

Маранов О.В., Носовський А.А.

ФОРМАЛІЗАЦІЯ ПРОЦЕСУ ІДЕНТИФІКАЦІЇ НАДВОДНИХ ОБ'ЄКТІВ ПРИ ВИРІШЕННІ ЗАВДАНЬ АВТОМАТИЗАЦІЇ КЕРУВАННЯ СУДНОМ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ

Метою роботи є розробка підходів, що забезпечують автоматизовану ідентифікацію надводних морських об'єктів в режимі реального часу шляхом формалізації процесу ідентифікації на основі нейромережевої моделі. Мета статті досягається вирішенням проблеми автоматизованої ідентифікації морських об'єктів на основі згорткових нейронних мереж. Запропонований метод ідентифікації, який має у своєму складі визначення параметрів ідентифікації, спрямованих на вирішення завдань судноводіння та забезпечення безпеки мореплавства. В рамках розгляду процесу ідентифікації морські об'єкти були класифіковані з урахуванням їх важливості та потенційної небезпеки для судноводіння. Під час дослідження було виявлено, що кращим варіантом для вирішення завдання ідентифікації надводних морських об'єктів є згорткова нейронна мережа. Використання такої нейронної мережі дозволяє ефективно обробляти зображення та автоматично виділяти характеристики, які допомагають в ідентифікації. Цей підхід може значно полегшити процес роботи судноводіїв та підвищити рівень безпеки на морі. У підсумку реалізований алгоритм ідентифікації, визначення параметрів та використання згорткової нейронної мережі дозволили створити потужний інструментарій для ідентифікації морських надводних об'єктів. Впровадження цього підходу може сприяти покращенню безпеки мореплавства та ефективності роботи судноводіїв в умовах різних морських ситуацій. Метод ідентифікації базується на згорткових нейронних мережах (CNN). Метод ідентифікації був протестований на наборі даних зображень морських об'єктів. До набору даних входили зображення різних типів морських об'єктів, таких як судна, рибальські судна, маяки та інші. Метод ідентифікації був здатний правильно ідентифікувати більшість об'єктів на зображеннях, навіть у складних умовах, таких як низька освітленість або туман. Наведений метод ідентифікації морських об'єктів може зробити значний внесок у підвищення безпеки мореплавства. Метод може допомогти судноводіям уникати зіткнень з іншими суднами та іншими об'єктами на морі. Метод також може допомогти судноводіям приймати кращі рішення у складних морських ситуаціях.

Ключові слова: автоматизована ідентифікація, обстановка, морські об'єкти, згорткові нейронні мережі, судноводіння, безпека мореплавства, зображення, класифікація.

Постановка проблеми. У різних ситуаціях під час керування судном капітан стикається з завданням визначення об'єктів на морі для вибору маневру, що дозволить безпечно уникнути взаємодії з визначеним об'єктом. Згідно з резолюцією МАРПОЛ А477, радарна система повинна визначити швидкість та координати об'єкта, що наближається, протягом часу не більше трьох хвилин.

Сучасні наукові дослідження в морській галузі пов'язані з визначенням елементів аналізу руху цілей (ЕАРЦ) та розробкою методів визначення форми і розмірів морських об'єктів на основі відбитого радіолокаційного сигналу. До таких методів належать метод розщеплення функції для визначення об'єктів за їх власними електромагнітними коливаннями, неперервне хвильове перетворення для отримання градієнтів зображення, обробка зображення за

допомогою морфологічних фільтрів та інші методи, що базуються на обробці радіолокаційних спостережень. Ці методи дозволяють сформувати контур морської цілі на екрані радара.

Сучасні судна оснащені навігаційними автоматизованими комплексами (НАК), які визначають положення судна за допомогою радіонавігаційних засобів і дозволяють максимально автоматизувати навігаційні операції. Як складова частина НАК, системи автоматичного радіолокаційного прокладання (САРП) використовуються для підвищення безпеки мореплавства, надаючи навігатору постійну інформацію про елементи аналізу руху цілей. У портах створені центри управління рухом суден (ЦУРС) та моніторингові центри на узбережжях морських районів, обладнані автоматизованими інформаційними системами (АІС) для автоматичного збору інформації про судна.

