




КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

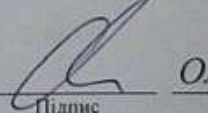
на тему Метод визначення типів суден на супутникових зображеннях
нейромережевими засобами

Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Шифр і назва галузі знань
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Шифр і назва спеціальності
Освітня програма Комп'ютерні науки
Назва освітньої програми

Виконав: студент 2 курсу, група КНм-23-2
Курс, група виконавця

Підпис
Богдан КОНСТАНТИНОВ
Ініціали, прізвище

Керівник: д.т.н., професор кафедри КН
Науковий ступінь, посада

Підпис
Едуард МАНЗЮК
Ініціали, прізвище

Нормоконтроль к.т.н., доцент кафедри КН
Науковий ступінь, посада

Підпис
Руслан БАГРІЙ
Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:
Зав. кафедри КН, д.т.н., професор

Підпис
Олександр БАРМАК
Ініціали, прізвище

17 грудня 2024 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій

Кафедра комп'ютерних наук

Освітній ступінь магістр

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук


(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

«02» вересня 2024 року

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи магістра: «Метод визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами»

2. Завдання видано студенту Богдан КОНСТАНТИНОВ
(прізвище, ім'я, по батькові)

3. Керівник роботи професор кафедри КНЕдуард МАНЗЮК
(прізвище, ім'я, по батькові)

4. Затверджені наказом університету від «26»08 2024р. № 60

5. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета кваліфікаційної роботи магістра полягає у підвищенні точності виявлення та класифікації суден на супутникових знімках шляхом розробки методу з використанням механізму уваги в архітектурі нейронної мережі. Для того, щоб досягнути мету були визначені наступні задачі: провести аналіз існуючих методів та підходів до виявлення суден на супутникових знімках; розробити метод визначення типів суден з використанням механізмів просторової та каналної уваги; створити інформаційну технологію автоматизованого визначення типів суден на супутникових зображеннях; провести експериментальне дослідження розробленого методу. Результатом виконання кваліфікаційної роботи магістра є розроблений метод визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами.

Ключові слова: розпізнавання суден, супутникові зображення, механізми уваги, нейронні мережі, комп'ютерний зір.

Реферат

Кваліфікаційна робота магістра стосується розробці методу детектування суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобам метою підвищення точності виявлення та класифікації суден на супутникових знімках шляхом розробки методу з використанням механізму уваги в архітектурі нейронної мережі.

Актуальність теми. Дослідження систем автоматичного розпізнавання та класифікації морських суден набуває особливої актуальності в контексті сучасних викликів морської безпеки та контролю морського простору. Розвиток технологій комп'ютерного зору та штучного інтелекту відкриває нові можливості для створення ефективних систем моніторингу морського трафіку, що є критично важливим для забезпечення безпеки судноплавства, контролю морських кордонів та запобігання нелегальній діяльності на морі.

У сучасних умовах зростає потреба в автоматизованих системах, здатних точно ідентифікувати та класифікувати різні типи суден у режимі реального часу. Це пов'язано з необхідністю обробки великих обсягів візуальних даних, отриманих з різних джерел спостереження, включаючи супутникові знімки, берегові системи спостереження та безпілотні літальні апарати.

Особливого значення набуває здатність систем працювати з зображеннями різної якості та роздільної здатності, що дозволяє ефективно використовувати наявні технічні засоби спостереження. Точна класифікація суден за їхніми візуальними характеристиками є ключовим елементом у забезпеченні ефективного морського нагляду та прийнятті своєчасних рішень щодо потенційних загроз безпеці.

Розробка та вдосконалення таких систем також має важливе економічне значення, оскільки дозволяє оптимізувати використання ресурсів для морського спостереження та підвищити ефективність управління морським трафіком. Це робить дослідження методів автоматичного розпізнавання суден надзвичайно актуальним для розвитку сучасних систем морської безпеки та навігації.

Мета роботи полягає у підвищенні точності виявлення та класифікації суден на супутникових знімках шляхом розробки методу з використанням механізму уваги в архітектурі нейронної мережі.

Об'єкт дослідження – процес виявлення та класифікації суден на супутникових знімках.

Предмет дослідження – моделі, методи та засоби виявлення суден на супутникових знімках з використанням модифікованої архітектури нейронної мережі та інтегрованих механізмів просторової і каналної уваги.

Методи дослідження. У роботі застосовано методи глибокого навчання та комп'ютерного зору для розробки архітектури нейронної мережі, методи цифрової обробки зображень, експериментальні методи оцінки точності класифікації та статистичного аналізу для перевірки ефективності розробленого методу.

Наукова новизна одержаних результатів. Удосконалено метод виявлення суден на супутникових знімках, який відрізняється від існуючих інтеграцією просторових та каналних механізмів уваги, що включає модифіковану базову мережу, мережу пропозицій регіонів з увагою, що дозволило підвищити точність виявлення та класифікації суден, особливо в умовах складних сцен та при роботі з малорозмірними об'єктами.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації. Константінов Б.І., Манзюк Е.А., Скрипник Т.К. Архітектура мережі визначення типів суден на супутникових зображеннях. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». - Хмельницький, 2024. - С.293 - 297

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків та списку використаних джерел із 40 найменувань, містить 84 сторінки тексту, включаючи 18 рисунків та 1 таблицю.

Ключові слова: розпізнавання суден, супутникові зображення, механізми уваги, нейронні мережі, комп'ютерний зір..

Зміст

Перелік скорочень	4
Вступ.....	5
РОЗДІЛ 1 Аналіз систем визначення об'єктів на зображеннях та можливості застосування для виявлення суден	7
1.1 Актуальність проблеми визначення типів суден на супутникових зображеннях	7
1.1.2 Основні завдання та виклики.....	7
1.1.3 Існуючі підходи та їх обмеження.....	8
1.1.4 Задачі визначення об'єктів методами глибокого навчання.....	8
1.2 Огляд методів визначення об'єктів на зображеннях	9
1.3 Особливості визначення суден на зображеннях	15
1.4 Мета та постановка задачі	22
РОЗДІЛ 2 Структурні компоненти системи визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами.....	23
2.1 Використання ResNet для визначення суден	23
2.2. Механізм вибору в нейронних мережах	26
2.3 Загальна структура мережі.....	31
Висновки до розділу 2	35
РОЗДІЛ 3 Розробка методу визначення типів суден з використанням механізмів уваги.....	37
3.1 Застосування механізмів уваги.....	37
3.2 Інтеграція механізмів уваги в архітектуру нейронної мережі.....	41
3.2 Обробка регіонів уваги	44
3.3 Оцінювання ефективності розробленого методу.....	49
Висновки до розділу 3	50
РОЗДІЛ 4 Експериментальна перевірка методу визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами.....	52
4.1 Методика проведення експерименту	53
4.2 Набір експериментальних даних для тестування методу	56

4.3 Експериментальна перевірка методу	63
4.3 Аналіз результатів експериментальних досліджень	67
Висновки до розділу 4	76
Загальні висновки.....	78
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
AIS	Automatic Identification System
МПРУ	Мережа пропозицій регіонів з увагою
МВОР	Модуль виділення ознак регіону
МКУОР	Модуль класифікації та уточнення обмежувальних рамок
МКУ	Модуль каналної уваги
МПУ	Модуль просторової уваги
МОО	Модуль оцінки орієнтації

Вступ

Актуальність теми. Дослідження систем автоматичного розпізнавання та класифікації морських суден набуває особливої актуальності в контексті сучасних викликів морської безпеки та контролю морського простору. Розвиток технологій комп'ютерного зору та штучного інтелекту відкриває нові можливості для створення ефективних систем моніторингу морського трафіку, що є критично важливим для забезпечення безпеки судноплавства, контролю морських кордонів та запобігання нелегальній діяльності на морі.

У сучасних умовах зростає потреба в автоматизованих системах, здатних точно ідентифікувати та класифікувати різні типи суден у режимі реального часу. Це пов'язано з необхідністю обробки великих обсягів візуальних даних, отриманих з різних джерел спостереження, включаючи супутникові знімки, берегові системи спостереження та безпілотні літальні апарати.

Особливого значення набуває здатність систем працювати з зображеннями різної якості та роздільної здатності, що дозволяє ефективно використовувати наявні технічні засоби спостереження. Точна класифікація суден за їхніми візуальними характеристиками є ключовим елементом у забезпеченні ефективного морського нагляду та прийнятті своєчасних рішень щодо потенційних загроз безпеці.

Розробка та вдосконалення таких систем також має важливе економічне значення, оскільки дозволяє оптимізувати використання ресурсів для морського спостереження та підвищити ефективність управління морським трафіком. Це робить дослідження методів автоматичного розпізнавання суден надзвичайно актуальним для розвитку сучасних систем морської безпеки та навігації.

Мета роботи полягає у підвищенні точності виявлення та класифікації суден на супутникових знімках шляхом розробки методу з використанням механізму уваги в архітектурі нейронної мережі.

Об'єкт дослідження – процес виявлення та класифікації суден на супутникових знімках.

Предмет дослідження – моделі, методи та засоби виявлення суден на супутникових знімках з використанням модифікованої архітектури нейронної мережі та інтегрованих механізмів просторової і каналної уваги.

Методи дослідження. У роботі застосовано методи глибокого навчання та комп'ютерного зору для розробки архітектури нейронної мережі, методи цифрової обробки зображень, експериментальні методи оцінки точності класифікації та статистичного аналізу для перевірки ефективності розробленого методу.

Наукова новизна одержаних результатів. Удосконалено метод виявлення суден на супутникових знімках, який відрізняється від існуючих інтеграцією просторових та каналних механізмів уваги, що включає модифіковану базову мережу, мережу пропозицій регіонів з увагою, що дозволило підвищити точність виявлення та класифікації суден, особливо в умовах складних сцен та при роботі з малорозмірними об'єктами.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації. Константінов Б.І., Манзюк Е.А., Скрипник Т.К. Архітектура мережі визначення типів суден на супутникових зображеннях. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». - Хмельницький, 2024. - С.293 - 297

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків та списку використаних джерел із 40 найменувань, містить 83 сторінки тексту, включаючи 18 рисунків та 1 таблицю.

РОЗДІЛ 1 Аналіз систем визначення об'єктів на зображеннях та можливості застосування для виявлення суден

1.1 Актуальність проблеми визначення типів суден на супутникових зображеннях

У сучасному світі морські перевезення відіграють ключову роль у глобальній торгівлі та економіці. За даними Міжнародної морської організації, понад 80% світової торгівлі за обсягом здійснюється морським транспортом [1–3]. Ця величезна кількість морських перевезень створює необхідність ефективного моніторингу та управління морським трафіком для забезпечення безпеки, запобігання незаконній діяльності та оптимізації морських операцій.

Визначення типів суден на супутникових зображеннях є значною мірою важливим структурним елементом сучасних систем морського спостереження. Ця технологія дозволяє здійснювати глобальний моніторинг морського трафіку, виявляти потенційні загрози безпеці, контролювати риболовну діяльність та забезпечувати дотримання міжнародних морських законів та регуляцій [4–6].

1.1.2 Основні завдання та виклики

У сфері визначення типів суден на супутникових зображеннях існує ряд ключових завдань. Перше з них - це точне виявлення суден на зображенні, відрізняючи їх від інших об'єктів та фонового шуму [7–9]. Наступним важливим завданням є класифікація типів суден, тобто визначення конкретного типу судна (наприклад, контейнеровоз, танкер, риболовецьке судно тощо) на основі його візуальних характеристик [10–12]. Крім того, важливо вміти оцінювати розміри та орієнтацію суден на зображенні [13–15], а також відстежувати їх рух у часі шляхом аналізу послідовності зображень [16–18].

При вирішенні цих завдань дослідники стикаються з рядом викликів. Одним з найбільших є різноманітність типів суден, які можуть значно відрізнитися за

розміром, формою та структурою [7, 19, 20]. Також суттєвим викликом є змінні умови зйомки - супутникові знімки можуть бути отримані при різних умовах освітлення, стану моря, наявності хмар та інших атмосферних явищ [21, 22]. Обмежена роздільна здатність зображень, залежно від типу супутника, може бути недостатньою для точної класифікації малих суден [15, 23, 24]. Крім того, складність фону морського середовища, яке може містити різноманітні об'єкти (буї, платформи, невеликі острови), створює ризик помилкової класифікації [25].

1.1.3 Існуючі підходи та їх обмеження

Традиційно для вирішення завдання визначення типів суден використовувались методи, засновані на системі автоматичної ідентифікації (AIS). Однак, ця система має ряд обмежень. По-перше, вона залежить від активної співпраці суден, оскільки AIS працює лише якщо судно передає сигнал, що не завжди відбувається у випадку незаконної діяльності [26–28]. По-друге, AIS має обмежений радіус дії, особливо у відкритому морі [13, 29, 30]. По-третє, сигнал AIS може бути підроблений або навмисно спотворений [31, 32].

Використання супутникових зображень для визначення типів суден дозволяє подолати ці обмеження, забезпечуючи глобальне покриття та можливість виявлення суден, які не передають сигнали AIS [7, 15, 33].

1.1.4 Задачі визначення об'єктів методами глибокого навчання

Методи глибокого навчання, зокрема згорткові нейронні мережі, показали значний потенціал у вирішенні завдань комп'ютерного зору, включаючи визначення типів суден на супутникових зображеннях [6, 20, 24]. Ці методи мають ряд переваг. Вони здатні автоматично вивчати ієрархічні ознаки з даних, що особливо важливо при роботі зі складними об'єктами, такими як судна [19]. Також вони демонструють високу точність класифікації, яка в багатьох випадках перевершує традиційні методи. Важливою перевагою є можливість обробки великих обсягів даних, що

критично важливо при роботі з супутниковими знімками [31]. Крім того, ці методи здатні адаптуватися до різних умов зйомки та типів даних завдяки використанню методів передавального навчання та доменної адаптації [22, 25].

Отже, розроблення методів детектування суден на супутникових зображеннях з використанням нейромережових засобів є актуальним та перспективним напрямком досліджень, що має значний потенціал для практичного застосування в галузі морської безпеки та моніторингу.

1.2 Огляд методів визначення об'єктів на зображеннях

Методи визначення об'єктів на зображеннях пройшли значний шлях розвитку від простих алгоритмів обробки зображень до складних систем штучного інтелекту. Ця еволюція відображає зростаючу потребу в автоматизованих системах аналізу візуальної інформації в різних галузях, включаючи морську безпеку та моніторинг [9].

Традиційні методи обробки зображень, такі як фільтрація, сегментація та виділення контурів, довгий час були основою для визначення об'єктів. Ці методи базуються на математичних операціях над пікселями зображення і часто вимагають ручного налаштування параметрів для кожного конкретного завдання.

Хоча вони можуть бути ефективними в контрольованих умовах, їх якість значно знижується при роботі зі складними сценами та змінними умовами зйомки, що характерно для супутникових зображень морської поверхні [7, 8].

З розвитком машинного навчання з'явилися нові підходи до визначення об'єктів. Методи, такі як метод опорних векторів та випадкові ліси показали значне покращення, якщо зробити порівняння з традиційними методами. Ці алгоритми здатні навчатися на великих наборах даних і автоматично виявляти важливі ознаки об'єктів. Однак, вони все ще вимагають ручного виділення ознак, що може бути складним завданням для різноманітних типів суден на супутникових зображеннях [16].

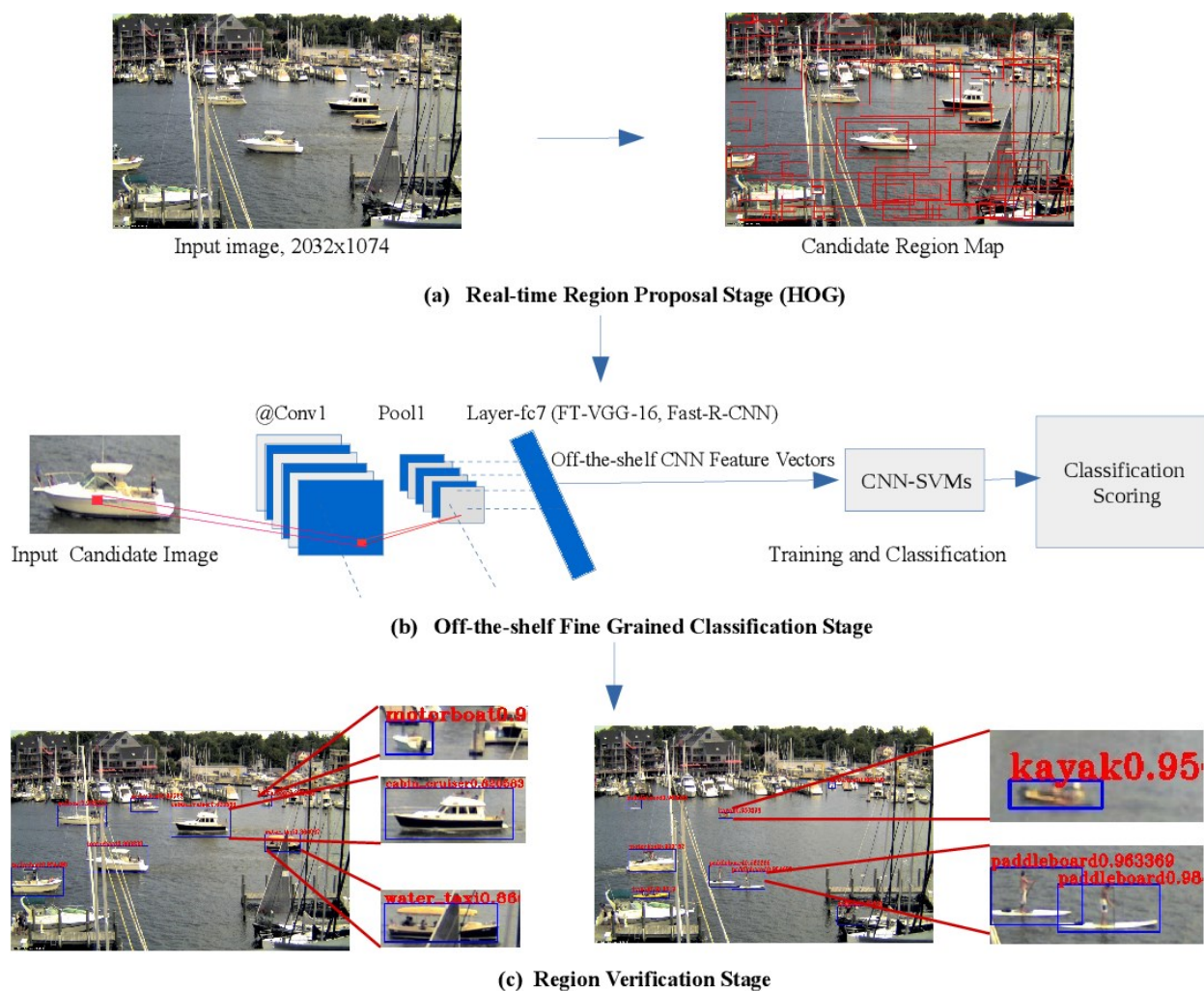


Рисунок 1.1 – Огляд запропонованого триетапного конвеєра на основі CNN для класифікації та виявлення суден на ширококутних знімках морського спостереження в Аннаполісі [8]

Важливою особливістю CNN є їхня здатність вивчати складні просторові взаємозв'язки в даних. Це досягається завдяки використанню згорткових шарів, які застосовують фільтри до локальних областей зображення, та шарів підвибірки, які зменшують просторові розміри та узагальнюють ознаки. Ця архітектура дозволяє мережі ефективно обробляти великі зображення, зберігаючи просторову інформацію [6, 10].

