajectory without additional fluctuations, the authors proposed the use of artificial intelligence with motion controllers with deep neural networks to identify various vessels using pattern recognition. It is shown that machine learning algorithms are capable of making intelligent decisions, but they can be complicated for unstructured data. These problems can be solved with the help of deep learning networks, in which a complex situation is solved using a multi-level hierarchical approach.

Keywords: artificial intelligence, unmanned ship, motion controller, automatic ship collision prevention, deep neural network, navigation.