На сьогодні ідентифікація морських об'єктів не є автоматизованою і здійснюється навігатором на основі даних аналізу руху цілей від НАК. Звісно, це залежить від кваліфікації навігатора та є суб'єктивною складовою. Таким чином, завдання автоматизованої ідентифікації об'єктів на маршруті судна є актуальним.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Досить значну кількість робіт у даний час присвячено вивченню проблем використання методів та моделей машинного навчання, а також безпосередньо нейронних мереж для оцінки та ідентифікації надводних об'єктів [1 - 7].

Наприклад, у статті [1] розглядається система запобігання зіткненням, яка є однією з основних систем МАПС (морських автономних поверхневих суден). Система запобігання зіткненням була перевірена за допомогою експериментів на основі сценаріїв. Проте сценарії перевірки були розроблені на основі COLREG (Міжнародних правил запобігання зіткненням суден у морі) або є випадковими. Тому метою цього дослідження є виявлення та систематизація об'єктивних навігаційних сценаріїв для валідації алгоритмів автономного запобігання зіткненням суден. Був використаний підхід, заснований на даних, для збору 12-місячних даних автоматичної системи ідентифікації на західному морі Кореї, для визначення траєкторії судна та ієрархічної кластеризації даних відповідно до навігаційних ситуацій. Отже, отримано ієрархію навігаційних ситуацій та частоту виникнення кожної навігаційної ситуації для суден, які рухалися біля західного узбережжя Кореї протягом року. Очікується, що результати будуть використовуватися при розробці середовища для тестування запобігання зіткненням для МАПС.

У статті [2] визначено, що однією з головних завдань при реалізації автономних суден є розробка ефективних технологій запобігання зіткненням. Автономні судна повинні бути більш освідомленими про ситуацію, щоб виявляти інші судна, передбачати їх майбутні наміри та оцінювати відповідний ризик зіткнення. Одним із кроків до досягнення цієї мети є точне передбачення траєкторій інших суден. У цій статті оцінюється підхід на основі даних для прогнозування траєкторій суден на часовому горизонті від 5 до 30 хвилин за використання історичних даних AIS. Досліджується метод пошуку сусідів для однієї точки, що ґрунтується на кластеризації, а також новий метод видобутку множинних траєкторій. Прогнози були здійснені за допомогою цих методів та порівняні з методом постійної швидкості. Крім того, для оцінки передбачуваних маршрутів суден використовується метод видобутку множинних траєкторій.

У статті [3] наведено результати експериментальних оцінок автономної навігації та запобігання зіткненням при маневрах судна з використанням інтелектуального управління. Для цього проводилися маневри корабля на експериментальній установці, що складалася з навігаційно-управляючої платформи та моделі судна, де була втілена математична формула. Математичний опис експериментальної установки поданий у трьох основних розділах: система моніторингу та інформування про рух суден, система запобігання зіткненням та система управління судном. Фізична система експериментальної установки складається з двох основних частин: моделі судна та платформи навігації та управління. Модель судна представляє собою масштабований корабель, який використовувався у даному дослідженні. Платформа навігації та управління була використана для керування моделлю судна та складалася з апаратної структури та архітектури програмного забезпечення. Фізична система використовувалась для проведення маневрів судна в експериментах з автономною навігацією та запобіганням зіткненням. Крім

того, у дослідженні розглядаються кілька ситуацій запобігання зіткненням з двома суднами. Модель судна розглядається як судно (тобто власне судно), що приймає рішення/дії щодо запобігання зіткненням, і моделюється друге судно (тобто цільове судно), яке не вживає жодних заходів для запобігання зіткненню. Завершуючи, у цьому дослідженні також наведено успішні експериментальні результати щодо декількох ситуацій запобігання зіткненням з двома суднами.

У статті [4] пропонується новий підхід, що базується на глибокому навчанні з підсиленням (DRL), для автоматичного запобігання зіткненням кількох суден, особливо у обмежених водах. Детально описані метод навчання та алгоритми запобігання зіткненням суден з урахуванням маневреності суден, людського досвіду та навігаційних правил. Запропонований підхід досліджується не лише за допомогою чисельного моделювання, але й на модельних експериментах з використанням трьох самохідних суден.