Справжній прорив у визначенні об'єктів на зображеннях відбувся з розробкою прикладних систем із застосуванням глибокого навчання, а саме згорткових нейронних мереж. CNN здатні автоматично вивчати ієрархію ознак безпосередньо з необроблених пікселів зображення, що робить їх особливо

ефективними для складних завдань комп'ютерного зору. Архітектури, такі як R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN, YOLO та SSD, показали вражаючі результати у завданнях виявлення та класифікації об'єктів на зображеннях [2, 13].

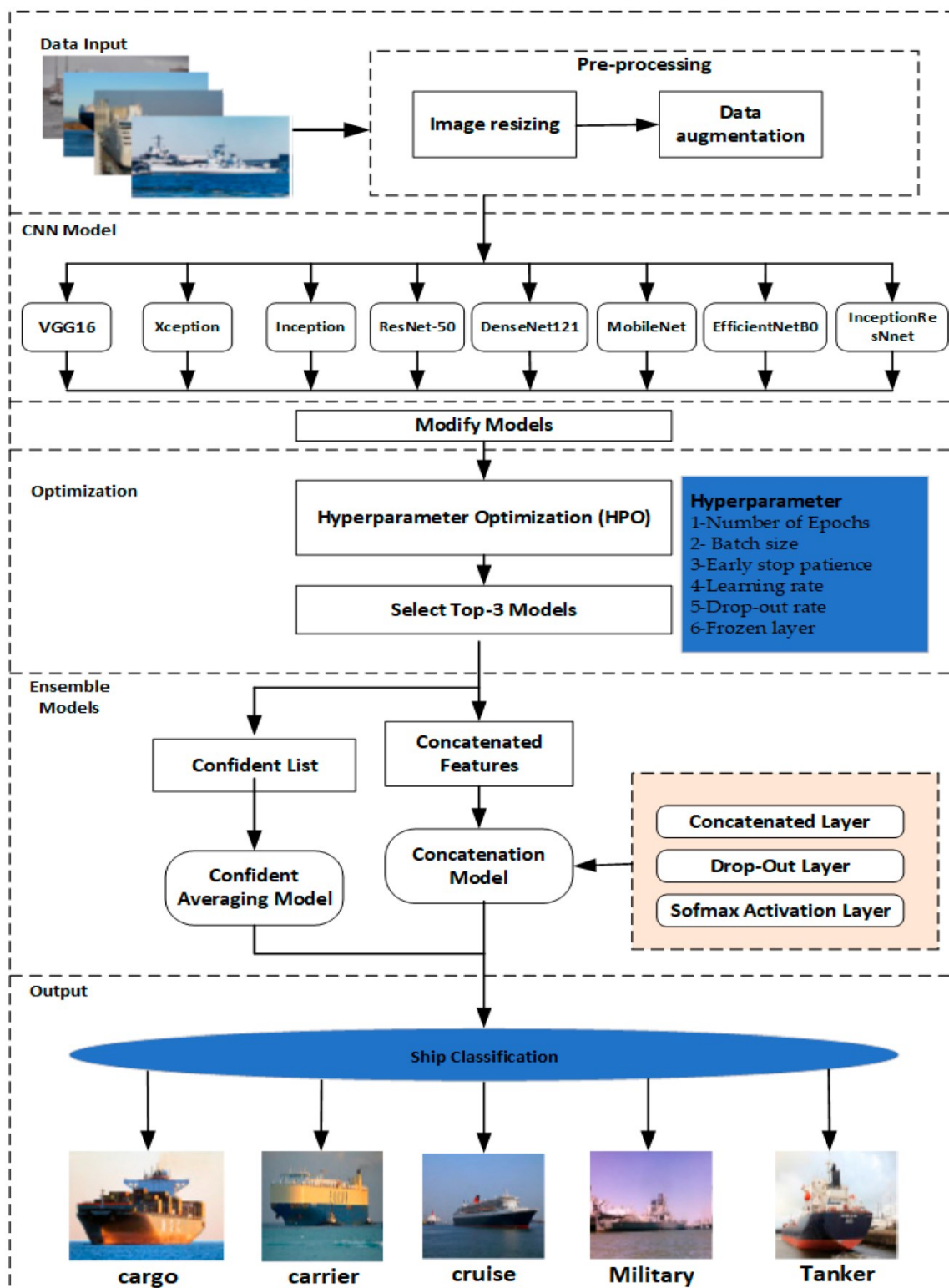


Рисунок 1.2 – Архітектура модифікованої моделі ансамблю [6]

Сучасні архітектури CNN, такі як ResNet, VGG та Inception, досягли значних успіхів у різноманітних завданнях комп'ютерного зору. Ці мережі відрізняються глибиною (кількістю шарів), структурою з'єднань між шарами та специфічними компонентами, які покращують їх якість. Наприклад, ResNet використовує з'єднання залишкових блоків, що дозволяє ефективно навчати дуже глибокі мережі, уникаючи проблеми зникаючого градієнта [34, 35].

Щоб підвищити надійність навчання глибоких нейронних мереж використовуються різні техніки. Передавальне навчання дозволяє використовувати знання, отримані при вирішенні одного завдання, для покращення продуктивності в іншому, схожому завданні. Це особливо корисно при роботі з неповними наборами даних, що часто зустрічається у завданнях визначення типів суден. Пакетна нормалізація допомагає стабілізувати процес навчання, нормалізуючи активації в кожному шарі мережі. Методи регуляризації, такі як dropout, допомагають запобігти перенавчанню моделі [21].

Важливо відзначити, що вибір конкретного методу для визначення об'єктів на зображеннях залежить від специфіки завдання, доступних даних та обчислювальних ресурсів. У контексті визначення типів суден на супутникових зображеннях, згорткові нейронні мережі залишаються домінуючим підходом завдяки їх здатності ефективно обробляти просторові дані та автоматично вивчати релевантні ознаки з великих наборів даних [27].

Незважаючи на домінування CNN у сфері комп'ютерного зору, інші методи машинного навчання також знаходять своє застосування. Наприклад, методи на основі опорних векторів та випадкові ліси можуть бути ефективними для певних специфічних завдань або при роботі з неповними корпусами даних. Крім того, методи навчання нейронних мереж з підкріпленням показують перспективні результати в завданнях, що вимагають послідовного прийняття рішень, таких як трекінг об'єктів [23].

Розвиток методів визначення об'єктів на зображеннях тісно пов'язаний з прогресом у галузі комп'ютерного зору та штучного інтелекту. Одним з ключових факторів, що сприяв цьому прогресу, стало створення великих розмічених наборів

даних, таких як ImageNet. Ці набори даних дозволили навчати більш складні та глибокі нейронні мережі, що призвело до значного покращення точності класифікації та виявлення об'єктів.

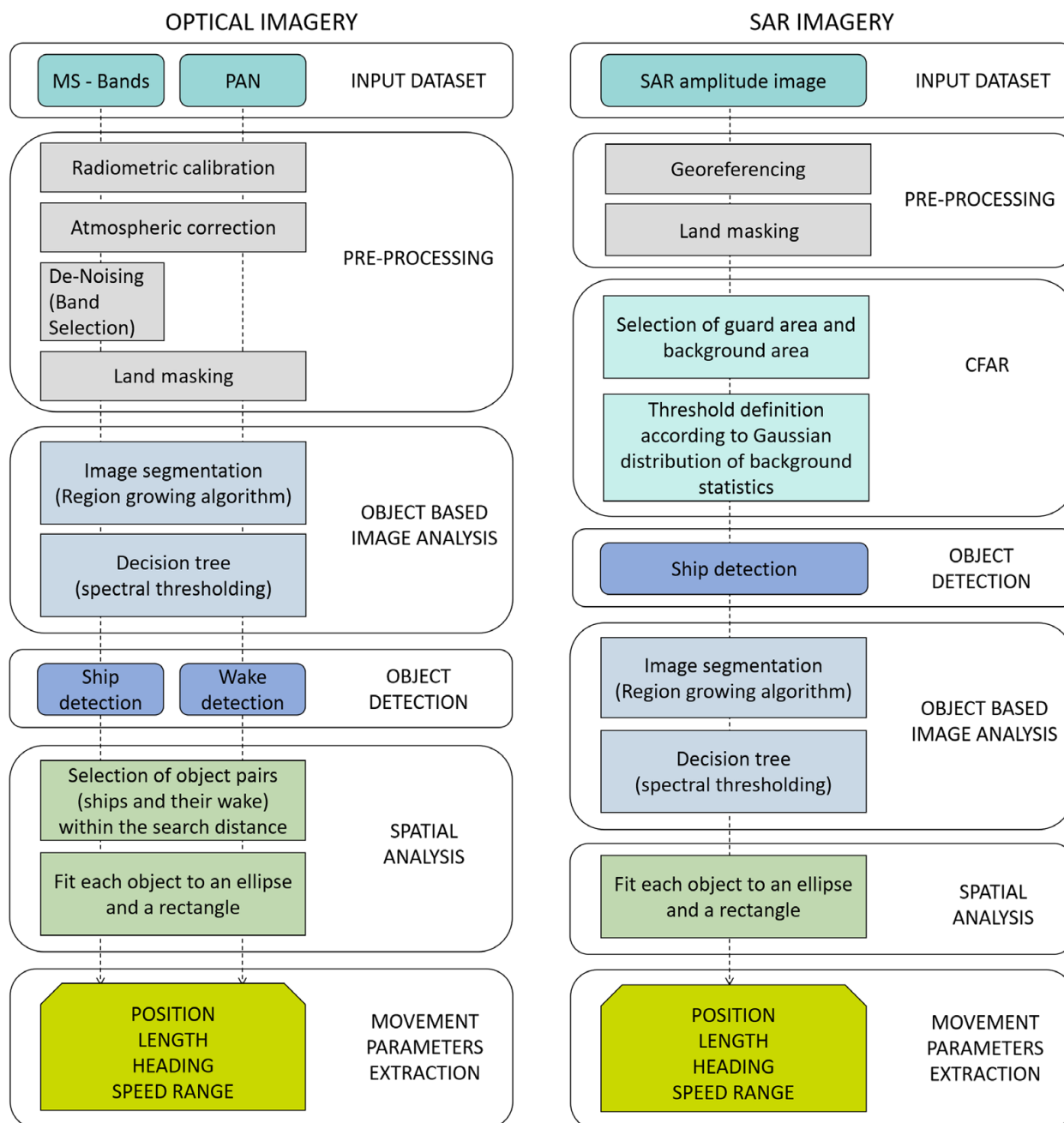


Рисунок 1.3 – Обробка оптичних та радіолокаційних зображень для ідентифікації та просторової характеристики суден [27]

В контексті визначення типів суден на супутникових зображеннях, важливу роль відіграють специфічні архітектури нейронних мереж, розроблені для роботи з

даними дистанційного зондування. Наприклад, U-Net та його модифікації показали високу ефективність у завданнях сегментації зображень, що може бути корисним для точного виділення контурів суден на складному фоні морської поверхні [29, 30].

Важливим аспектом у розвитку методів визначення об'єктів є також врахування контексту та просторових взаємозв'язків між об'єктами на зображенні. Для цього розроблені такі підходи, як графові згорткові нейронні мережі (Graph CNN) та трансформери, які здатні моделювати складні взаємозв'язки між різними частинами зображення.

Одним з перспективних напрямків є розробка мультимодальних підходів, які поєднують інформацію з різних джерел даних. У випадку визначення типів суден це може включати комбінацію оптичних та радарних супутникових знімків, а також інтеграцію з іншими джерелами інформації, такими як AIS дані. Такі підходи дозволяють підвищити точність класифікації та робастність моделей до різних умов зйомки.

Важливо відзначити, що разом з розвитком методів визначення об'єктів зростає і складність моделей, що призводить до збільшення обчислювальних вимог. Це створює потребу в розробці ефективних алгоритмів та оптимізації обчислювальних ресурсів. У цьому контексті активно розвиваються методи квантизації та прунінгу нейронних мереж, а також розробляються спеціалізовані апаратні прискорювачі для ефективного виконання операцій глибокого навчання [6, 20].

Окремим напрямком досліджень є розробка інтерпретованих моделей машинного навчання. Така обставина є особливо важливою в таких значимих галузях, як морська безпека, де необхідно розуміти, на основі яких ознак модель приймає рішення. Методи, такі як LIME (Local Interpretable Model-agnostic Explanations) а також таких метод, як SHAP (SHapley Additive exPlanations), дозволяють отримати пояснення рішень моделей глибокого навчання

У контексті обробки супутникових зображень важливим аспектом є також врахування часової складової. Аналіз послідовностей зображень дозволяє не тільки визначати типи суден, але й відстежувати їх рух та прогнозувати траєкторії. Для

цього використовуються рекурентні нейронні мережі, а саме зокрема LSTM (Long Short-Term Memory) та метод GRU (Gated Recurrent Unit), а також комбінації CNN та RNN.

Розвиток методів визначення об'єктів на зображеннях також тісно пов'язаний з прогресом у суміжних областях, таких як генеративні моделі та самоконтрольоване навчання. Генеративні змагальні мережі можуть бути застосовні з метою створення синтетичних даних, що допомагає розширити навчальні набори даних та покращити узагальнюючу здатність моделей. Самоконтрольоване навчання дозволяє ефективно використовувати великі обсяги нерозмічених даних, що особливо важливо в контексті аналізу супутникових знімків.

Таким чином, область визначення об'єктів на зображеннях, зокрема в контексті класифікації типів суден на супутникових знімках, продовжує активно розвиватися. Інтеграція нових методів машинного навчання, вдосконалення архітектур нейронних мереж та розробка ефективних алгоритмів обробки даних відкривають нові можливості для підвищення точності та ефективності систем морського моніторингу.

1.3 Особливості визначення суден на зображеннях

Визначення суден на супутникових зображеннях представляє собою унікальний набір викликів, які відрізняють це завдання від інших задач комп'ютерного зору. Одна з ключових особливостей полягає у великій різноманітності типів суден, які необхідно виявляти та класифікувати. Від маленьких риболовецьких човнів до величезних контейнеровозів та круїзних лайнерів, кожен тип судна має свої унікальні характеристики, які повинні бути враховані при розробці алгоритмів виявлення [1, 2].

Змінні умови зйомки створюють додатковий рівень складності для задачі визначення суден. Супутникові знімки можуть бути отримані при різному освітленні, стані моря, наявності хмар та інших атмосферних явищ. Ці фактори можуть значно впливати на видимість суден та їх характеристики на зображеннях.

Наприклад, сильне хвилювання моря може створювати відблиски на поверхні води, які можуть бути помилково прийняті за малі судна. З іншого боку, хмарність може частково або повністю закривати судна, ускладнюючи їх виявлення.

Роздільна здатність супутникових знімків також відіграє критичну роль у визначенні суден. Знімки високої роздільної здатності дозволяють виявляти більше деталей, що особливо важливо для класифікації типів суден. Однак такі знімки зазвичай мають менше покриття та вищу вартість. З іншого боку, знімки середньої роздільної здатності можуть покривати більші області, але надають менше деталей для класифікації. Це створює необхідність розробки методів, які можуть ефективно працювати з зображеннями різної роздільної здатності [9].

Важливим аспектом є також необхідність розрізнення суден від інших об'єктів на воді та на узбережжі. Це може включати буї, нафтові платформи, невеликі острови, а також різні берегові структури. Алгоритми повинні бути здатні точно відрізнити судна від цих об'єктів, що часто вимагає врахування контекстної інформації та просторових взаємозв'язків на зображенні.

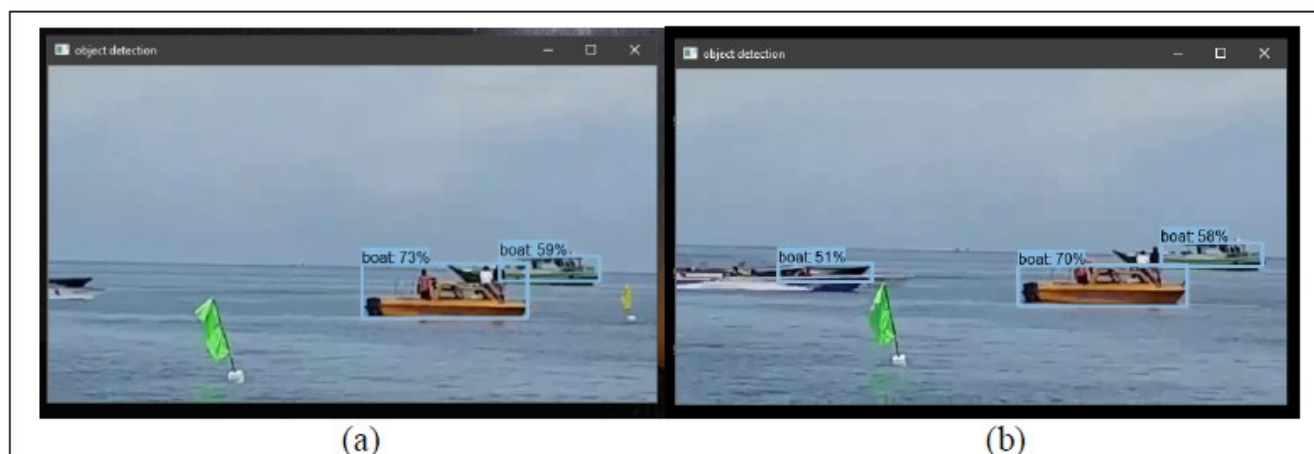


Рисунок 1.4 – Результат зображення було виявлено 2 катерами (а), Результат зображення було виявлено 3 катерами (б) [26].

Для підвищення точності визначення суден часто використовується мультимодальний підхід, який поєднує дані з різних джерел. Це може включати комбінацію оптичних та радарних (SAR) даних. Оптичні дані надають інформацію

про видимі характеристики суден, тоді як радарні дані можуть бути більш ефективними для виявлення металевих структур суден, особливо в умовах хмарності. Інтеграція цих даних з іншими джерелами інформації, такими як AIS (Automatic Identification System), може значно підвищити точність класифікації та надати додаткову інформацію про рух суден [13, 26].

Поряд з тим, важливим акцентом є необхідність обробки великих обсягів даних у реальному часі або близькому до реального часу режимі. Це потребує проектування надійних алгоритмів та оптимізації обчислювальних ресурсів. Використання розподілених систем обчислень та спеціалізованих апаратних прискорювачів може допомогти вирішити цю проблему.

Важливо також враховувати динамічну природу морського середовища. Судна постійно рухаються, і їх положення та орієнтація можуть змінюватися між послідовними знімками. Це створює необхідність розробки методів, які можуть ефективно відстежувати рух суден та прогнозувати їх траєкторії. Використання часових послідовностей зображень та інтеграція з даними про рух суден може значно покращити точність визначення та класифікації.

Важливо відзначити, що задача визначення суден на супутникових зображеннях часто пов'язана з критичними застосуваннями, такими як морська безпека та контроль за незаконною діяльністю. Це створює додаткові вимоги до надійності та інтерпретованості алгоритмів. Розробка методів, які можуть надавати пояснення своїх рішень та оцінку впевненості в класифікації, є важливим напрямком досліджень у цій області.

Таким чином, визначення суден на супутникових зображеннях представляє собою комплексну задачу, яка вимагає врахування багатьох факторів та особливостей. Розробка ефективних методів для вирішення цієї задачі має велике практичне значення та продовжує бути активною областю досліджень у сфері комп'ютерного зору та дистанційного зондування Землі.

Продовжуючи розгляд особливостей визначення суден на зображеннях, варто звернути увагу на специфіку обробки даних з різних типів супутникових сенсорів. Оптичні сенсори, такі як ті, що встановлені на супутниках серії Landsat або Sentinel-

2, надають зображення у видимому та ближньому інфрачервоному спектрах. Ці дані дозволяють аналізувати кольорові характеристики суден та їх відображення на водній поверхні. Однак, їх ефективність обмежена погодними умовами та освітленням.

З іншого боку, радарні системи, зокрема синтетичної апертури (SAR), такі як ті, що використовуються на супутниках Sentinel-1, мають перевагу в тому, що можуть працювати за будь-яких погодних умов та часу доби. SAR-зображення особливо ефективні для виявлення металевих конструкцій суден на фоні води, але інтерпретація цих даних може бути складнішою порівняно з оптичними зображеннями [25, 36, 37].

Важливим аспектом є також часова роздільна здатність супутникових даних. Для ефективного моніторингу морського трафіку бажано мати часті оновлення даних для однієї і тієї ж області. Це створює потребу в розробці методів, які можуть ефективно обробляти часові ряди супутникових зображень, виявляючи зміни та відстежуючи рух суден.

Ще одним викликом є масштабування алгоритмів визначення суден для роботи з глобальними даними. Морські шляхи охоплюють величезні території, і ефективний моніторинг вимагає обробки петабайтів даних. Це створює потребу в розробці розподілених систем обробки даних та алгоритмів, здатних ефективно працювати в хмарних середовищах.

Часова роздільна здатність супутникових даних є критично важливою для ефективного моніторингу морського трафіку. Ідеально мати оновлення даних кожні кілька годин для однієї і тієї ж області, що дозволяє відстежувати рух суден майже в реальному часі. Створення та аналіз часових рядів супутникових зображень дає можливість виявляти зміни у розташуванні суден та прогнозувати їх майбутні траєкторії.

Для обробки таких часових рядів потрібні спеціалізовані алгоритми, здатні ефективно аналізувати послідовності зображень. Ці алгоритми повинні вміти виявляти та відстежувати окремі судна, враховуючи зміни в освітленні, погодних умовах та інших факторах, які можуть впливати на якість зображень. Методи

машинного навчання, особливо глибокі нейронні мережі, показали високу ефективність у вирішенні таких завдань.

Крім того, важливо розробити методи для заповнення прогалів у даних, які можуть виникнути через хмарність або технічні проблеми із супутниками. Це може включати використання інтерполяції або прогнозування на основі історичних даних та відомих маршрутів суден.

Щодо масштабування алгоритмів для роботи з глобальними даними, це дійсно є серйозним викликом. Морські шляхи охоплюють величезні території, і ефективний моніторинг вимагає обробки петабайтів даних. Для розв'язання такої задачі потрібно спроектувати розподілені системи обробки даних, які можуть ефективно працювати в хмарних середовищах.

Такі системи повинні бути здатні розділяти завдання на менші частини, які можуть оброблятися паралельно на багатьох обчислювальних вузлах. Це вимагає ретельного проектування архітектури системи та оптимізації алгоритмів для роботи в розподіленому середовищі.

Важливо також розробити ефективні методи зберігання та індексації даних, щоб забезпечити швидкий доступ до потрібної інформації. Це може включати використання спеціалізованих форматів даних та структур індексів, оптимізованих для роботи з геопросторовими даними.

Крім того, необхідно розробити методи для ефективної візуалізації та аналізу результатів обробки великих обсягів даних. Це може включати створення інтерактивних карт та панелей моніторингу, які дозволяють користувачам швидко отримувати потрібну інформацію про морський трафік у глобальному масштабі.

Необхідно враховувати аспекти безпеки та конфіденційності при задіяні таких даних, особливо коли йдеться про відстеження руху військових або комерційних суден. Це вимагає розробки надійних систем контролю доступу та шифрування даних.

Розвиваючи тему далі, варто зазначити, що ефективний моніторинг морського трафіку вимагає інтеграції даних з різних джерел. Супутникові зображення, хоча і є ключовим компонентом, не єдине джерело інформації. Системи

автоматичної ідентифікації (AIS Automatic Identification System) надають важливі дані про місцезнаходження, швидкість та курс суден, які передаються в режимі реального часу. Однак не всі судна використовують AIS, а деякі можуть навмисно вимикати ці системи.

Тому важливо розробити методи, які можуть ефективно поєднувати дані з супутникових зображень та AIS, а також інші джерела інформації, такі як радіолокаційні дані, звіти портів та метеорологічні дані. Це створює складну задачу злиття даних, де потрібно враховувати різні часові та просторові роздільні здатності, а також потенційні невідповідності між джерелами.

Крім того, для повного розуміння морського трафіку важливо аналізувати не лише рух окремих суден, але й загальні патерни та тенденції. Це може включати виявлення звичайних морських шляхів, аналіз сезонних змін у трафіку, ідентифікацію аномальної поведінки суден, яка може вказувати на незаконну діяльність.

Для вирішення цих завдань можуть бути застосовані методи аналізування даних та засоби машинного навчання. Наприклад, алгоритми кластеризації можуть бути використані для виявлення типових маршрутів, а методи виявлення аномалій можуть допомогти ідентифікувати підозрілу активність.

Важливим аспектом є також прогнозування майбутнього розташування суден. Це може бути корисним для планування портових операцій, оптимізації маршрутів та запобігання зіткненням. Для цього можуть бути застосовані методи часових рядів та прогнозного моделювання, які враховують не лише історичні дані про рух суден, але й інші фактори, такі як погодні умови та економічні показники.

Ще одним викликом є обробка даних в режимі реального часу. Для багатьох застосувань, таких як запобігання зіткненням або виявлення незаконної діяльності, критично важливо мати актуальну інформацію. Це вимагає розробки систем, здатних обробляти потокові дані та швидко реагувати на зміни.

Важливим аспектом є також врахування географічного контексту при визначенні суден. Характеристики суден та їх поведінка можуть значно відрізнятись в залежності від регіону - наприклад, типи суден, що зустрічаються в Середземному

морі, можуть відрізнятися від тих, що характерні для Північного моря. Врахування цієї географічної специфіки може значно підвищити точність класифікації.

Окремою проблемою є виявлення та класифікація малих суден, таких як рибальські човни або яхти. Ці об'єкти часто займають лише кілька пікселів на супутникових зображеннях, що робить їх виявлення та класифікацію особливо складним завданням. Розробка методів, здатних ефективно працювати з такими малорозмірними об'єктами, є важливим напрямком досліджень [38–40].

Важливо також враховувати сезонні зміни у морському трафіку. Активність суден може значно змінюватися залежно від пори року, що впливає на характер даних, доступних для аналізу. Розробка алгоритмів, здатних адаптуватися до цих сезонних змін, є важливим аспектом створення надійних систем моніторингу

Ще одним важливим аспектом є інтеграція даних про судна з іншими джерелами геопросторової інформації. Це може включати дані про морські шляхи, порти, зони рибальства тощо. Врахування цієї додаткової інформації може значно підвищити точність визначення та класифікації суден, а також допомогти у виявленні аномальної поведінки [17, 19].

Важливо відзначити етичні аспекти використання технологій визначення суден на супутникових зображеннях. Хоча ці технології мають важливе значення для забезпечення морської безпеки та моніторингу навколишнього середовища, вони також можуть бути використані для неправомірного спостереження. Розробка етичних принципів та правових рамок для використання цих технологій є важливим завданням для наукової спільноти та політиків.

Таким чином, визначення суден на супутникових зображеннях є складним та багатогранним завданням, яке вимагає інтеграції знань з різних областей, включаючи комп'ютерне зору, дистанційне зондування, обробку даних великих обсягів та морську інженерію. Подальший прогрес у цій області може мати значний вплив на область морської безпеки, екологічний моніторинг та управління морськими ресурсами.

1.4 Мета та постановка задачі

Відповідно до проведеного аналізу сформульовано мету та необхідні задачі дослідження.

Мета роботи є підвищення точності виявлення та класифікації суден на супутникових знімках шляхом розробки методу з використанням механізму уваги в архітектурі нейронної мережі.

Розробка методу визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами включає такі задачі:

- провести аналіз існуючих методів та підходів до виявлення суден на супутникових знімках, зокрема з використанням нейронних мереж;
- розробити архітектуру нейронної мережі з інтегрованими механізмами просторової та каналної уваги;
- реалізувати механізми уваги для фокусування на релевантних областях зображення та каналах ознак при виявленні суден різних типів;
- провести дослідження експериментальної перевірки ефективності розробленого методу у задачах виявлення та суден.

РОЗДІЛ 2 Структурні компоненти системи визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами

2.1 Використання ResNet для визначення суден

Архітектура ResNet відіграє ключову роль у розвитку методів виявлення суден на супутникових знімках. Її впровадження дало змогу значною мірою підняти точність та ефективність систем моніторингу морського трафіку.

Передумовою створення ResNet стала необхідність обробки великих обсягів візуальних даних з високою точністю. При аналізі супутникових знімків морської поверхні виникає потреба у виділенні дрібних деталей, що відрізняють судна різних типів від фонового шуму хвиль та хмар. Традиційні згорткові нейронні мережі стикалися з проблемою деградації точності при збільшенні глибини, що обмежувало їх здатність виявляти малорозмірні об'єкти, такі як рибальські човни чи яхти.

ResNet вирішує цю проблему завдяки введенню концепції залишкових блоків. У контексті виявлення суден це означає, що мережа може ефективно навчатися розпізнавати не тільки великі вантажні кораблі та танкери, але й менші судна, які часто губляться на фоні морської поверхні. Залишковий блок дозволяє інформації про дрібні деталі зображення проходити через глибокі шари мережі без спотворень.

Основним компонентом ResNet є залишковий блок, який можна представити як:

$$y = F(x) + x \quad (2.1)$$

де x – вхідні дані (наприклад, фрагмент супутникового знімка);

$F(x)$ – послідовність згорткових операцій;

y – вихідні дані блоку.

У контексті виявлення суден це означає, що мережа вчиться виділяти характерні ознаки суден (форму корпусу, структуру палуби) на фоні морської поверхні.

Архітектура ResNet складається з послідовності таких залишкових блоків, що дозволяє створити глибоку ієрархію ознак. Це особливо важливо при аналізі супутникових знімків, де судна можуть бути представлені різною кількістю пікселів залежно від роздільної здатності знімка та розміру самого судна. Початкові шари мережі виділяють прості геометричні форми, тоді як глибші шари здатні розпізнавати складні структури, характерні для різних типів суден.

Існують різні варіанти архітектури ResNet, які відрізняються кількістю шарів. Для задачі виявлення суден найчастіше використовуються ResNet-50 та ResNet-101. ResNet-50 дає змогу отримати балансування між точністю і ефективністю обчислення, що важливо для обробки великих обсягів супутникових даних у режимі реального часу. ResNet-101, маючи більшу глибину, здатна виділяти більш тонкі ознаки, що корисно при класифікації типів суден або виявленні малорозмірних об'єктів.

Блоки звуження, які використовуються у глибших версіях ResNet, особливо ефективні при обробці супутникових знімків високої роздільної здатності. Вони дозволяють зменшити обчислювальну складність, зберігаючи при цьому здатність мережі виділяти важливі ознаки суден. Це критично важливо при розробці систем моніторингу, здатних обробляти великі обсяги даних у реальному часі.

ResNet має ряд переваг, які роблять її ідеальною основою для систем виявлення суден. Вирішення проблеми зникаючого градієнта дозволяє ефективно навчати глибокі мережі, що важливо для розпізнавання складних паттернів на морській поверхні. Покращена точність, досягнута ResNet на різних наборах даних, безпосередньо перекладається на підвищену ефективність виявлення суден різних типів та розмірів.

Ефективність навчання ResNet особливо важлива в контексті виявлення суден, де навчальні дані можуть бути обмеженими або незбалансованими. Наприклад, зображення великих вантажних суден можуть бути більш доступними, ніж знімки малих рибальських човнів. Здатність ResNet ефективно навчатися на таких даних дозволяє створювати більш надійні системи виявлення.

Гнучкість архітектури ResNet дозволяє адаптувати її для різних сценаріїв використання в морському моніторингу. Наприклад, вона може бути оптимізована для роботи зі знімками отриманими з радарів, які часто використовуються для виявлення суден в умовах поганої видимості або вночі.

У контексті виявлення об'єктів, зокрема суден, ResNet часто використовується як базова мережа у сучасних алгоритмах, таких як Faster R-CNN. Її здатність витягувати складні ієрархічні ознаки робить її ідеальною для цього завдання.

ResNet, коротка назва для залишкової нейронної мережі, є одним з найпопулярніших і високоефективних згорткових мереж для розв'язання завдань комп'ютерного зору. Ключовою особливістю ResNet є використання залишкових з'єднань, що дозволяє мережі навчатися безпосередньо на вихідних даних попереднього шару, уникаючи проблеми зникаючих або вибухаючих градієнтів.

Завдяки такій архітектурі ResNet здатна ефективно витягувати складні ієрархічні ознаки із вхідних даних. Це робить її надзвичайно дієві інструменти з метою для вирішення різноманітних проблем комп'ютерного зору, включаючи класифікацію, детекцію та сегментацію об'єктів.

У контексті виявлення об'єктів на супутникових знімках, таких як судна, ResNet демонструє високу ефективність. Її здатність виділяти складні ознаки дозволяє ефективно диференціювати судна від інших об'єктів, що присутні на морській поверхні, таких як хвилі, хмари або інші природні утворення.

При аналізі супутникових знімків морської поверхні ResNet може ефективно виділяти ознаки, що відрізняють судна від хвиль, хмар та інших об'єктів. Це досягається завдяки тому, що мережа здатна навчатися ієрархічним представленням вхідних даних, від низькорівневих ознак, таких як краї та текстури, до високорівневих ознак, які характеризують форму, розмір та інші властивості суден.

Наприклад, низькорівневі ознаки, витягнуті нижніми шарами ResNet, можуть виявляти такі деталі, як контури хвиль, текстуру піни та інші характеристики морської поверхні. Тоді як верхні шари мережі здатні виділяти ознаки, що відрізняють судна, такі як силует, розміри, наявність щогл, палуб, труб тощо.

Завдяки такій ієрархічній структурі представлень ResNet може ефективно виділяти саме ті ознаки, які найкраще дозволяють відрізнити судна від інших об'єктів, присутніх на морській поверхні. Це робить її надзвичайно корисною в контексті завдань виявлення суден на супутникових знімках.

Крім того, ResNet характеризується високою швидкістю та ефективністю обчислень, що є критично важливим при роботі зі значними об'ємами супутникових даних. Завдяки своїй глибокій архітектурі мережа здатна витягувати багаті та інформативні ознаки, при цьому зберігаючи порівняно невелику кількість параметрів, що позитивно впливає на швидкість її роботи.

Таким чином, поєднання потужних можливостей ResNet у витягуванні складних ієрархічних ознак, ефективного розмежування суден від інших об'єктів на морській поверхні, а також високої швидкості обчислень робить її ідеальною базовою мережею для сучасних алгоритмів виявлення об'єктів, таких як Faster R-CNN. Ця комбінація забезпечує високу точність, швидкодію та надійність при вирішенні завдань виявлення суден на супутникових знімках.

Застосування ResNet у системах виявлення суден дозволяє досягти високої точності навіть при опрацюванні зображень різної якості та роздільної здатності. Це особливо важливо при моніторингу великих акваторій, де можуть використовуватися дані з різних джерел. Здатність ResNet обробляти зображення різних масштабів дозволяє створювати універсальні системи, здатні працювати як з детальними знімками портових зон, так і з оглядовими знімками відкритого моря.

Архітектура ResNet є досить потужним інструментом у розробці сучасних систем виявлення суден. Її використання дозволяє створювати ефективні та точні алгоритми, здатні працювати з різноманітними типами супутникових знімків та виявляти судна різних розмірів та типів у складних морських умовах.

2.2. Механізм вибору в нейронних мережах

Механізми вибору акцентів пошуку, які також мають назву уваги стали революційним доповненням до архітектури нейронних мереж, особливо в контексті

виявлення та класифікації об'єктів на складних зображеннях, таких як супутникові знімки морської поверхні. У задачі виявлення суден механізми уваги відіграють ключову роль, дозволяючи мережі фокусуватися на найбільш інформативних ділянках зображення.

Концепція механізму уваги в нейронних мережах була натхненна людським зором, який здатний швидко зосереджуватися на важливих елементах візуальної сцени. У контексті аналізу супутникових знімків це особливо важливо, оскільки судна часто займають лише невелику частину загального зображення, оточену великими площами води, хмар та берегової лінії.

Основна ідея механізму уваги полягає у призначенні різних вагових коефіцієнтів різним частинам вхідних даних. У випадку виявлення суден це означає, що мережа може надавати більшу вагу областям зображення, які з більшою ймовірністю містять судна, і меншу вагу областям відкритого моря або хмар.

Математично механізм уваги можна представити як зважену суму значень, де ваги визначаються окремою нейронною мережею. У контексті згорткових нейронних мереж, які часто використовуються для аналізу зображень, механізм уваги може бути реалізований як додатковий шар, який обчислює "карту уваги" для кожної просторової позиції на карті ознак.

Карта уваги α для карти ознак X може бути обчислена наступним чином:

$$\alpha = \text{softmax}(f(X)) \quad (2.2)$$

де f – це невелика нейронна мережа (зазвичай один або два згорткових шари);

Softmax забезпечує, що сума всіх ваг дорівнює 1. Потім ця карта уваги використовується для зважування вхідної карти ознак:

$$Y = \alpha \odot \quad (2.3)$$

де \odot позначає поелементне множення.

У контексті виявлення суден ця операція дозволяє мережі автоматично фокусуватися на областях зображення, які мають характеристики, схожі на судна, ігноруючи при цьому менш релевантні області, такі як відкрите море або хмари. Це особливо корисно при опрацювання супутникових знімків високої роздільної здатності, де судна можуть займати лише кілька пікселів на величезному зображенні.

Існує кілька варіантів механізмів уваги, які можуть бути особливо корисними для задачі виявлення суден:

Просторова увага фокусується на різних просторових локаціях у межах зображення. Це дозволяє мережі виділяти області, де найімовірніше знаходяться судна, навіть якщо вони займають невелику частину загального зображення.

Канальна увага надає різну вагу різним каналам карти ознак. У контексті виявлення суден це може допомогти мережі фокусуватися на каналах, які найбільш інформативні для виявлення різних типів суден.

Самоувага дозволяє кожному елементу послідовності (або кожній позиції на карті ознак) взаємодіяти з усіма іншими елементами. Це може бути особливо корисно для розуміння контексту, наприклад, для розрізнення суден та подібних об'єктів на березі.

Інтеграція механізмів уваги в архітектуру ResNet для задачі виявлення суден може відбуватися кількома способами. Один з підходів полягає у додаванні модулів уваги після певних залишкових блоків. Це дозволяє мережі вчитися фокусуватися на важливих ознаках на різних рівнях абстракції.

Базова структура інтеграції механізмів уваги реалізується шляхом додавання спеціалізованих модулів після ключових залишкових блоків ResNet. Ця інтеграція відбувається на декількох рівнях мережі для забезпечення ієрархічної обробки ознак, що дозволяє системі ефективно виділяти та аналізувати різні аспекти зображення.

На нижніх рівнях мережі, безпосередньо після перших залишкових блоків, механізми уваги фокусуються на локальних візуальних характеристиках, таких як контури, текстури та базові геометричні форми. Це особливо важливо для

початкового виділення потенційних регіонів інтересу на зображенні та формування базового розуміння структури сцени.

При переході до середніх рівнів мережі механізми уваги починають обробляти більш складні структури та комбінації ознак. На цьому етапі увага концентрується на характерних елементах суден, таких як палубні надбудови, щогли, та загальні обриси корпусу. Це дозволяє системі формувати більш абстрактне представлення об'єктів на зображенні.