У статті [5] запропоновано метод запобігання зіткненням на основі глибокого навчання з підсиленням (DRL) для безпілотного надводного транспортного засобу (USV). Цей підхід застосовний на етапі прийняття рішення щодо запобігання зіткненням, яке визначає, чи необхідно ухилення, і, якщо так, визначає напрямок маневру запобігання. Щоб використовувати можливості візуального розпізнавання глибоких нейронних мереж як інструмент для аналізу складних та багатозначних ситуацій, які зазвичай виникають, запропоновано подання ситуації зіткнення судна у вигляді сітки. Для побудови мережі DRL запропоновано нейромережеву архітектуру та напівмарківську модель процесу прийняття рішень, спеціально розроблену для завдання запобігання зіткненням USV. Запропонована мережа DRL була навчена шляхом багаторазового моделювання запобігання зіткненням. Після процесу навчання мережу DRL впроваджено в експериментах і симуляціях з запобігання зіткненням, щоб оцінити її здатність розпізнавання ситуації та запобігання зіткненням.

У статті [6] представлений комплексний прототип тестової системи для автономних навігаційних систем (ANS). Основними темами є випробування на основі моделювання, взаємодія симулятора та ANS, співпраця з виробниками ANS, створення сценаріїв динамічних випробувань, автоматична оцінка COLREG та досвід співпраці з Норвезьким оборонним відомством (FFI).

У дослідженні [7] був запропонований метод запобігання зіткненням, який кількісно оцінює ризик зіткнення, а потім генерує шлях запобігання. Спочатку для оцінки ризику зіткнення був запропонований метод оцінки ризику зіткнення, що базується на місцезнаходженні судна та найближчій точці наближення (CPA). CPA використовується для кількісної оцінки ризику зіткнення. Подальше був запропонований алгоритм генерації шляху на основі глибокого навчання з підсиленням (DRL) для визначення часу ухилення та створення шляху ухилення для найбільш небезпечного судна з точки зору ризику зіткнення. Інформація про власне судно та цільове судно, така як місцезнаходження, швидкість, курс, ризик зіткнення, використовується як вхідний стан. Функція вартості, пов'язана зі слідуванням по шляху та запобіганням зіткненням, визначається як винагорода за метод запобігання зіткненням на основі DRL. Крім того, визначені режими DRL для навігації по гнучкому шляху запобіганням шляхом зміни співвідношення між слідуванням по шляху та запобіганням зіткненням. Для перевірки запропонованого методу порівняно метод запобігання зіткненням з алгоритмом A*, який є традиційним алгоритмом планування шляху, та проаналізували результати для різних сценаріїв.

Метою роботи є розробка підходів, що забезпечують автоматизовану ідентифікацію надводних морських об'єктів в режимі реального часу шляхом формалізації процесу ідентифікації на основі нейромережевої моделі.

Викладення основного матеріалу дослідження. Проведено формалізацію завдання в розглянутій предметній області відповідно до такої послідовності етапів:

– формується набір параметрів, за якими будуть ідентифіковані морські надводні об'єкти, та їх класифікація, тобто об'єднання ряду подібних об'єктів у великі класи;

– на основі сформованого набору параметрів підготовлюється вхідний набір даних для навчання нейромережевої моделі, а в залежності від кількості класів об'єктів – вихідний набір, де кожен рядок вхідного набору даних відповідає конкретному об'єкту класу згідно з запропонованою класифікацією.

Формалізація задачі класифікації виглядає таким чином. Об'єкт, який ідентифікується, описується параметрами $p_1, \dots, p_n$. Об'єкти класифіковані на M класів об'єктів $C_1, \dots, C_m$. Вектор p характеризує спостережуваний об'єкт $\vec{p}(p_1, \dots, p_n)$. За допомогою вектору p нам потрібно вирішити, до якого класу віднести об'єкт, тобто вибрати c_i , до якого належить об'єкт, описаний набором параметрів p . Розв'язання задачі можна представити у вигляді вектора $\vec{C}(C_1, \dots, C_m)$, де виконуються умови

$$\sum_{i=1}^M c_i = 1, \quad 0 \leq c_i \leq 1; \quad (1)$$

де c_i – ймовірність того, як об'єкт відноситься до класу C_i .