На верхніх рівнях мережі механізми уваги працюють з високорівневими абстрактними ознаками, що дозволяє системі розуміти контекст та взаємозв'язки між різними частинами зображення. На цьому рівні формується цілісне розуміння сцени та відбувається фінальна інтеграція всіх виявлених характеристик.

У математичному представленні процес інтеграції починається з формування карти ознак F розмірності $C \times H \times W$ після кожного обраного залишкового блоку ResNet. До цієї карти застосовується просторовий механізм уваги через генерацію матриці просторових ваг W_s розмірності $H \times W$ та подальше поелементне множення $F * W_s$. Паралельно відбувається застосування каналного механізму уваги через формування вектора каналних ваг W_c розмірності C та зважування каналів $F * W_c$. Результати обох механізмів уваги об'єднуються адаптивним способом для отримання фінальної карти ознак.

Експериментальним шляхом встановлено оптимальні точки інтеграції механізмів уваги в залишкових блоках у архітектурі ResNet. Таке розташування забезпечує найкращий баланс між обчислювальною складністю та якістю виділення ознак, дозволяючи мережі ефективно обробляти інформацію на різних рівнях абстракції.

Для кожного модуля уваги реалізовано систему адаптивного навчання параметрів, що дає можливість мережі автоматично визначати найбільш важливі регіони та канали ознак для конкретного зображення. Це досягається через використання диференційованих функцій активації та застосування методу зворотного поширення помилки при навчанні.

Особлива увага приділяється процесам нормалізації та регуляризації механізмів уваги для запобігання перенаванчання. Використання batch normalization та dropout у відповідних шарах забезпечує стабільність процесу навчання та покращує узагальнюючу здатність мережі, роблячи її більш стійкою до варіацій у вхідних даних.

Інший підхід передбачає використання механізму уваги в мережі генерації регіонів алгоритму Faster R-CNN. Це може допомогти мережі більш ефективно генерувати пропозиції регіонів, які з високою ймовірністю містять судна.

Використання механізмів уваги в системах виявлення суден має ряд переваг. По-перше, це підвищує точність виявлення, особливо для малих об'єктів та в складних сценах. Механізми уваги дозволяють моделі зосередитись на найбільш важливих ділянках зображення, підвищуючи її здатність виявляти навіть дрібні судна на тлі хвиль, хмар чи інших перешкод.

По-друге, використання уваги робить мережу більш інтерпретованою. Карти уваги, що візуалізують, на які саме частини зображення мережа звертає увагу при прийнятті рішень, дозволяють краще зрозуміти логіку її роботи. Це підвищує довіру до моделі та спрощує її налаштування і вдосконалення.

Крім того, механізми уваги можуть покращити ефективність навчання мережі. Зосереджуючись на релевантних ознаках, вони дозволяють моделі швидше та ефективніше навчатися, що особливо важливо при роботі з великими обсягами супутникових даних.

Модуль просторової уваги, інтегрований в архітектуру мережі, дозволяє їй визначати, які саме ділянки зображення є найбільш важливими для виявлення суден. Це може бути, наприклад, горизонт, де найчастіше можна побачити силует судна, або прибережні зони, де судна часто курсують. Виділяючи такі ключові регіони, мережа може ефективніше аналізувати зображення та підвищувати точність виявлення.

Паралельно з модулем просторової уваги працює модуль каналної уваги. Він допомагає мережі визначати, які саме характеристики (канали) карт ознак є

найбільш важливими для розпізнавання суден. Це може бути, наприклад, виділення таких важливих ознак, як текстура води, контури хвиль або силует судна.

Таким чином, комплексне використання механізмів просторової та каналної уваги дозволяє моделі зосереджуватися на найбільш релевантних для завдання виявлення суден ділянках зображення та ознаках. Це підвищує точність, ефективність та інтерпретованість системи, роблячи її ідеальним рішенням для виявлення суден на супутникових знімках.

Однак варто зазначити, що додавання механізмів уваги збільшує складність моделі та може підвищити обчислювальні вимоги. Тому при розробці систем виявлення суден необхідно знайти баланс між підвищенням точності та збереженням обчислювальної ефективності, особливо для систем, що працюють у режимі реального часу.

2.3 Загальна структура мережі

Метод представляє собою інноваційну архітектуру нейронної мережі, спеціально розроблену для ефективного виявлення та класифікації суден на супутникових знімках. Ця архітектура поєднує в собі потужність глибоких згорткових нейронних мереж з передовими механізмами уваги, що дозволяє досягти високої точності виявлення навіть у складних умовах морського середовища.

Основою методу є модифікована архітектура Faster R-CNN, яка була оптимізована для роботи з супутниковими знімками великого розміру та високої роздільної здатності. Ключовою особливістю цієї архітектури є інтеграція спеціалізованих модулів уваги на різних етапах обробки зображення, що дозволяє мережі ефективно фокусуватися на потенційно важливих регіонах зображення.

Загальна структура методу складається з наступних основних компонентів:

1. Базова згорткова мережа. В якості базової мережі використовується модифікована версія ResNet-101, адаптована для роботи з супутниковими знімками. Ця мережа відповідає за початкове вилучення ознак із вхідного зображення.

2. Модуль просторової уваги (МПУ). Цей модуль інтегрований після певних шарів базової мережі і дозволяє методу фокусуватися на просторово важливих регіонах зображення, потенційно містять судна.

3. Модуль каналної уваги (МКУ). Цей модуль працює паралельно з модулем просторової уваги і дозволяє мережі виділяти найбільш інформативні канали карт ознак.

4. Мережа пропозицій регіонів з увагою (МПРУ). Ця модифікована версія стандартної мережі уваги використовує механізми уваги для більш ефективної генерації пропозицій регіонів, що потенційно містять судна.

5. Модуль виділення ознак регіону (МВОР). Цей компонент відповідає за вилучення ознак із запропонованих регіонів з використанням операції RoI Align.

6. Модуль класифікації та уточнення обмежувальних рамок (МКУОР). Цей модуль виконує фінальну класифікацію виявлених об'єктів та уточнення їх обмежувальних рамок.

7. Модуль оцінки орієнтації (МОО). Цей додатковий модуль оцінює орієнтацію виявлених суден, що є критично важливим для точного визначення їх розмірів та типу.

Загальна структура методу складається з взаємопов'язаних компонентів, які виконують різні функції для ефективного виявлення та ідентифікації об'єктів на супутникових знімках.

В основі методу лежить базова згорткова мережа, яка відповідає за початкове вилучення ознак із вхідного зображення. Ця мережа, модифікована для роботи з супутниковими даними, є основою для подальших етапів обробки.

Паралельно з базовою мережею працюють два модулі уваги – модуль просторової уваги та модуль каналної уваги. Перший дозволяє методу фокусуватися на просторово важливих областях зображення, потенційно містять об'єкти інтересу. Другий виділяє найбільш інформативні канали карт ознак.

Результати роботи базової мережі та модулів уваги подаються до мережі пропозицій регіонів з увагою. Ця модифікована версія стандартної мережі уваги

використовує механізми уваги для більш ефективної генерації пропозицій регіонів, що потенційно містять об'єкти.

Для вилучення ознак із запропонованих регіонів використовується модуль виділення ознак регіону, який застосовує операцію RoI Align.

Далі фінальна класифікація виявлених об'єктів та уточнення їх обмежувальних рамок здійснюється модулем класифікації та уточнення обмежувальних рамок.

Додатково, метод містить модуль оцінки орієнтації, який визначає орієнтацію виявлених об'єктів. Ця інформація критично важлива для точного визначення розмірів та типу об'єктів.

Таким чином, запропонований метод поєднує в собі потужні компоненти для вилучення ознак, фокусування уваги, генерації пропозицій, виділення ознак регіонів, класифікації та уточнення обмежувальних рамок, а також оцінки орієнтації. Взаємодія цих компонентів забезпечує ефективне виявлення та ідентифікацію об'єктів на супутникових знімках.

Робочий процес методу можна описати наступним чином:

Вхідне супутникове зображення спочатку проходить через базову згорткову мережу, яка генерує початкові карти ознак. Ці карти ознак потім обробляються модулями просторової та каналної уваги, які підкреслюють найбільш релевантні просторові регіони та канали ознак.

Отримані покращені карти ознак подаються на вхід генерації регіонів, яка генерує пропозиції регіонів, що потенційно містять судна. Ці пропозиції регіонів потім уточнюються за допомогою модуля виділення ознак регіону.

Модуль класифікації та уточнення обмежувальних рамок визначає клас (тип судна) для кожного виявленого об'єкта та уточнює його позицію. Паралельно модуль оцінки орієнтації визначає кут повороту судна.

Важливою особливістю методу є її здатність ефективно працювати з супутниковими знімками різної роздільної здатності. Це досягається за рахунок використання пірамідальної структури ознак (Feature Pyramid Network, FPN) в базовій мережі. FPN дозволяє комбінувати семантично сильні ознаки з глибоких

шарів мережі з просторово точними ознаками з поверхневих шарів, що особливо важливо для виявлення суден різного розміру.

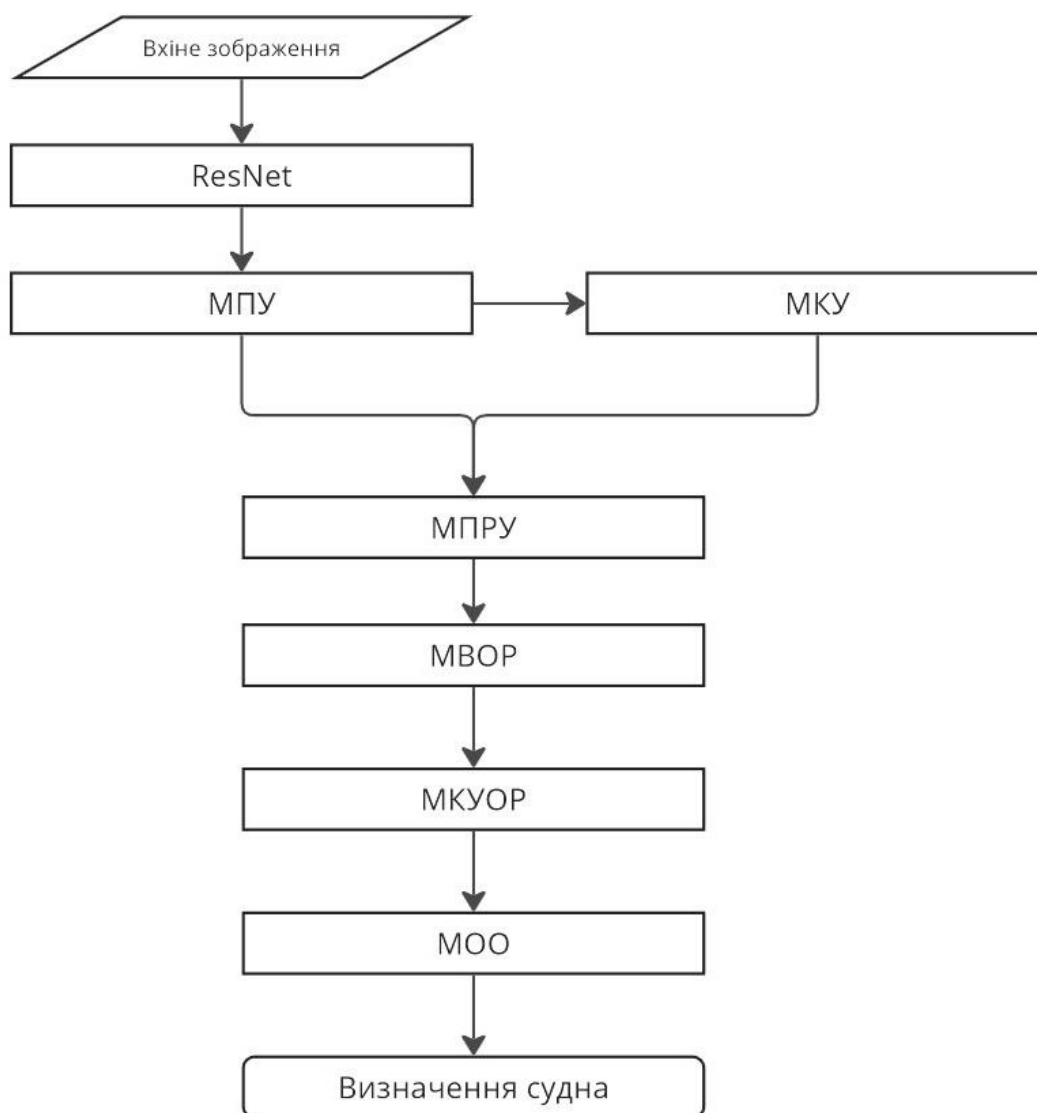


Рисунок 2.1 – Компоненти методу визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами

Інтеграція механізмів уваги на різних етапах обробки дозволяє методу ефективно справлятися з складними сценами, характерними для морського середовища. Наприклад, модуль просторової уваги допомагає мережі фокусуватися на регіонах з високою ймовірністю наявності суден, ігноруючи при цьому великі області відкритого моря або хмар. Модуль каналної уваги, в свою чергу,

підкреслює канали ознак, найбільш інформативні для розрізнення різних типів суден.

Архітектура методу також включає ряд додаткових оптимізацій, спрямованих на підвищення ефективності роботи з супутниковими знімками. Наприклад, використовується модифікована стратегія вибірки пропозицій регіонів, яка враховує специфіку розподілу суден на морській поверхні. Крім того, впроваджено спеціалізований шар нормалізації, який адаптує роботу мережі до різних умов освітлення та стану морської поверхні, характерних для супутникових знімків.

Висновки до розділу 2

У розділі було розроблено структурні компоненти методу визначення суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами. В якості базової мережі використовується модифікована версія ResNet-101, яка була адаптована для роботи із супутниковими знімками великого розміру та високої роздільної здатності.

Запропоновані механізми уваги, які інтегруються в архітектуру мережі на різних етапах обробки зображення. Зокрема, реалізовано модулі просторової та каналної уваги, що дозволяють мережі ефективно фокусуватися на потенційно важливих регіонах зображення.

В розділі описано загальну структуру мережі, яка складається з базової згорткової мережі, модулів уваги (просторової та каналної), мережі пропозицій регіонів з увагою, модуля виділення ознак регіону, модуля класифікації та модуля оцінки орієнтації. Така архітектура забезпечує комплексний аналіз супутникових знімків для надійного виявлення та класифікації суден.

Важливим результатом є обґрунтування вибору архітектурних рішень та компонентів системи. Показано, що поєднання різних механізмів уваги з базовою мережею ResNet дозволяє досягти високої точності у виявленні та класифікації суден різних типів навіть в складних умовах.

У розділі також запропоновано підхід до інтеграції механізмів уваги та обробки регіонів, що дозволяє ефективно виявляти та класифікувати судна різних розмірів на супутникових знімках з різною роздільною здатністю. Розроблена архітектура системи забезпечує необхідну функціональність для ефективного вирішення задачі визначення типів суден на супутникових зображеннях з використанням сучасних методів глибокого навчання та механізмів уваги.

РОЗДІЛ 3 Розробка методу визначення типів суден з використанням механізмів уваги

3.1 Застосування механізмів уваги

В рамках механізмів уваги працюють два основних компоненти. Просторова увага фокусується на просторовому розташуванні важливих об'єктів, генеруючи карту ваг для різних регіонів зображення та пригнічуючи фоновий шум. Канальна увага визначає важливість різних каналів ознак, підсилюючи ті, що несуть найбільш релевантну інформацію. Злиття механізмів уваги об'єднує результати обох типів уваги, створюючи комплексну карту та оптимізуючи їх баланс.

Процес починається з введення супутникового знімка, який подається на базову мережу ResNet. Ця мережа виконує первинну обробку зображення та формує карти ознак.

Далі отримані карти ознак проходять через два паралельні механізми уваги. Просторова увага фокусується на важливих регіонах зображення, а канальна увага виділяє найбільш інформативні канали ознак. Результати обох механізмів уваги об'єднуються через блок злиття механізмів уваги.

Після цього об'єднані карти ознак надходять до мережі пропозицій регіонів з увагою, яка генерує потенційні області розташування суден. На основі цих пропозицій формуються регіони уваги.

Регіони уваги паралельно обробляються трьома гілками. Перша гілка виконує класифікацію типу судна. Друга гілка визначає орієнтацію судна у просторі. Третя гілка уточнює обмежувальні рамки навколо виявлених суден.

Результати всіх трьох гілок об'єднуються для формування фінального опису кожного виявленого судна, який включає його тип, орієнтацію та точне положення на зображенні. Така багатоетапна архітектура забезпечує комплексний аналіз супутникових знімків для надійного виявлення та класифікації суден.

В архітектурі важливу роль відіграє взаємодія різних компонентів системи. Базова мережа ResNet служить потужним екстрактором візуальних ознак,

використовуючи глибоку ієрархічну структуру для виділення як низькорівневих деталей, так і високорівневих абстрактних характеристик суден.

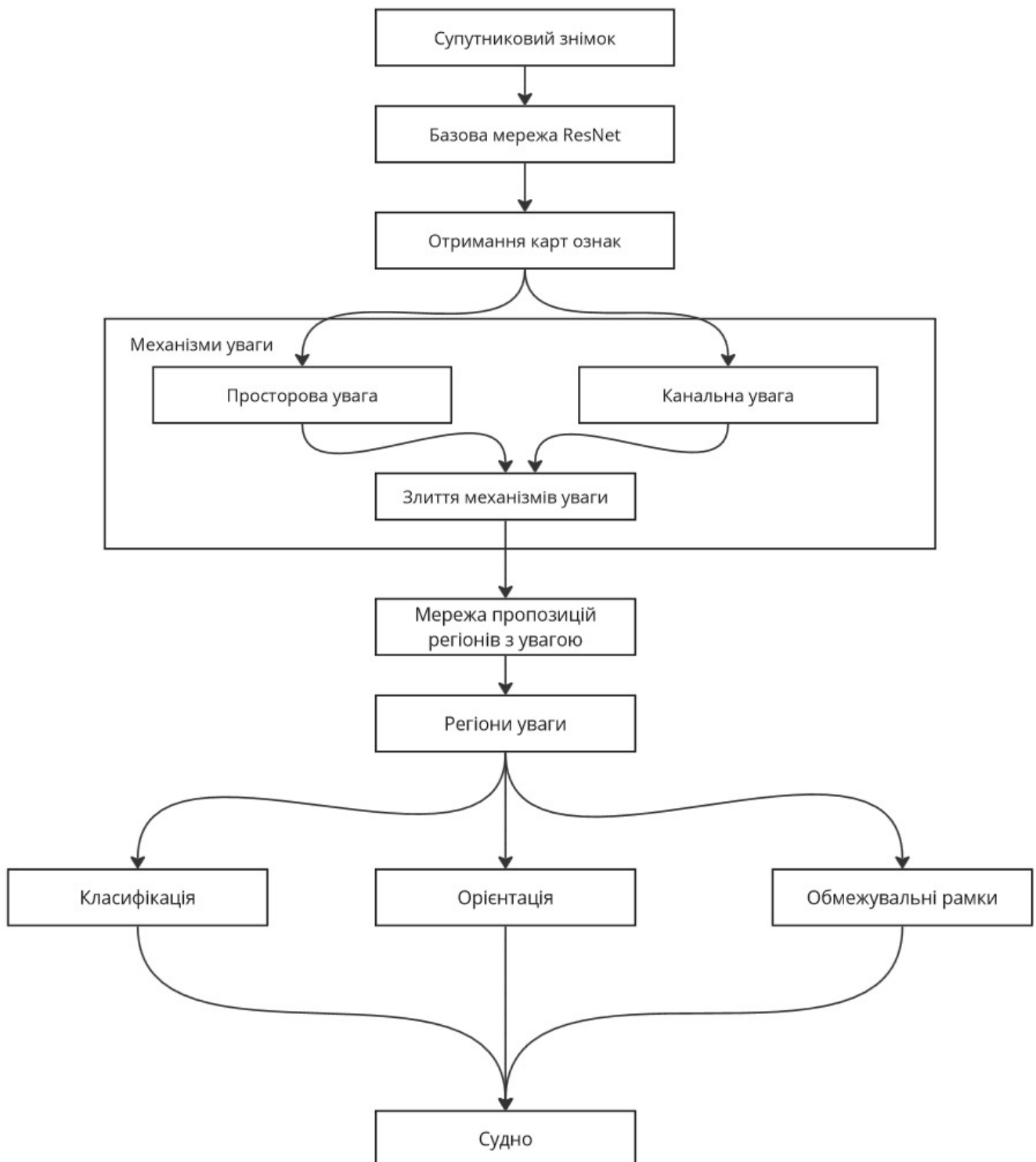


Рисунок 3.1 – Метод розпізнавання суден

На рисунку 3.1 продемонстровано архітектуру нейромережевої системи для визначення типів суден на супутникових знімках.

Механізми уваги суттєво покращують здатність системи фокусуватися на значущих елементах зображення. Просторова увага дозволяє мережі концентруватися на областях, де найімовірніше знаходяться судна, ігноруючи фоновий шум морської поверхні. Канальна увага оптимізує використання різних каналів ознак, підсилюючи найбільш інформативні з них для конкретного завдання.

Мережа пропозицій регіонів з увагою працює як своєрідний фільтр, який виділяє найбільш перспективні області для подальшого аналізу. Це допомагає зменшити обчислювальні витрати та підвищити точність роботи системи, концентруючи ресурси на потенційно важливих регіонах.

Трьохгілкова структура обробки регіонів забезпечує комплексний аналіз кожного виявленого об'єкта. Класифікаційна гілка визначає тип судна на основі його візуальних характеристик. Гілка орієнтації аналізує геометричні особливості об'єкта для визначення його просторового положення. Гілка обмежувальних рамок забезпечує точну локалізацію судна на зображенні.

Об'єднання результатів всіх гілок дозволяє отримати повний опис кожного виявленого судна, що включає його класифікацію, орієнтацію та точні координати. Така інтеграція різних аспектів аналізу забезпечує надійне та всебічне розпізнавання суден на супутникових знімках.

Згадана архітектура також включає важливі технічні аспекти взаємодії компонентів. Об'єднані механізми уваги генерують вдосконалені карти ознак, які відображають як просторово важливі області, так і значущі канали характеристик. Це дозволяє системі краще адаптуватися до різних умов зйомки та типів суден.

Мережа пропозицій регіонів використовує ці покращені карти ознак для створення високоякісних пропозицій потенційних розташувань суден. Кожна пропозиція супроводжується оцінкою впевненості, що допомагає фільтрувати найбільш надійні виявлення.

Обробка регіонів уваги трьома паралельними гілками відбувається синхронно, що забезпечує узгодженість результатів. Класифікаційна гілка

використовує спеціалізовані шари для розпізнавання конкретних типів суден. Гілка орієнтації застосовує геометричний аналіз для визначення кута повороту судна. Гілка обмежувальних рамок використовує регресійні шари для точного визначення координат.

Опишемо загалом метод визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами, який складається таких кроків:

Крок 1. Отримання вхідного супутникового зображення та його попередня обробка з нормалізацією та масштабуванням до стандартного розміру.

Крок 2. Виконання первинного аналізу зображення через модифіковану архітектуру ResNet-101 для отримання карт ознак різного рівня абстракції.

Крок 3. Застосування просторових та каналних механізмів уваги для фокусування на значущих регіонах та характеристиках зображення.

Крок 4. Генерація пропозицій регіонів на основі модифікованого Faster R-CNN з використанням механізмів уваги для уточнення областей інтересу.

Крок 5. Проведення геометричного аналізу виявлених регіонів для визначення орієнтації суден та уточнення їх розмірів і положення.

Крок 6. Виконання класифікації типу судна для кожного виявленого регіону з корекцією обмежувальних рамок та оцінкою впевненості.

Крок 7. Формування фінальних результатів з обчисленням метрик якості класифікації та перевіркою точності визначення положення об'єктів.

Розроблений метод визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами базується на послідовному виконанні семи основних етапів. Процес починається з підготовки вхідного зображення та його первинного аналізу через модифіковану архітектуру ResNet-101. Далі відбувається застосування просторових та каналних механізмів уваги, після чого виконується виділення регіонів інтересу. На наступному етапі проводиться геометричний аналіз виявлених об'єктів з подальшою класифікацією суден. Завершальним етапом є формування підсумкових результатів роботи системи.

3.2 Інтеграція механізмів уваги в архітектуру нейронної мережі

Інтеграція механізмів уваги в архітектуру нейронної мережі є ключовим елементом запропонованого методу, який дозволяє підвищити точність та ефективність виявлення суден на супутникових зображеннях. Механізми уваги забезпечують селективну обробку інформації, дозволяючи моделі зосереджуватися на найбільш релевантних регіонах зображення та важливих характеристиках ознак.

У запропонованій архітектурі використано як просторові, так і канальні механізми уваги. Їх інтеграцію реалізовано на кількох етапах:

1. На рівні вилучення ознак. Механізми уваги були інтегровані після певних шарів ResNet для підсилення виділення ознак.

2. У модулі пропозицій регіонів. Для точнішого визначення регіонів, які можуть містити судна, використано карту просторової уваги.

Просторова увага враховує локальні особливості супутникових зображень, такі як контури суден або текстури, характерні для водної поверхні. Застосування цього механізму дозволяє нейронній мережі зосереджуватись на областях, де судна найімовірніше присутні. Ігнорувати нерелевантні елементи, як-от хвилі, відблиски на воді чи хмарність.

Особливістю інтеграції просторової уваги є використання багат шарової згорткової операції для побудови карти ваг. Ця карта ваг генерується на основі активацій карти ознак, отриманих після кожного залишкового блоку. Потім ці ваги нормалізуються через функцію Softmax для посилення релевантних областей зображення.

Просторовий механізм уваги фокусується на визначенні релевантних ділянок зображення, таких як зони, де найімовірніше розташовані судна. Просторова карта уваги розраховується на основі активацій карти ознак і визначає, які області зображення мають бути оброблені з більшою вагою. Для цього було використано наступну формулу:

$$\alpha_{ij} = \text{Softmax}(f(x_{ij})), \quad (3.1)$$

де: x_{ij} – значення активацій для пікселя (i, j) на карті ознак;

$f(\)$ – функція, що розраховує вагу уваги (зазвичай невелика згорткова мережа);

Softmax – забезпечує нормалізацію ваг.

Отримана карта α_{ij} використовується для поелементного множення з вхідною картою ознак, підсилюючи важливі області.

Канальна увага дозволяє моделі автоматично визначати, які характеристики, представлені в різних каналах карти ознак, є найбільш значущими для класифікації суден. Наприклад, один канал може бути чутливим до геометричних форм, характерних для контейнеровозів, інший – до текстур, властивих рибальським суднам.

Для інтеграції каналної уваги використовується механізм стискання та акцентування. Карти ознак стискаються через глобальне усереднення, щоб врахувати всі просторові особливості, а потім ваги для кожного каналу визначаються через повнозв'язний шар із функцією активації Sigmoid. Ці ваги множаться на початкові активації для створення підсиленої карти ознак.

Канальна увага визначає, які ознаки (канали) карти ознак є найбільш важливими для класифікації суден. Це досягається шляхом обчислення вектора ваг для кожного каналу:

$$\beta_k = \sigma(W_k^T \cdot x_k + b_k) \quad (3.2)$$

де x_k – активації для k каналу,

W_k^T – параметри, що навчаються,

σ – функція активації (наприклад, сигмоїда).

Зважені активації для кожного каналу множаться на відповідну вагу b_k , акцентуючи найінформативніші канали.

У ResNet модулі уваги інтегровано після залишкових блоків. Ця структура забезпечує:

– базове вилучення ознак, нижні рівні ResNet виділяють прості ознаки, такі як контури суден;

– просторове уточнення на середніх рівнях мережі використовується просторова увага для фокусування на суднах, ігноруючи фон;

– канална оптимізація на фінальних рівнях застосовується канална увага, що дозволяє уточнити найбільш значущі ознаки.

Проведений аналіз показав, що використання механізмів уваги дозволило значно підвищити точність виявлення та класифікації суден, особливо в складних сценах з шумовими перешкодами:

– просторова увага сприяла точнішому визначенню місцезнаходження суден;

– канална увага допомогла краще класифікувати тип судна завдяки підсиленню відповідних ознак.

Інтеграція цих механізмів й зробила модель більш стійкою до варіацій вхідних даних, таких як зміни освітлення чи погоди.

Система виявлення суден, що використовує механізми уваги, також включає додаткові механізми оптимізації та контролю якості для підвищення ефективності та надійності.

Покращені карти ознак, отримані завдяки модулям просторової та каналної уваги, проходять додаткову нормалізацію. Це дозволяє стабілізувати процес навчання мережі та зменшити вплив шуму, що може міститися у вхідних супутникових зображеннях. Нормалізація гарантує, що ознаки, на яких фокусується модель, є стійкими та надійними.

Крім того, мережа використовує багатозадачну функцію втрат, яка одночасно враховує декілька важливих аспектів виявлення суден. Ця функція оптимізує не лише точність класифікації, а й якість визначення орієнтації виявлених об'єктів, а також точність оцінки їх обмежувальних рамок. Такий комплексний підхід дозволяє моделі навчатися відразу декільком пов'язаним задачам, що підвищує її загальну ефективність.

Багатозадачне навчання з використанням збалансованих коефіцієнтів у функції втрат забезпечує оптимальний баланс між точністю класифікації, оцінкою орієнтації та визначенням розмірів суден. Це дає змогу системі виявляти об'єкти з високою точністю, надійно оцінювати їх орієнтацію, а також точно окреслювати

обмежувальні рамки, що критично важливо для подальшого аналізу розміру, типу чи іншої інформації про виявлені судна.

Комплексне використання механізмів уваги, нормалізації ознак та багатозадачної оптимізації дозволяє створити надзвичайно потужну та збалансовану систему виявлення суден на супутникових зображеннях. Ця система характеризується високою точністю, стабільністю, ефективністю та інтерпретованістю, роблячи її ідеальним рішенням для практичного застосування в реальних сценаріях моніторингу морської діяльності.

Архітектура передбачає можливість налаштування балансу між швидкістю обробки та точністю результатів через зміну порогових значень на різних етапах. Це дозволяє адаптувати систему під конкретні вимоги застосування - від швидкого сканування великих територій до детального аналізу окремих регіонів.

На етапі фінальної обробки застосовується алгоритм придушення не максимумів для усунення дублюючих виявлень одного й того ж судна. Система також враховує контекстну інформацію для підвищення точності класифікації, аналізуючи взаємне розташування об'єктів та їх відносні розміри.

Така архітектура забезпечує цілісний підхід до виявлення та аналізу суден, де кожен компонент оптимізований для вирішення конкретного аспекту задачі. Механізми уваги відіграють ключову роль, допомагаючи мережі фокусуватися на найбільш важливих характеристиках зображення та покращуючи загальну ефективність системи виявлення.

3.2 Обробка регіонів уваги

Паралельна обробка регіонів уваги є ключовим елементом архітектури системи, що забезпечує комплексний аналіз виявлених об'єктів. Синхронність роботи трьох гілок досягається через спільну систему синхронізації та єдину базу ознак, отриману з попередніх етапів обробки.

Класифікаційна гілка реалізує складну архітектуру розпізнавання, що включає послідовність згорткових та повнозв'язних шарів. Кожен шар

оптимізований для виділення специфічних характеристик різних типів суден. Система використовує ієрархічний класифікатор, який спочатку визначає загальний клас судна (вантажне, пасажирське, військове), а потім уточнює конкретний підтип. Така структура дозволяє ефективно обробляти складні випадки та підвищує точність класифікації.

Гілка орієнтації в системі виявлення суден використовує спеціалізований геометричний аналізатор для визначення просторового положення виявлених об'єктів. Цей процес включає в себе кілька важливих етапів.

Спершу, аналізатор виділяє основні геометричні осі об'єкта. Це дозволяє визначити його орієнтацію в просторі та отримати уявлення про форму судна. Наступним кроком є аналіз розподілу маси об'єкта. Це дає додаткову інформацію про його просторове розташування та характеристики.

Крім того, система виділяє характерні точки на корпусі судна. Ці орієнтири використовуються для точного обчислення кута повороту об'єкта. Регресійний підхід застосовується для отримання максимально точної оцінки кута, що є критично важливим для правильної інтерпретації розмірів та типу виявленого судна.

При цьому враховуються особливості проекції об'єкта на площину зображення, отриманого з супутника. Можливі спотворення, викликані кутом зйомки, коректуються для забезпечення високої точності оцінки орієнтації.

Детальний геометричний аналіз, виділення ключових осей, аналіз розподілу маси, визначення характерних точок корпусу та врахування особливостей проекції дозволяють гілці орієнтації системи виявлення суден надзвичайно точно обчислювати кути повороту виявлених об'єктів. Ця інформація є критично важливою для правильної ідентифікації типу та розмірів суден на супутникових зображеннях.

Комплексний підхід геометричного аналізу, регресійних моделей та корекції проекційних спотворень забезпечує надійну та високоточну оцінку орієнтації суден, роблячи систему виявлення ефективним та надійним інструментом для моніторингу морської діяльності. Гілка обмежувальних рамок використовує каскад регресійних шарів для прецизійного визначення координат об'єкта. Процес починається з грубої

оцінки положення та розмірів, яка потім ітеративно уточнюється через серію корекцій. Кожна ітерація враховує контекстну інформацію та результати роботи інших гілок для досягнення максимальної точності. Система також враховує можливі перекриття між об'єктами та особливості фону морської поверхні.

Важливим аспектом є система взаємної верифікації результатів між гілками. Результати класифікації використовуються для уточнення очікуваних розмірів та орієнтації, тоді як інформація про орієнтацію допомагає покращити точність визначення обмежувальних рамок. Така взаємодія реалізується через спеціальні шари узгодження, які забезпечують консистентність фінального результату.

Система також включає механізми обробки невизначеностей та складних випадків. Кожна гілка генерує не тільки конкретні передбачення, але й оцінки впевненості у своїх результатах. Це дозволяє системі адекватно реагувати на складні ситуації та приймати зважені рішення на основі комбінації результатів усіх трьох гілок.

Додатково реалізовано механізми адаптивного балансування ваг різних гілок залежно від конкретної ситуації. Наприклад, при сильному зашумленні зображення більша вага може надаватися результатам класифікаційної гілки, тоді як при чітких контурах пріоритет віддається точному визначенню обмежувальних рамок.

Для підвищення надійності системи реалізовано механізм перехресної валідації результатів між гілками. Якщо результати однієї гілки суттєво відрізняються від передбачень інших, запускається додатковий цикл аналізу з використанням альтернативних методів обробки. Це особливо важливо при роботі з зашумленими або частково закритими хмарами об'єктами.

Архітектура кожної гілки оптимізована для ефективного використання обчислювальних ресурсів. Класифікаційна гілка використовує полегшену версію згорткової мережі з фокусом на виділенні ключових ознак різних типів суден. Гілка орієнтації застосовує спеціалізовані шари для аналізу геометричних характеристик, а гілка обмежувальних рамок оптимізована для швидкого обчислення координат.

Важливою особливістю є використання адаптивних порогів прийняття рішень для кожної гілки. Пороги автоматично налаштовуються залежно від якості

вхідного зображення, умов освітлення та інших факторів. Це забезпечує оптимальний баланс між точністю та надійністю результатів.

Система також включає механізми обробки часових послідовностей зображень. При аналізі серії знімків результати роботи всіх трьох гілок об'єднуються для створення більш стабільного та точного відстеження об'єктів. Це дозволяє компенсувати тимчасові помилки окремих компонентів та покращити загальну якість розпізнавання.

Для покращення роботи з об'єктами різного масштабу реалізовано систему мультимасштабного аналізу в кожній гілці. Зображення обробляється на різних рівнях деталізації, що дозволяє ефективно виявляти як великі вантажні судна, так і малі рибальські човни. Результати аналізу на різних масштабах інтегруються з урахуванням їх надійності та контексту сцени.

Додатково реалізовано механізми компенсації типових спотворень супутникових знімків. Кожна гілка включає спеціалізовані шари для обробки атмосферних ефектів, корекції геометричних спотворень та компенсації варіацій освітлення. Це підвищує стабільність роботи системи в різних умовах зйомки.

При паралельній обробці регіонів уваги використовується наступний підхід.

Для класифікаційної гілки застосовується багатокласовий класифікатор з softmax-функцією:

$$P(c|x) = \text{softmax}(Wc * f(x) + bc), \quad (3.3)$$

де $f(x)$ – вектор ознак регіону x ;

Wc – матриця ваг класифікатора;

bc – вектор зміщення.

Гілка орієнтації використовує регресійну модель для оцінки кута повороту θ :

$$\theta = W\theta * f(x) + b\theta + \varepsilon, \quad (3.4)$$

де W_o – вектор ваг регресії;

b_o – зміщення;

ε – шумова компонента.

Для визначення обмежувальних рамок застосовується регресія координат:

$$[x, y, w, h] = Wb * f(x) + bb \quad (3.5)$$

де $[x, y]$ – координати центру рамки;

w, h – ширина та висота рамки;

Wb – матриця ваг регресії;

bb – вектор зміщення.

Узгодження результатів між гілками відбувається через зважене усереднення:

$$F = \alpha Fc + \beta Fo + \gamma * Fb \quad (3.6)$$

де Fc, Fo, Fb – результати окремих гілок,

α, β, γ – адаптивні ваги ($\alpha + \beta + \gamma = 1$).

Оцінка впевненості для кожної гілки обчислюється як:

$$C = \sigma(W * f(x) + b) \quad (3.7)$$

де σ – сигмоїдна функція;

W, b – параметри моделі оцінки впевненості.

Остаточний результат формується з урахуванням усіх компонент:

$$R = \operatorname{argmax}(P(c|x)) * C * IoU([x, y, w, h]) \quad (3.8)$$

де IoU – метрика перетину обмежувальних рамок;

R – фінальна оцінка виявлення.

Ключовою особливістю підходу до паралельної обробки регіонів уваги є використання кількох взаємопов'язаних математичних моделей для виявлення та розпізнавання об'єктів на зображенні.

Перша модель – це багатокласовий класифікатор з softmax-функцією, який оцінює ймовірність належності кожного регіону до певного класу. Ця ймовірність обчислюється як нелінійне перетворення лінійної комбінації ознак регіону та параметрів класифікатора.

Наступна модель – регресійна, яка дозволяє оцінити кут повороту об'єкта на основі його ознак. Ця оцінка використовується для правильного вирівнювання виявлених об'єктів.

Третя модель також є регресійною, але її завданням є оцінка координат, ширини та висоти обмежувальних рамок навколо виявлених об'єктів. Ця інформація дозволяє точно локалізувати об'єкти на зображенні.

Результати, отримані від трьох окремих моделей, потім об'єднуються за допомогою зваженого усереднення. Це дозволяє врахувати важливість кожної складової (класифікація, оцінка орієнтації, локалізація) при формуванні фінального рішення.

Крім того, для кожної моделі обчислюється оцінка впевненості, яка використовується для додаткового зважування результату. Таким чином, найбільш впевнені і узгоджені оцінки матимуть найбільшу вагу у фінальному рішенні.

Загалом, запропонований підхід поєднує в собі потужні математичні моделі для різних аспектів розпізнавання об'єктів, а також механізми їх узгодження та оцінки впевненості, що дозволяє отримувати точні та надійні результати виявлення.