Для розв'язання задачі ідентифікації були взяті характеристики ЕАРЦ та електронної картографічної системи, які також подальше використовуватимуться в програмному комплексі. Наприклад, як параметри можуть виступати такі характеристики ЕАРЦ: курс k , швидкість v , дистанція виявлення d , відносна довжина ехо-сигналу l , та відносна ширина ехо-сигналу m . Також в якості розрахункових величин можуть бути взяті, наприклад, прискорення a та кутова швидкість ω , які обчислюються як найбільші зміни швидкості та курсу за період часу від початку спостереження до моменту розрахунку параметрів. Корисними даними для розв'язання задачі ідентифікації також є глибина h в районі виявлення та відстань до найближчого узбережжя b , які можуть бути взяті з електронної карти.

У дослідженні ідентифікація морських об'єктів виконується за допомогою розробленого програмного комплексу на основі навченої нейромережевої моделі, де кожний об'єкт, що спостерігається, характеризується вектором параметрів, наведених в табл. 1.

Таблиця 1 – Вектор параметрів моделі нейронної мережі, що навчається

№	Позначення	Найменування параметра	Одиниці виміру	Опис параметра
1	v	Швидкість	вуз	Найбільша швидкість, що розвивається об'єктом під час спостереження
2	a	Прискорення	вуз/мін	Найбільша зміна швидкості, досягнута об'єктом під час спостереження
3	ω	Кутова швидкість	градус/с	Найбільша зміна курсу об'єкта під час спостереження
4	d	Відстань виявлення	морська миля	Відстань, на якому був виявлений об'єкт
5	l	Відносна довжина ехо-сигналу	-	Відношення довжини ехо-сигналу об'єкта на радарі до шкали радіолокаційної дальності
6	m	Відносна ширина ехо-сигналу	-	Відношення ширини ехо-сигналу об'єкта на радарі до шкали радіолокаційної дальності
7	q	Якість ехо-сигналу	%	Відносна характеристика, що визначає якість ехо-сигналу на радарі
8	h	Глибина	м	Глибина в зоні виявлення об'єкта
9	b	Відстань до берега	морська миля	Відстань від об'єкта до берегової лінії

Усі надводні морські об'єкти типу "судно" були розділені на великі класи, кожен з яких містить великий набір об'єктів. Розподіл на класи виконано з урахуванням поведінки, розмірів та характеру руху об'єктів. Великотоннажні судна з високою швидкістю, такі як вантажні судна, танкери, хімовози, газовози тощо, об'єднані в клас "вантажні судна". Середні судна з високою швидкістю об'єднані в клас "контейнеровози", а судна для риболовлі – в "риболовецькі судна". Човни, яхти, катера об'єднані в клас "малі судна".

У табл. 2 представлені характеристики об'єктів класів "судно" з описом набору об'єктів, що входять до них.

Таблиця 2 – Характеристики об'єктів класів "судно"

№	Найменування класу	Позначення	Характеристики	Набір об'єктів
1	Вантажні судна	C_1	Великотоннажні, з високою швидкістю	Балкери, танкери, хімовози, газовози і т.д.
2	Контейнеровози	C_2	Середні, з високою швидкістю	Контейнерні судна
3	Риболовецькі судна	C_3	Для риболовлі	Траулери, сейнери, шхуни та ін.
4	Малі судна	C_4	Малі, з середньою та малою швидкістю	Човни, яхти, катера та ін.

Інші класи надводних морських об'єктів, що не є судном, але має значення для безпечного судноводіння, наведено в табл. 3.