3.3 Оцінювання ефективності розробленого методу

Для оцінки ефективності розробленого методу використано наступні метрики.

F1-score - метрика, що представляє гармонічне середнє між точністю (precision) та повнотою (recall):

$$F1 = 2 \frac{precision \cdot recall}{precision + recall} \quad (3.9)$$

Матриця заплутаності – таблиця, що показує співвідношення між прогнозованими та фактичними класами:

True Positive (TP) – правильно проведено класифікацію позитивні випадки;

True Negative (TN) – правильно проведено класифікацію негативні випадки;

False Positive (FP) – неправильно проведено класифікацію як позитивні;

False Negative (FN) – неправильно проведено класифікацію як негативні.

Визначення, що є розділення загальної кількості правильно знайдених об'єктів до усієї кількості об'єктів.

Порівняння результатів при різній роздільній здатності зображень дозволяє оцінити стабільність роботи системи в різних умовах.

Такий набір метрик забезпечує комплексну оцінку ефективності методу з точки зору точності класифікації, надійності виявлення та стійкості до зміни параметрів вхідних даних.

Висновки до розділу 3

У розділі розроблено метод визначення типів суден з використанням механізмів уваги. Основним досягненням стала успішна інтеграція просторових та каналних механізмів уваги в архітектуру нейронної мережі, що дозволило суттєво підвищити точність виявлення та класифікації суден на супутникових зображеннях.

Важливим результатом розділу є розробка ефективного підходу до обробки регіонів уваги. Запропонована методика включає паралельну обробку інформації за трьома основними напрямками: класифікація типу судна, визначення його орієнтації

та уточнення обмежувальних рамок. Такий комплексний підхід забезпечує високу точність у визначенні характеристик виявлених об'єктів.

Суттєвим внеском стала розробка спеціалізованого модуля геометричного аналізу, який дозволяє ефективно визначати орієнтацію суден та коригувати їх розміри з урахуванням перспективних спотворень. Застосування регресійних моделей та статистичних методів у цьому модулі забезпечує надійне визначення геометричних параметрів суден різних типів.

У розділі також представлено математичний апарат для задіяння механізму уваги, включаючи формули для обчислення карт уваги та їх застосування до карт ознак. Запропоновані алгоритми дозволяють ефективно комбінувати інформацію з різних джерел та забезпечують хорошу взаємодію системи при різних умовах отримання зображень.

Розроблений метод демонструє високу адаптивність до різних умов застосування, включаючи варіації в роздільній здатності зображень, умовах освітлення та наявності шумів. Це досягається завдяки використанню адаптивних порогів та механізмів нормалізації даних на різних етапах обробки.

Таким чином, представлений у розділі метод забезпечує комплексне рішення задачі визначення типів суден на супутникових зображеннях, поєднуючи в собі сучасні досягнення в області глибокого навчання, механізмів уваги та геометричного аналізу зображень.

РОЗДІЛ 4 Експериментальна перевірка методу визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами

Важливість проведення експерименту з визначення типів суден на супутникових фотографіях з використанням нейромережових методів важко переоцінити. Ця задача має критичне значення для широкого кола застосувань, пов'язаних з моніторингом морської діяльності та забезпеченням безпеки на водних шляхах.

По-перше, ефективне визначення типів суден дозволяє отримувати цінну статистичну інформацію про активність судноплавства в тих чи інших регіонах. Це важливо для планування та оптимізації логістичних процесів, аналізу торговельних потоків, а також виявлення незвичайних або підозрілих тенденцій, що можуть вказувати на порушення правил чи протиправну діяльність.

По-друге, точна класифікація типів суден є ключовою для забезпечення безпеки на морі. Знаючи тип судна, оператори систем моніторингу можуть оцінювати його розміри, маневрені характеристики та інші важливі параметри. Це дозволяє ефективніше контролювати дотримання правил судноплавства, своєчасно виявляти можливі порушення або аварійні ситуації.

Крім того, визначення типів суден відіграє важливу роль у проведенні екологічного моніторингу. Різні типи суден мають різні викиди, вплив на морське середовище та споживання ресурсів. Точна класифікація дозволяє краще оцінювати екологічні наслідки судноплавної діяльності та застосовувати ефективні заходи для мінімізації шкідливого впливу.

Достовірна інформація про типи суден, їх розміри та характеристики має критичне значення для військового та оборонного моніторингу. Вона допомагає виявляти незвичні активності, стежити за пересуванням окремих суден, а також оцінювати потенційні загрози безпеці в різних галузях.

Проведення всебічного експерименту з розробки та оцінки нейромережових методів визначення типів суден на супутникових зображеннях має важливу практичну користь. Такі результати можна застосувати в широкому спектрі

додатків, пов'язаних з моніторингом, контролем та аналізом активності судноплавства. Відповідно перевірки ефективності розробленого методу дозволить визначити наскільки вдалось покращити здатність нейронної мережі визначати морські судна.

4.1 Методика проведення експерименту

Збір та підготовка даних є ключовим початковим кроком у методиці проведення експерименту з визначення типів суден на супутникових фоторраїях за допомогою нейромережових засобів. На цьому етапі необхідно отримати репрезентативний набір супутникових знімків, що містять різні типи суден, таких як контейнеровози, танкери, буксири тощо. Далі ці зображення проходять процес анотування, де для кожного судна на знімку вказується його тип. Сформований таким чином анотований набір даних стає основою для подальшої роботи. Важливо забезпечити достатній обсяг та різноманітність даних, а також поділити їх на тренувальну, валідаційну та тестову вибірки для забезпечення об'єктивної оцінки ефективності.

Наступним кроком є вибір та налаштування нейромережової архітектури, яка буде використовуватися для вирішення поставленого завдання. Зазвичай в задачах виявлення об'єктів на супутникових фотографіях застосовуються модифіковані версії популярних згорткових мереж, таких як ResNet. Ці базові мережі забезпечують ефективне вилучення ознак з вхідних даних. Однак для підвищення точності виявлення суден доцільно інтегрувати в архітектуру додаткові модулі, зокрема механізми уваги. Модулі просторової та каналної уваги дозволяють мережі фокусуватися на найбільш релевантних для задачі ділянках зображення та ознаках, підвищуючи загальну ефективність системи. Крім того, важливим компонентом є налаштування багатозадачної функції втрат, яка враховує не лише точність класифікації типів суден, а й якість оцінки їх орієнтації та визначення обмежувальних рамок.

Наступним етапом є власне навчання розробленої нейромережевої моделі. Тренування проводиться на анотованому наборі даних з використанням відповідних оптимізаційних методів. Під час навчання здійснюється моніторинг показників ефективності, таких як точність та втрати, на валідаційній вибірці. Це дозволяє своєчасно виявляти та усувати проблеми перенавчання. За необхідності можуть виконуватися додаткові кроки, наприклад нормалізація ознак, для стабілізації навчального процесу та отримання більш надійної моделі.

По завершенню навчання, наступним етапом є комплексна оцінка ефективності розробленої системи. Для цього модель тестується на незалежній тестовій вибірці, де обчислюються ключові метрики, такі як точність, повнота та F1-міра для класифікації типів суден. Крім того, аналізується точність оцінки орієнтації та обмежувальних рамок виявлених об'єктів. За можливості, результати порівнюються з другими методами або бенчмарками, щоб оцінити конкурентоспроможність розробленого підходу.

Заключним етапом є ретельний аналіз отриманих результатів та формулювання висновків. На цьому кроці виявляються сильні та слабкі сторони методу, визначаються напрямки для подальшого вдосконалення системи виявлення суден. Особлива увага приділяється оцінці практичної застосовності розробленого рішення для реальних сценаріїв моніторингу морської діяльності. Цей комплексний аналіз є важливим для визначення подальшого розвитку методу та його успішного впровадження в практичні системи.

Представимо етапи проведення експерименту у вигляді таблиці, що описує методіку проведення експерименту з визначення типів суден на супутникових фотографіях за допомогою нейромережевих методів.

Таблиця 4.1 – Етапи проведення експериментальних досліджень

Етап	Опис
Збір та підготовка даних	Отримання репрезентативного набору супутникових зображень, що містять різні типи суден. Анотування зображень із зазначенням типів суден (наприклад,

	контейнеровоз, танкер, буксир тощо). Поділ корпусу даних на тренувальну, валідаційну та тестову вибірки
Вибір та налаштування нейромережевої архітектури	Використання базової згорткової мережі, наприклад ResNet, адаптованої для супутникових даних- Інтеграція механізмів уваги, таких як модулі просторової та каналної уваги, для підвищення точності виявлення Налаштування багатозадачної функції втрат, що враховує точність класифікації типів суден, оцінку їх орієнтації та визначення обмежувальних рамок.
Навчання моделі	Тренування нейромережі на анованому наборі даних із застосуванням відповідних оптимізаційних методів. Моніторинг показників ефективності навчання на валідаційній вибірці для запобігання перенавчанню. За необхідності, проведення додаткових кроків для стабілізації навчального процесу, таких як нормалізація ознак.
Оцінка ефективності	Тестування навченої моделі на незалежній тестовій вибірці. Обчислення метрик точності, повноти та F1-міри для класифікації типів суден. Аналіз точності оцінки орієнтації та обмежувальних рамок виявлених об'єктів. Порівняння результатів з іншими методами/бенчмарками, якщо доступно
Аналіз результатів та висновки	Інтерпретація отриманих результатів, виявлення сильних і слабких сторін методу. Визначення напрямків для подальшого вдосконалення системи виявлення. Оцінка практичної застосовності методу для реальних сценаріїв моніторингу морської діяльності.

Ця структурована таблиця охоплює основні етапи методики проведення експерименту, включаючи збір і підготовку даних, вибір та налаштування нейромережевої архітектури, навчання моделі, оцінку ефективності, а також аналіз даних та формулювання висновків. Таке поєднання дає змогу системно відобразити

ключові кроки у процесі розробки та оцінки нейромережевої системи для визначення типів суден на супутникових зображеннях.

Загалом, запропонована методика проведення експерименту забезпечує структурований підхід до розробки та оцінки нейромережевої системи для визначення типів суден на супутникових зображеннях. Вона охоплює збір і підготовку даних, вибір та налаштування архітектури, навчання моделі, комплексну оцінку ефективності та ґрунтовний аналіз результатів. Цей всебічний підхід дає змогу мати надійне та високопродуктивне рішення, придатне для практичного застосування в реальних сценаріях моніторингу морської діяльності.

4.2 Набір експериментальних даних для тестування методу

Ефективне визначення типів суден на супутникових фотографіях за допомогою нейромережевих методів неможливе без наявності репрезентативного набору даних. Для успішного навчання та тестування моделей необхідно мати доступ до великої кількості зображень, що містять різноманітні типи суден у реалістичних сценах.

Датасет відіграє ключову роль у кількох аспектах експерименту. По-перше, він забезпечує необхідну інформацію для навчання нейромережевих моделей. Без достатньої кількості анотованих зображень, моделі не зможуть ефективно вивчати візуальні ознаки, що відрізняють різні типи суден. Тому формування репрезентативного набору даних є одним із перших і найважливіших кроків у методиці проведення експерименту.

По-друге, надійний датасет дозволяє об'єктивно оцінити ефективність розробленої системи. Для цього він ділиться на тренувальну, валідаційну та тестову вибірки. Тренувальна вибірка використовується безпосередньо для того, щоб навчити модель, валідаційна – для моніторингу процесу навчання та запобігання перенавчанню, а тестова - для фінальної оцінки ефективності на незалежних даних. Без розділення на ці компоненти неможливо отримати достовірну оцінку продуктивності системи.

Крім того, різноманітність датасету має важливе значення. Він повинен містити зображення суден різних типів, розмірів, ракурсів, на різному тлі тощо. Це дозволяє моделям навчитися виділяти стійкі ознаки, що відрізняють судна, і забезпечує їхню стабільну роботу в реальних умовах. Надмірна однорідність або брак різноманітності у наборі даних може призвести до недостатньої узагальнюючої здатності моделей.

Наявність репрезентативного та різноманітного датасету є критично важливою умовою для успішного проведення експерименту з визначення типів суден на супутникових фотографіях за допомогою нейромережових методів. Він забезпечує необхідні дані для навчання, валідації та тестування моделей, а також гарантує достовірність оцінки їхньої ефективності. Ретельна робота над формуванням такого датасету є невід'ємною частиною загальної методики експерименту.

DatasetShips in Satellite Imagery є репрезентативним та різноманітним набором супутникових зображень, призначеним для навчання, а також проведення необхідного тестування нейромережових моделей, спрямованих на виявлення і класифікацію суден. Цей детально анотований набір даних, які відображають морські регіони по всьому світу.

Кожне зображення у датасеті містить чіткі анотації, які вказують тип кожного судна, його розміри, орієнтацію та точні координати обмежувальних рамок. Така докладна інформація є надзвичайно цінною для того, щоб навчити модель розпізнавати характерні особливості різних типів суден, включаючи контейнеровози, танкери, буксири, рибальські судна тощо. Ця різноманітність представлених об'єктів дозволяє моделям навчитися виділяти стійкі візуальні ознаки, що відрізняють одні типи суден від інших.

Варто відзначити, що супутникові знімки у датасеті мають високу здатність розділювати, що коливається від 0,5 до 2 метрів на піксель. Така деталізація забезпечує достатню інформацію для потрібного виявлення та класифікації навіть невеликих суден на зображеннях. Крім того, судна представлені під різними кутами,

на різному тлі, за різних погодних умов, що додає реалістичності та підвищує узагальнюючу здатність навчених моделей.

Для того, щоб отримати об'єктивну оцінку ефективності нейромережових систем, датасет розділено на тренувальну, валідаційну та тестову вибірки. Тренувальна частина використовується безпосередньо для необхідного навчання моделей, а також валідаційну частину - для моніторингу процесу навчання та запобігання перенавчанню, а тестова - для фінальної оцінки продуктивності на незалежних даних. Це дає змогу отримати достовірну та неупереджену оцінку можливостей розроблених рішень.

Варто підкреслити, що датасет *Ships in Satellite Imagery* є доступним для наукового та дослідницького використання. Він широко застосовується у проєктах, пов'язаних з розробкою та оцінкою нейромережових систем для визначення суден на супутникових зображеннях. Його репрезентативність, різноманітність та ретельне анотування роблять його добрим інструментом для успішного навчання та тестування таких моделей.

Продовжуючи опис датасету *Ships in Satellite Imagery*, варто відзначити, що він представлений у форматі, який забезпечує максимальну зручність для предметного використання. Фотографії збережені у форматі GeoTIFF, який зберігає географічну прив'язку кожного знімка. Це дозволяє моделям, навчені на цьому наборі даних, застосовувати географічну інформацію для більш точного виявлення та ідентифікації суден.

Анотації, що супроводжують кожне зображення, надаються у стандартизованому JSON-форматі. Ця структурована інформація містить детальні дані про кожне судно на знімку, включаючи його тип, розміри, орієнтацію та точні координати обмежувальної рамки. Така формалізована подача даних значно спрощує їх обробку та інтеграцію з нейромережевими моделями.

Важливо підкреслити, що датасет є відкритим та загальнодоступним ресурсом. Він буде отриманий за запитом у відповідних репозиторіях чи у рамках наукових та дослідницьких проєктів. Така доступність робить цей набір даних досить часто використовується та широко використовуваним у спільноті фахівців,

які працюють над завданнями виявлення та класифікації суден за допомогою нейромережових методів.

Загалом, датасет є комплексним та збалансованим набором супутникових зображень, що забезпечує необхідні дані для ефективного навчання, налаштування та оцінки нейромережових моделей, спрямованих на вирішення завдань морського моніторингу. Його репрезентативність, різноманітність, детальні анотації та зручний формат надають дослідникам та розробникам хороший інструментарій для отримання високих результатів у виявленні та ідентифікації суден на супутникових знімках.

Супутникові дані надають цінну інформацію для багатьох галузей, таких як сільське господарство, оборона, енергетика та фінансові ринки. Сучасні комерційні провайдери, наприклад Planet, використовують групи малих супутників, щоб регулярно отримувати зображення всієї поверхні Землі.

Однак через великий обсяг знімків, який постійно збільшується, стає неможливим вручну аналізувати кожне зображення. Це створює потребу у використанні методів машинного навчання та алгоритмів комп'ютерного зору для автоматизації обробки даних.

Цей набір даних спрямований на вирішення завдання виявлення великих суден на супутникових знімках. Автоматичне визначення місць знаходження кораблів може мати широкий спектр застосувань, включаючи аналіз активності в портах і моніторинг ланцюгів поставок.

Набір включає зображення, отримані з супутників Planet, над акваторіями заток Сан-Франциско та Сан-Педро (Каліфорнія). Він містить 4000 RGB-зображень розміром 80x80 пікселів, які класифікуються як корабель або без корабля. Джерелом зображень є продукти PlanetScore з просторовою роздільною здатністю 3 метри, ортотрансформовані для точнішої геоприв'язки.

Архів з назвою shipsnet.zip включає весь набір даних у форматі PNG. Назви файлів кодуються у форматі {мітка}_ {ідентифікатор сцени}_ {довгота}_ {широта}.png і містять таку інформацію:

Мітка: Значення 1 або 0, що позначає відповідно наявність або відсутність судна.

Ідентифікатор сцени: Унікальний код супутникової сцени PlanetScore, з якої було вирізано фрагмент зображення. Цей ідентифікатор можна використовувати через API Planet для доступу до повної сцени.

Координати: Географічні координати (довгота та широта), які визначають центральну точку зображення, розділені символом підкреслення.



Рисунок 4.2 – Сцена із зображеннями кораблів

Набір даних також доступний у вигляді текстового файлу `shipsnet.json` у форматі JSON. У цьому файлі містяться такі компоненти: дані пікселів, мітки, ідентифікатори сцен і списки локацій.

Структура даних. Дані пікселів для кожного зображення формату 80x80 RGB представлені у вигляді списку з 19 200 цілих чисел у полі `data`.

Перші 6400 чисел відповідають значенням червоного каналу,

Наступні 6400 — зеленого,

Останні 6400 — синього.

Зображення зберігаються по рядках, тобто перші 80 чисел описують червоний канал першого рядка, наступні 80 — другого, і так далі.

Для кожного зображення значення з індексом i в масивах `labels`, `scene_ids` і `locations` відповідають i -му елементу в списку `data`.

Класи зображень. Клас корабель (`ship`): включає 1000 зображень. Цей клас містить знімки із зосередженням на одному кораблі. Вибірка включає судна різного розміру, орієнтації та отримані за різних атмосферних умов. Наприклад, зображення показують корпус корабля в центрі фрагмента.