Таблиця 3 – Характеристики об'єктів класів "не судно"

№	Найменування класу	Позначення	Набір об'єктів
1	Повітряні апарати	C_5	Авіаційні апарати, що літають на низькій висоті і можуть потрапити в зону дії радару, такі як гідролітаки, інші літаки невеликих розмірів, гелікоптери
2	Окремі плавучі об'єкти	C_6	Малі об'єкти, що перебувають на поверхні води та вільно дрейфують, такі як сміття, бочки, контейнери та ін.
3	Стаціонарні навігаційні об'єкти	C_7	Буї, радіобуї, радіолокаційні маяки та ін.
4	Елементи ландшафту	C_8	Острови, півострови, миси, засихаючі ділянки берегової лінії та ін.
5	Метрологічні явища	C_9	Хмари нижнього шару, дощі, що можуть потрапити в зону дії радару

Для навчання нейронної мережі, що розв'язує задачу ідентифікації об'єктів, необхідно зібрати й підготувати вхідні набори даних для кожного класу. Кожен навчальний набір є численними спостереженнями, для яких зазначено значення вхідних змінних і вихідних функцій.

В якості базового математичного апарату запропоновано використання згорткових нейронних мереж (ЗНМ). Математичні моделі, структури та властивості ЗНМ для ідентифікації надводних об'єктів мають у своєму складі вдосконалені методи обробки й аналізу зображень. ЗНМ є важливим класом глибоких нейронних мереж, що спеціалізується на обробці даних, що мають просторову структуру, такі як зображення та відео. Основна архітектура ЗНМ містить такі компоненти:

1. Згорткові шари (Convolutional Layers) – використовують згортки для виявлення локальних ознак на зображенні. Кожний нейрон у цьому шарі взаємодіє з невеликим підмножинами пікселів зображення.

2. Шари пулінгу (Pooling Layers) – використовуються для зменшення просторового розміру зображення, зберігаючи важливі інформаційні ознаки. Широко використовується максимальний пулінг, де вибирається найважливіший піксель з кожного блоку.

3. Повнозв'язані шари (Fully Connected Layers) – використовуються для об'єднання ознак, виявлених в попередніх шарах, і здійснення остаточної класифікації.

4. Функції активації (Activation Functions). Для введення нелінійності в мережі використовуються функції активації, такі як ReLU (Rectified Linear Activation) або Sigmoid.

Однією з важливих властивостей ЗНМ є спільне використання ваг (weight sharing), коли одна і та ж вага (згортка) використовується для виявлення певної ознаки в різних областях зображення. Це дозволяє мережі більш ефективно виявляти ознаки незалежно від їх місця на зображенні.

Структури та архітектури ЗНМ можуть бути різними, в залежності від конкретної задачі. Деякі з популярних архітектур включають LeNet, AlexNet, VGG, ResNet та інші.

Безпосередньо в статті було використано архітектуру ResNet. ResNet (Residual Neural Network) – це архітектура глибоких нейронних мереж, яка вирішує проблему зникнення градієнта (vanishing gradient problem) у великих мережах за допомогою впровадження блоків з відхиленнями (residual blocks). Приклад архітектури ResNet, яка була використана в статті, наведено на рис. 1 [8].

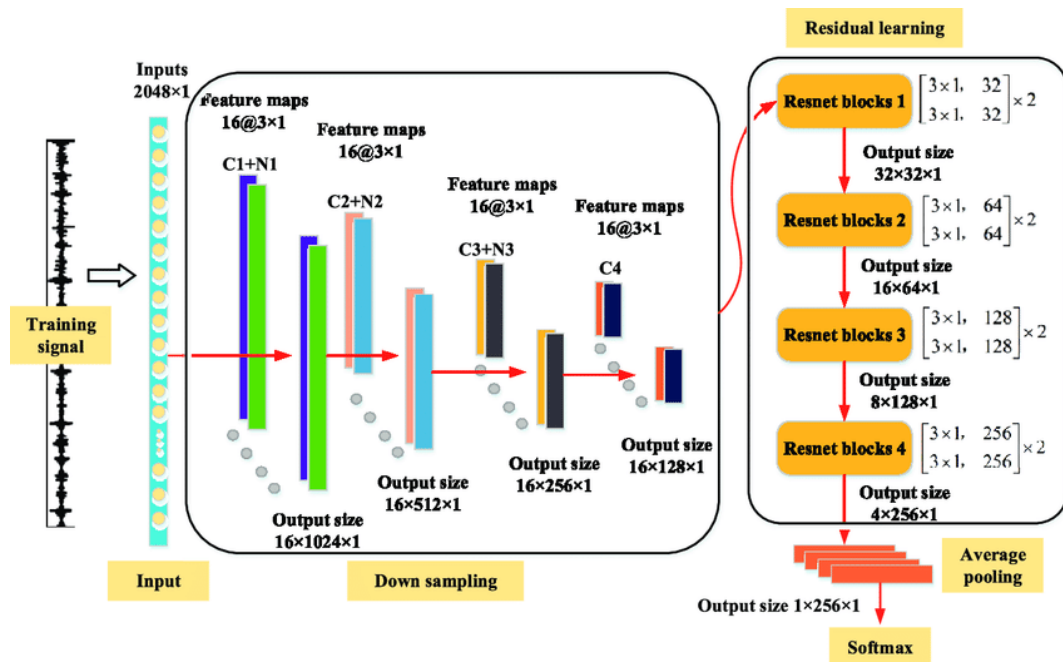


Рисунок 1 – Приклад архітектури ResNet

У стандартних нейронних мережах, для побудови глибокої архітектури, використовуються послідовні шари, наприклад

$$output = W_n(W_{\{n-1\}}(\dots(W_2(W_1(input))\dots))), (2)$$

де W_i – матриця ваг, яка застосовується на i -му шарі;

$input$ – вхідний вектор.

Архітектура ResNet використовує блоки з відхиленнями, що дозволяють зберігати інформацію про вхід і додавати її до виходу після ваг. Формула для блоку з відхиленнями виглядає так:

$$output = input + F(W(input)), (3)$$

де F – функція, яка застосовується до входу;

W – матриця ваг, яка здійснює лінійну перетворення;

$input$ – вхідний вектор.

У блоках з відхиленнями використовуються функції активації, такі як ReLU (Rectified Linear Activation), як і у звичайних нейронних мережах.

ResNet є потужною архітектурою для обробки зображень і виявлення ознак. Використовуючи блоки з відхиленнями, вони допомагають запобігти втраті інформації під час глибокого проходження мережі, що робить їх особливо ефективними при вирішенні завдань ідентифікації об'єктів на зображеннях. Резидуальні блоки дозволяють більш ефективно виявляти характеристики надводних об'єктів та виокремлювати їх для подальшої класифікації. Реалізація ResNet дозволяє ефективно виявляти та аналізувати ознаки на зображеннях незалежно від їх розташування на зображенні.

У реалізованій програмі для практичної реалізації на базі мови програмування Python та фреймворку TensorFlow використовувалась архітектура ResNet. Модель була тренувана на наборі даних, який містить зображення надводних об'єктів різних класів, з використанням функції втрат та оптимізатора для покращення точності класифікації. Після успішного тренування реалізована модель використовується для визначення класу надводних об'єктів на нових зображеннях з високою точністю.

Для оцінки ефективності програмної реалізації архітектури ResNet для ідентифікації надводних об'єктів було використано набір даних, що містить різні зображення надводних об'єктів, такі як судна, кораблі, буї та інші. Після завершення тренування моделі на цьому наборі даних було проведено тестування на нових невідомих зображеннях надводних об'єктів. Оцінка ефективності включала розрахунок точності класифікації, яка визначає, скільки зображень було правильно ідентифіковано з усього тестового набору. Також проведено аналіз матриці помилок, яка показує, для яких конкретних класів було допущено помилки та наскільки часто це трапляється. Це допомогло виявити особливості роботи моделі для певних класів надводних об'єктів.

Загальна точність класифікації та результати аналізу матриці помилок дали можливість оцінити ефективність програмної реалізації ResNet для ідентифікації надводних об'єктів та визначити її здатність до точного розпізнавання різних класів об'єктів на зображеннях.