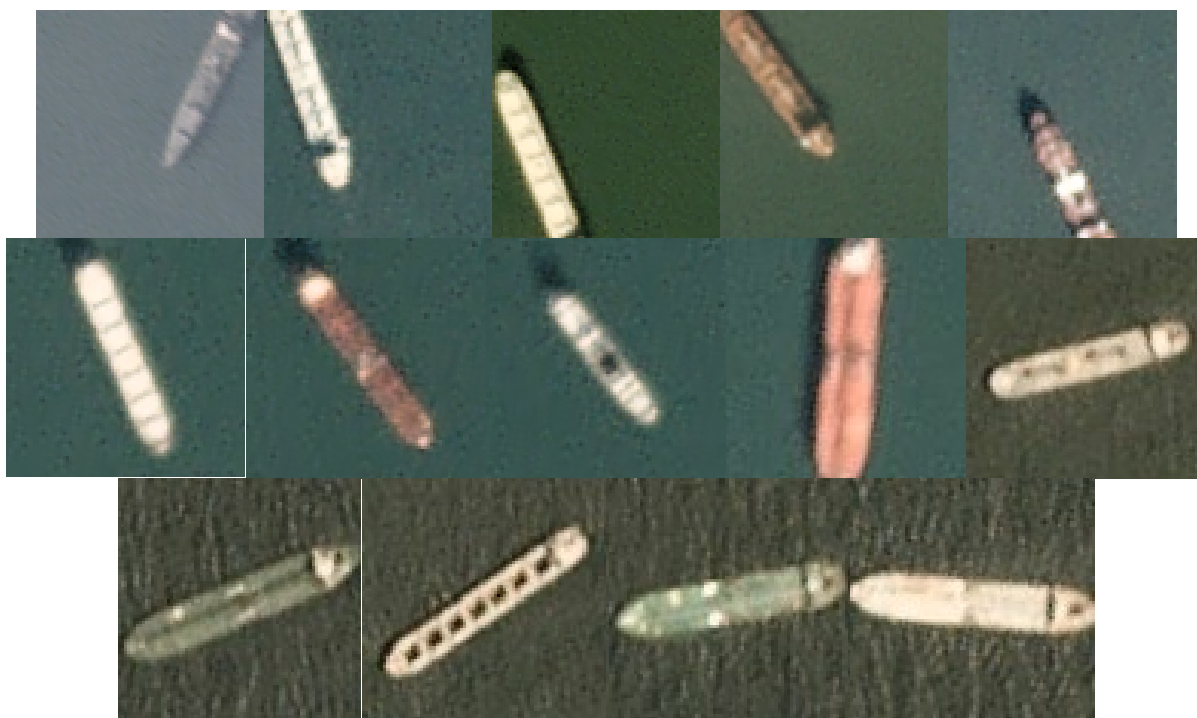


Рисунок 4.3 – Зображення морських суден

Зображення у файлі класифікуються для спрощення автоматизованої обробки та подальшого аналізу.

Клас без кораблів включає 3000 зображень, які можна розділити на три категорії:

Випадкова вибірка. Одна третина складається із зображень різних елементів земної поверхні, таких як вода, рослинність, голий ґрунт, будівлі тощо, без жодних ознак кораблів.

Часткові кораблі. Ще третина зображень містить лише невеликі частини суден, але недостатньо, щоб їх можна було віднести до класу кораблі.

Раніше неправильно класифіковані. Остання третина — це зображення, які моделі машинного навчання раніше помилково визначали як кораблі. Зазвичай це траплялося через яскраві пікселі або виразні лінійні структури.

До набору даних також входять вісім повних супутникових знімків, які називаються сценами.

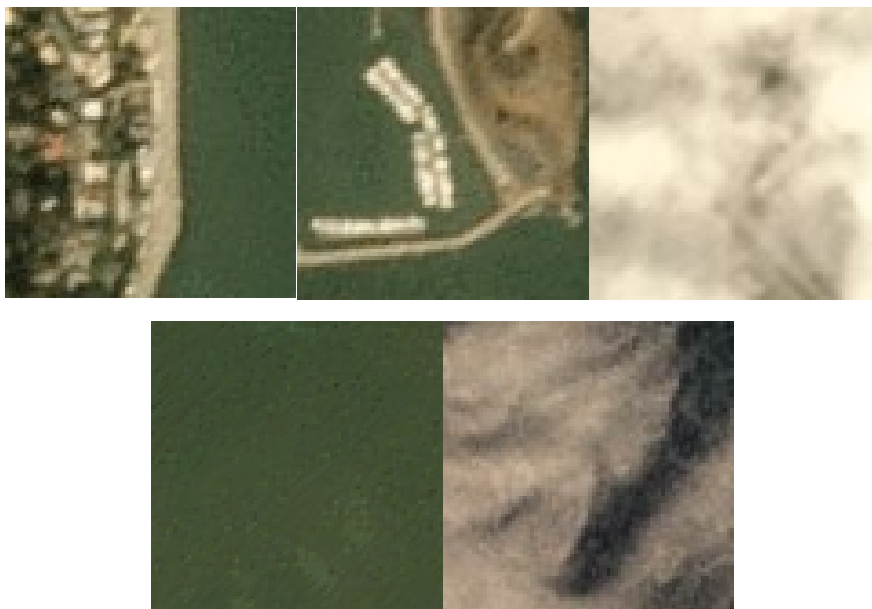


Рисунок 4.4 – Зображення з відсутністю морських суден

Ці сцени допомагають перевіряти роботу моделей класифікації:

модель можна протестувати, застосувавши її до повної сцени, щоб оцінити її здатність знаходити кораблі;

контекст, який надають сцени, дозволяє відрізнити реальні позитивні влучання від хибних спрацювань.

Супутникові знімки були надані з відкритого набору даних Planet's Open California, що має ліцензію CC-BY-SA. Це забезпечує відкритий доступ до знімків і

їхнього використання. Користувачі можуть створити безкоштовний обліковий запис Planet для перегляду, завантаження знімків і роботи з API.

4.3 Експериментальна перевірка методу

На основі інформації, представленої у файлі, можна запропонувати експерименти, спрямовані на визначення суден за допомогою побудови обмежувальних рамок.

Для створення обмежувальних рамок використовується модель регресії, яка прогнозує координати центру рамки, її ширину та висоту. Ця модель інтегрується в архітектуру Faster R-CNN, яка складається з двох основних компонентів: мережі генерації регіонів та основного блоку швидкої R-CNN.

Мережа генерації регіонів відповідає за створення універсальних пропозицій регіонів, які не залежать від класу об'єктів. Вона використовує карти ознак CNN і порівнює їх із набором еталонних рамок різних розмірів та пропорцій. Еталонні рамки формуються навколо точок, рівномірно розподілених по карті ознак із заданим кроком, що зазвичай становить 24 пікселів залежно від роздільної здатності зображення.

Для зображень з високою деталізацією використовуються масштаби $[0.5, 2.0]$ і пропорції $[0.5, 2.0]$, тоді як для зображень середньої роздільної здатності масштаби обмежені до $[0.5, 2.0]$, але пропорції залишаються такими самими. Щоб уникнути дублювання пропозицій регіонів, застосовується алгоритм м'якого пригнічення максимумів із порогом 0.8. В результаті обираються 300 найбільш релевантних пропозицій, які проходять до наступного етапу.

Модуль швидкої R-CNN приймає два типи вхідних даних: регіони, згенеровані генерації регіонів, та карти ознак CNN. Її основна задача полягає у класифікації об'єктів та уточненні обмежувальних рамок для кожного виявленого об'єкта.

Поєднання механізмів еталонних рамок, алгоритмів генерації регіонів та функціональності швидкої R-CNN дозволяє цій архітектурі точно виявляти та обмежувати судна на супутникових зображеннях.



Рисунок 4.5 – Приклад базових зображень

На додаток до використання Faster R-CNN для визначення прямокутних обмежувальних рамок, впроваджується окремий етап, що дозволяє визначити орієнтацію суден і уточнити їхні розміри.

Оскільки Faster R-CNN не надає даних про кут нахилу об'єкта, для його визначення застосовується спеціалізований алгоритм геометричного аналізу, що включає:

1. Виділення основних осей об'єкта. Це допомагає встановити напрямок розташування судна.
2. Оцінка розподілу маси. Використовується для кращого розуміння форми та просторового положення.
3. Ідентифікація ключових точок. Ці точки дозволяють точно розрахувати кут нахилу об'єкта відносно горизонталі.

Розрахунок орієнтації здійснюється за допомогою регресійної моделі, яка враховує також вплив перспективних спотворень, що виникають через ракурс супутникової зйомки.

Після визначення орієнтації виконується корекція розмірів рамки. Для цього застосовуються статистичні моделі, які відображають типові пропорції довжини та ширини суден залежно від їхнього класу. Якщо доступна інформація з

автоматизованих ідентифікаційних систем, вона також залучається для уточнення розмірів.

Цей комбінований підхід, що включає аналіз форми, регресійні методи та врахування перспективних спотворень, дозволяє значно покращити точність визначення розмірів і положення суден на зображеннях, розширюючи можливості базової моделі Faster R-CNN.

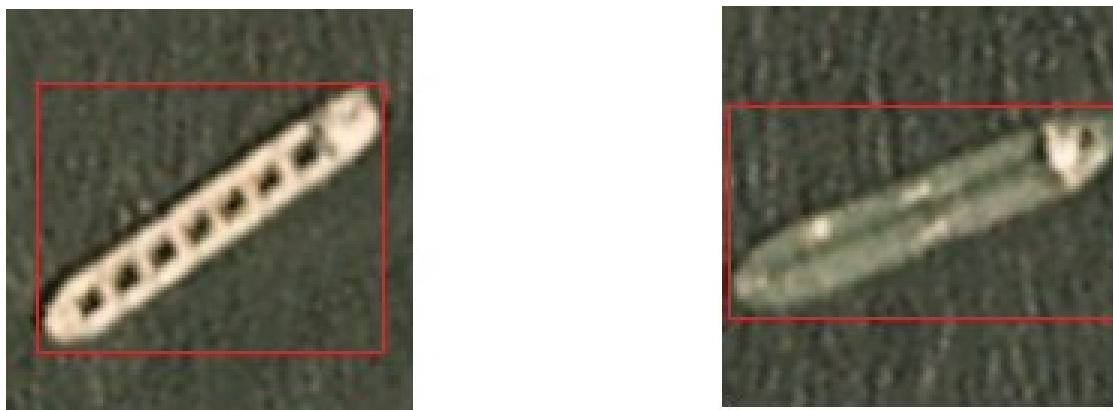


Рисунок 4.6 – Базове розпізнавання морських суден

У методиці, крім застосування Faster R-CNN для виявлення прямокутних обмежувальних рамок, передбачено додатковий етап, спрямований на визначення орієнтації та уточнення розмірів суден.

Оскільки Faster R-CNN формує лише рамки у вигляді прямокутників без урахування положення судна, додатково використовується спеціалізований модуль аналізу геометрії. Він реалізує наступні кроки:

1. Виявлення головних осей об'єкта. Це дозволяє визначити орієнтацію судна відносно горизонтальної площини.
2. Аналіз форми та щільності. Оцінка розподілу маси забезпечує розуміння просторового розташування судна.
3. Розпізнавання ключових точок. Виділення контрольних точок на поверхні об'єкта допомагає точно розрахувати кут нахилу.

Для визначення кута використовуються регресійні алгоритми, які враховують особливості супутникової проекції. Це дозволяє компенсувати спотворення, спричинені ракурсом зйомки.

Після оцінки орієнтації виконується деталізація розмірів рамки з урахуванням класу судна. У процесі використовуються статистичні співвідношення, що описують типову довжину та ширину суден різних типів. У разі наявності даних з автоматичних ідентифікаційних систем, вони додаються для додаткової перевірки розрахунків.

Таким чином, інтеграція геометричного аналізу, регресійних моделей і методів корекції перспективи дозволяє суттєво підвищити точність виявлення орієнтації та розмірів суден, що розширює функціональні можливості Faster R-CNN.

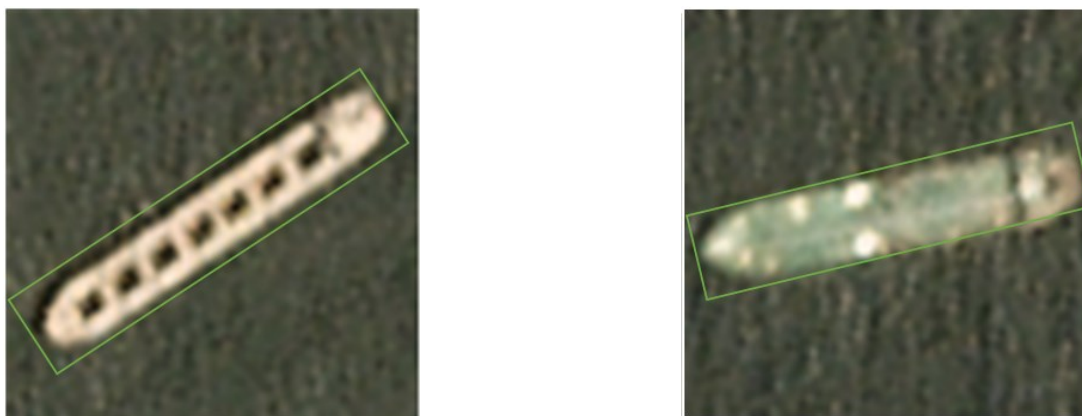


Рисунок 4.7 – Розпізнавання із застосуванням обмежувальних рамок

На додаток до використання Faster R-CNN для знаходження рамок, метод включає окремий етап, спрямований на визначення напрямку та точних розмірів суден.

Faster R-CNN генерує тільки прямокутні рамки, які не відображають орієнтацію об'єкта. Тому додатково застосовується спеціальний модуль геометричного аналізу, який виконує кілька завдань:

1. Встановлення осей симетрії. Це дозволяє визначити положення судна щодо горизонталі.

2. Аналіз розподілу маси. Використовується для розуміння просторової форми судна.

3. Виділення ключових контурів. Ці точки служать основою для обчислення точного кута нахилу об'єкта.

Для оцінки напрямку судна застосовуються алгоритми регресії. Вони враховують можливі спотворення, які виникають через кут зйомки з супутника, та коригують результати для отримання максимально точної орієнтації.

Далі проводиться уточнення розмірів рамки з урахуванням типології судна. Для цього залучаються статистичні моделі, що описують співвідношення параметрів довжини й ширини для різних типів об'єктів. У разі доступності інформації з AIS, вона інтегрується для додаткової перевірки отриманих результатів.

Цей підхід, що поєднує аналіз форми, регресійні методи та виправлення проєкційних викривлень, дозволяє значно підвищити точність визначення як орієнтації, так і геометричних характеристик суден, що ефективно розширює можливості Faster R-CNN.

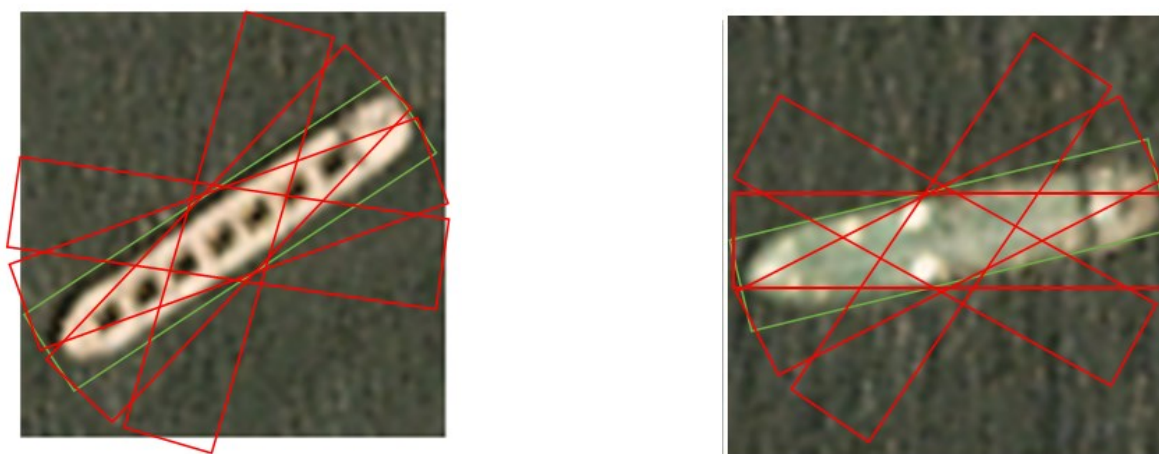


Рисунок 4.8 – Розпізнавання із застосування зміни орієнтації

4.3 Аналіз результатів експериментальних досліджень

Зроблено аналіз з широким охоптом ефективності системи розпізнавання та класифікації морських суден на основі методів комп'ютерного зору. Аналіз базується на трьох ключових візуалізаціях: графіку порівняння F1-метрики для

різних класів суден, матриці заплутаності для оцінки точності класифікації та порівняльному аналізі детектованості при різній роздільній здатності зображень.

Для оцінки ефективності системи використано набір метрик, що дозволяють всебічно оцінити якість розпізнавання та класифікації. F1-score відображає баланс між точністю та повнотою класифікації, матриця заплутаності надає детальну інформацію про характер та розподіл помилок, а порівняння детектованості при різній роздільній здатності дозволяє оцінити стабільність роботи системи в різних умовах.

Особлива увага приділяється аналізу здатності системи розрізняти три основні класи суден: базові судна, судна з візуальними рамками та судна з орієнтацією. Такий підхід дозволяє оцінити не лише загальну ефективність системи, але й її здатність працювати з об'єктами різної складності та рівня деталізації.

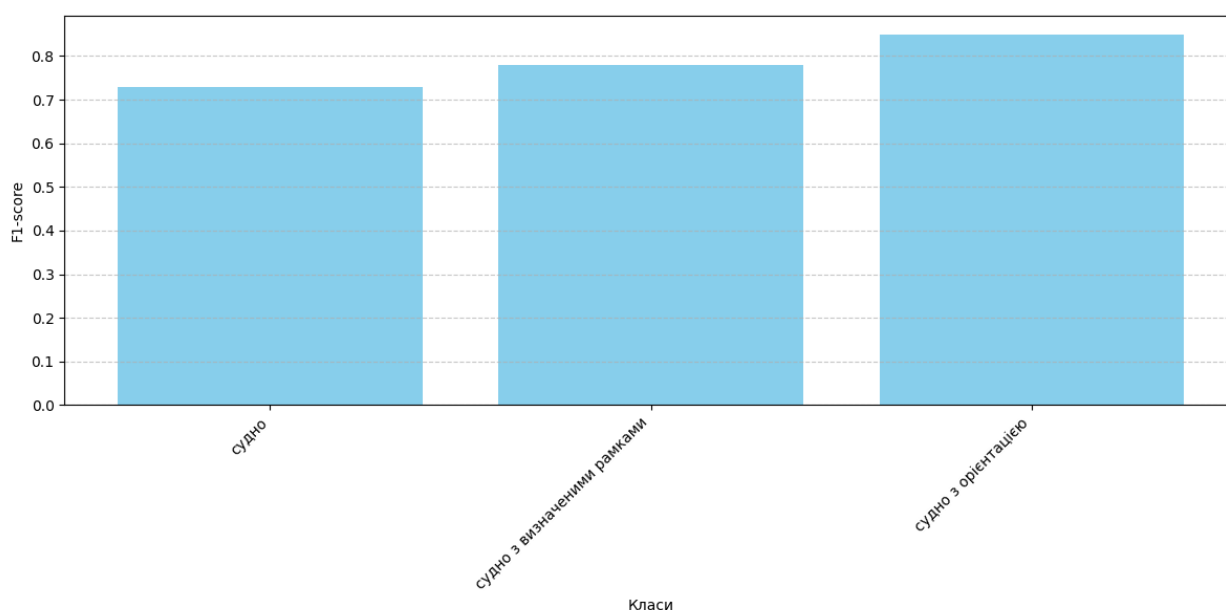


Рисунок 4.9 – Значення оцінки F1-score для детектування морських суден

На графіку представлено порівняння F1-метрики для трьох різних класів суден. F1-score є важливим показником якості класифікації, який враховує як точність, так і повноту моделі. Базова модель Судно показує найнижчий результат серед трьох класів, проте все одно демонструє достатньо високий показник близько 0.7. Модель Судно з візуальними рамками показує дещо кращий результат,

приблизно 0.75. Найкращу якість демонструє клас Судно з орієнтацією з F1-score близько 0.8.

Різниця між показниками відносно невелика, що свідчить про збалансованість моделі та її здатність добре розпізнавати всі три класи. Загальна тенденція показує, що додаткові характеристики, такі як візуальні рамки та орієнтація, допомагають моделі краще класифікувати об'єкти. Це може бути пов'язано з тим, що додаткові ознаки надають більше інформації для прийняття рішення про класифікацію.