Висновки. У даній статті було розроблено пропозиції щодо ідентифікації морських надводних об'єктів на основі глибоких нейронних мереж, які містять визначення параметрів ідентифікації, спрямованих на вирішення завдань судноводіння та забезпечення безпеки мореплавства. У рамках розгляду процесу ідентифікації морські об'єкти були класифіковані з урахуванням їх важливості та потенційної небезпеки для судноводіння. Під час дослідження було виявлено, що найбільш підходящою для розв'язання задачі ідентифікації надводних морських об'єктів є згортова нейронна мережа. Використання такої нейронної мережі дозволяє ефективно обробляти зображення та автоматично виділяти характеристики, які допомагають в ідентифікації. Цей підхід може значно полегшити процес роботи судноводіїв та підвищити рівень безпеки на морі. У підсумку, реалізований алгоритм ідентифікації, визначення параметрів та використання згорткової нейронної мережі дозволили створити потужний інструмент для ідентифікації морських надводних об'єктів. Впровадження цього підходу може

сприяти покращенню безпеки мореплавства та ефективності роботи судноводіїв в умовах різних морських ситуацій.

ЛІТЕРАТУРА

1. Hwang, T.; Youn, I.-H. Navigation Situation Clustering Model of Human-Operated Ships for Maritime Autonomous Surface Ship Collision Avoidance Tests. *J. Mar. Sci. Eng.* 2021, 9, 1458. <https://doi.org/10.3390/jmse9121458>.
2. Murray B., Perera L. P. A data-driven approach to vessel trajectory prediction for safe autonomous ship operations //2018 Thirteenth International Conference on Digital Information Management (ICDIM). – IEEE, 2018. – С. 240-247.
3. Perera L. P. et al. Experimental evaluations on ship autonomous navigation and collision avoidance by intelligent guidance //IEEE Journal of Oceanic Engineering. – 2014. – Т. 40. – №. 2. – С. 374-387.
4. Shen H. et al. Automatic collision avoidance of multiple ships based on deep Q-learning //Applied Ocean Research. – 2019. – Т. 86. – С. 268-288.
5. Woo J., Kim N. Collision avoidance for an unmanned surface vehicle using deep reinforcement learning //Ocean Engineering. – 2020. – Т. 199. – С. 107001.
6. Pedersen T. A. et al. Towards simulation-based verification of autonomous navigation systems //Safety Science. – 2020. – Т. 129. – С. 104799.
7. Chun D. H. et al. Deep reinforcement learning-based collision avoidance for an autonomous ship //Ocean Engineering. – 2021. – Т. 234. – С. 109216.
8. Zhuang, Z.; Lv, H.; Xu, J.; Huang, Z.; Qin, W. A Deep Learning Method for Bearing Fault Diagnosis through Stacked Residual Dilated Convolutions. *Appl. Sci.* 2019, 9, 1823. <https://doi.org/10.3390/app9091823>.

Maranov O., Nosovskyi A.

FORMALISATION OF THE SURFACE OBJECTS IDENTIFICATION PROCESS IN AUTONOMOUS SHIP CONTROL BASED ON NEURAL NETWORK MODEL

The aim of the study is to develop approaches that ensure automated identification of surface marine objects in real time by formalising the identification process based on a neural network model. The aim of the article is achieved by solving the problem of automated identification of marine objects based on convolutional neural networks. The author proposes an identification method that includes determination of identification parameters aimed at solving the problems of navigation and ensuring safety of navigation. As part of the identification process, the marine objects were classified according to their importance and potential danger to navigation. The study found that a convolutional neural network is the best option for solving the task of identifying surface marine objects. The use of such a neural network allows for efficient image processing and automatic extraction of features that help in identification. This approach can greatly facilitate the work of navigators and increase the level of safety at sea. As a result, the implemented identification algorithm, parameterisation, and use of a convolutional neural network allowed us to create a powerful toolkit for identifying marine surface objects. The implementation of this approach can help improve maritime safety and the efficiency of ship operators in various maritime situations. The identification method is based on convolutional neural networks (CNN). The identification method was tested on a dataset of images of marine objects. The dataset included images of various types of marine objects such as ships, fishing boats, lighthouses, and others. The identification method was able to correctly identify most of the objects in the images, even in difficult conditions such as low light or fog. This method for identifying marine objects can make a significant contribution to improving maritime safety. The method can help navigators avoid collisions with other ships and other objects at sea. The method can also help navigators make better decisions in complex maritime situations.

Keywords: automated identification, environment, marine objects, convolutional neural networks, navigation, maritime safety, image, classification.