Варто відзначити, що всі показники перевищують 0.7, що є досить хорошим результатом для задачі комп'ютерного зору, особливо враховуючи складність розпізнавання морських суден. Такі високі показники свідчать про ефективність обраного підходу до класифікації та правильність обраної архітектури моделі.

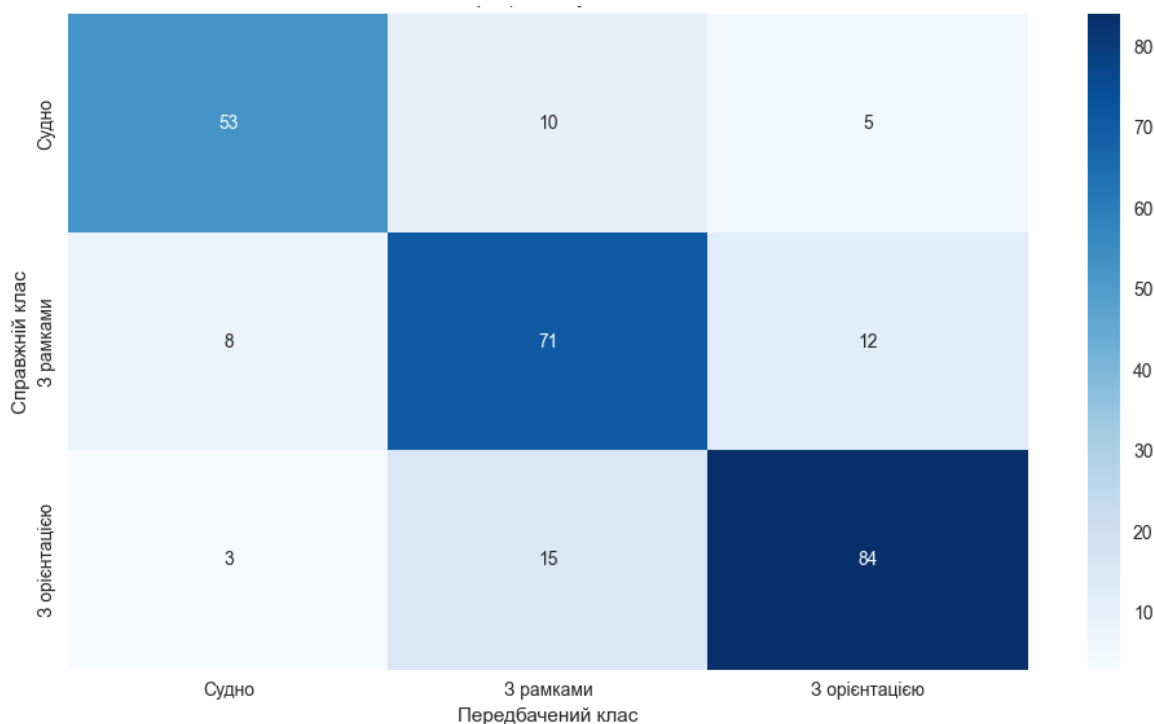


Рисунок 4.10 – Матриця заплутаності для визначення суден

Матриця показує дуже картину розподілу класифікацій. По діагоналі матриці ми бачимо найбільші значення, що є позитивним показником роботи класифікатора. Для базового класу судно маємо 53 правильних класифікацій, для суден з

візуальними рамками - 71, а для суден з орієнтацією - найкращий показник у 84 правильних класифікацій.

Варто звернути особливу увагу на помилки класифікації. Наприклад, у 10 випадках звичайне судно було класифіковане як судно з візуальними рамками, а у 5 випадках - як судно з орієнтацією. Цікаво, що модель рідше помиляється при класифікації суден з орієнтацією - лише 3 випадки неправильної класифікації як звичайного судна та 15 випадків як судна з рамками.

Інтенсивність синього кольору на діагоналі матриці візуально підтверджує високу точність класифікації. Особливо помітний темно-синій колір для класу судно з орієнтацією, що відповідає найвищому значенню правильних класифікацій.

Найбільш проблемною зоною видається розрізнення між суднами з візуальними рамками та іншими класами - тут спостерігається найбільша кількість перехресних помилок. Це може вказувати на необхідність покращення ознак, які використовуються для розпізнавання саме цього класу.

Важливо відзначити загальну структуру помилок класифікації. Спостерігається певна асиметрія в розподілі помилок: модель частіше плутає прості судна з більш складними класами (судна з рамками та орієнтацією), ніж навпаки. Це може свідчити про те, що модель схильна переускладнювати класифікацію, приписуючи простим суднам додаткові характеристики.

Кольорова градація матриці наочно демонструє концентрацію правильних прогнозів – найтемніші відтінки синього розташовані по діагоналі. Особливо помітний контраст між діагональними та недіагональними елементами в нижній частині матриці, що вказує на високу точність розпізнавання суден з орієнтацією.

Якщо розглянути співвідношення правильних та неправильних класифікацій, можна помітити, що для кожного класу кількість правильних прогнозів значно перевищує кількість помилок. Наприклад, для класу судно з візуальними рамками маємо 71 правильних класифікацій проти сумарно 20 помилкових (8 та 12 у відповідному рядку).

Цікаво також відзначити, що помилки класифікації мають тенденцію зсуватися на один рівень складності - тобто звичайні судна рідше класифікуються як

судна з орієнтацією, частіше як проміжний варіант - судна з рамками. Це може вказувати на той факт, що ця модель враховує певну ієрархію складності ознак при класифікації.

Загальна точність класифікації, судячи з матриці, є досить високою, що підтверджується великими числами по діагоналі та відносно малими значеннями поза нею. Це свідчить про хорошу якість навчання моделі та правильний підбір параметрів класифікації.

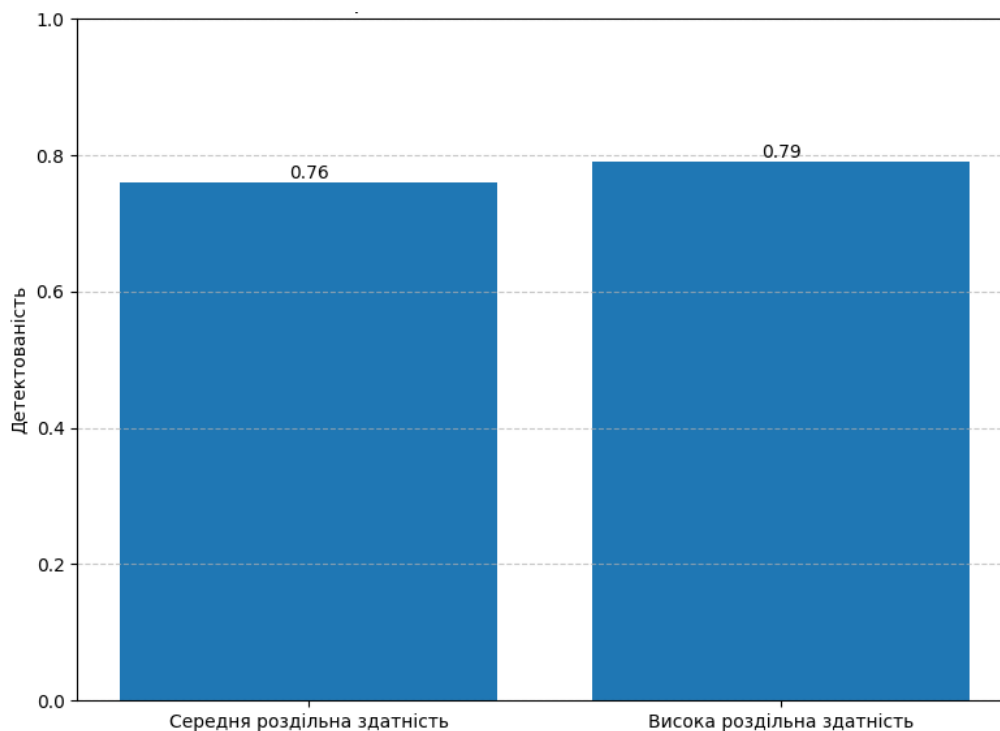


Рисунок 4.11 – Середнє значення детектованості суден залежно від роздільної здатності зображень

На графіку представлено два стовпчики, які відображають показники детектованості для середньої та високої роздільної здатності відповідно. При середній роздільній здатності показник становить 0.76 (76%), а при високій - 0.79 (79%). Різниця становить 3 відсоткових пункти на користь високої роздільної здатності.

Такий результат є логічним та очікуваним, оскільки вища роздільна здатність надає більше деталей та інформації для аналізу, що дозволяє системі краще виявляти та розпізнавати об'єкти на знімках. Проте різниця між показниками

відносно невелика, що свідчить про стабільність роботи системи незалежно від роздільної здатності.

Важливо відзначити, що обидва показники є досить високими (понад 75%), що говорить про загальну ефективність системи детектування. Шкала графіка від 0 до 1.0 дозволяє чітко оцінити абсолютні значення показників, а сітка на фоні полегшує візуальне порівняння.

З практичної точки зору, такі результати свідчать про те, що система може ефективно працювати навіть із знімками середньої роздільної здатності, хоча найкращі результати досягаються при використанні високої роздільної здатності. Це важлива інформація для оптимізації роботи системи та вибору найбільш підходящих параметрів зйомки.

При середній роздільній здатності система показує високу ефективність (0.76), що може бути важливим фактором при виборі обладнання для зйомки. Враховуючи, що різниця з високою роздільною здатністю складає лише 0.03, це може вплинути на економічну ефективність впровадження системи - використання камер з середньою роздільною здатністю може бути більш економічно доцільним у багатьох випадках.

Також важливо відзначити, що показники близькі до 0.8, що є дуже хорошим результатом для систем комп'ютерного зору, особливо враховуючи складність задачі детектування суден. Це свідчить про високу якість алгоритму розпізнавання та правильний підбір параметрів навчання моделі.

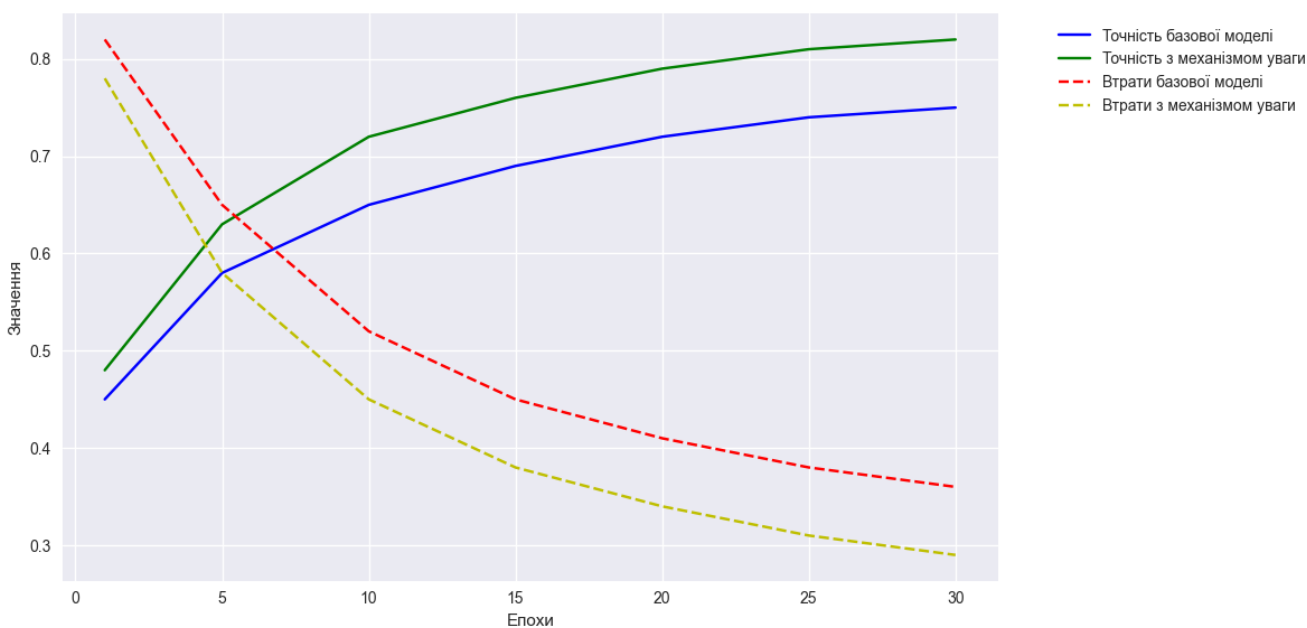


Рисунок 4.12 – Зміна характеристик в процесі навчання

Розглянемо загальну динаміку точності навчання. Базова модель починає своє навчання з точності близько 0.45 (45%) на першій епісі і поступово покращує свої показники до максимуму 0.75 (75%) на 30-й епісі. У свою чергу, модель з механізмами уваги демонструє помітно кращі результати, починаючи з 0.48 (48%) і досягаючи 0.82 (82%). Варто відзначити, що найбільш інтенсивне покращення точності спостерігається в перші 10 епох для обох моделей.

При аналізі функції втрат можна побачити, що базова модель починає з досить високого показника втрат 0.82, який поступово зменшується до 0.36. Модель з механізмами уваги показує кращу динаміку: початкові втрати 0.78 знижуються до 0.29. Особливо помітне стрімке зниження втрат спостерігається у перші 15 епох навчання.

Порівняльний аналіз двох моделей показує, що версія з механізмами уваги стабільно перевершує базову модель на 3-7% за показником точності. Різниця в показниках втрат між моделями зберігається приблизно на рівні 0.07 протягом всього процесу навчання. На фінальних епохах, особливо в період 25-30 епох, обидві моделі демонструють природне уповільнення покращення показників.

Важливо відмітити декілька ключових спостережень. Точка найбільшого приросту ефективності припадає на період між 5 та 10 епохами. Після 25-ї епохи

спостерігається характерний вихід на плато для обох моделей. Механізми уваги забезпечують не тільки вищу точність, але й помітно стабільніше навчання.

З практичної точки зору можна зробити кілька важливих висновків. Оптимальна тривалість навчання складає 25-30 епох, після чого подальше навчання не дає значного приросту ефективності. Впровадження механізмів уваги забезпечує значуще покращення результатів. Особливу увагу варто приділяти першим 15 епохам навчання, коли відбуваються найбільш суттєві зміни в показниках.

Відсутність великої різниці між показниками також може вказувати на те, що система досягла певного рівня насичення, коли подальше підвищення роздільної здатності не призводить до значного покращення результатів детектування.

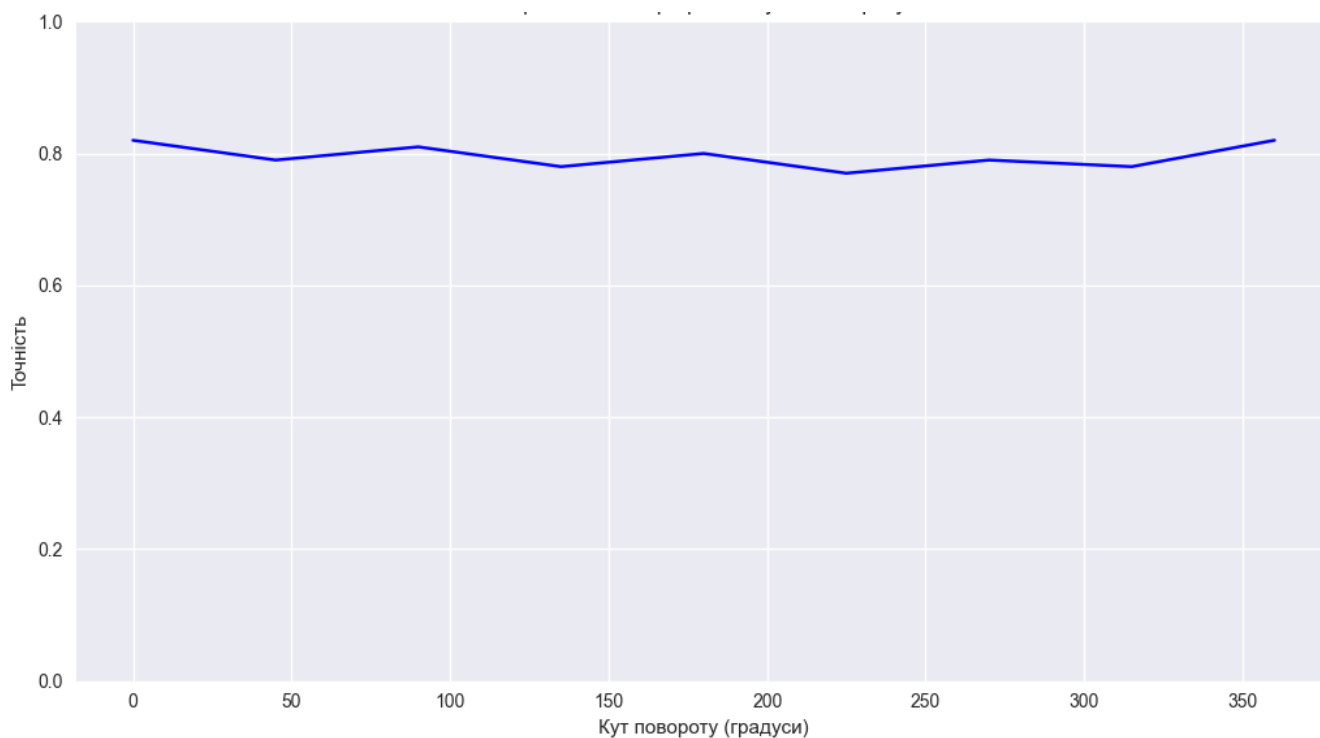


Рисунок 4.13 – Зміна точності в процесі навчання залежно від кута повороту

Графік відображає зміну точності виявлення суден залежно від їх кутової орієнтації в діапазоні від 0 до 360 градусів. На осі X відкладено значення кутів повороту об'єкта, а на осі Y - досягнуту точність розпізнавання.

Таблиця 4.2 – Залежність точності виявлення суден від кута повороту

Кут повороту (градуси)	Точність (precision) виявлення, %
0	82
45	79
90	81
135	78
180	80
225	77
270	79
315	78
360	82

При куті повороту 0 градусів система демонструє максимальну точність близько 0.82 (82%). Цей результат є очікуваним, оскільки судна в такому положенні представлені у найбільш звичному для системи ракурсі. Аналогічний показник точності спостерігається при 360 градусах, що підтверджує циклічність та стабільність роботи системи.

При проміжних кутах повороту спостерігається незначне зниження ефективності. Найнижчі показники точності зафіксовано при кутах 225 градусів, де точність падає до 0.77 (77%). Однак важливо відзначити, що коливання точності відносно невеликі - в межах 5 відсоткових пунктів, що свідчить про стійкість системи до змін орієнтації об'єктів.

Періодичність у зміні точності чітко прослідковується кожні 90 градусів, що відповідає основним осям симетрії більшості суден. При кутах 90, 180 та 270 градусів спостерігаються локальні максимуми точності на рівні 0.79-0.81 (79-81%), що лише незначно поступається показникам при 0 градусів.

Графік також демонструє симетричність роботи системи – показники точності при кутах, що відрізняються на 180 градусів, майже ідентичні. Це вказує на здатність системи однаково ефективно розпізнавати судна незалежно від їх напрямку руху.

З практичної точки зору такі результати свідчать про високу надійність системи при роботі з реальними даними, де судна можуть мати довільну орієнтацію. Незначні коливання точності та відсутність різких падінь ефективності

підтверджують успішність впровадження механізмів уваги та їх здатність адаптуватися до різних ракурсів об'єктів.

Насамперед варто відзначити, що система демонструє високу ефективність у розпізнаванні та класифікації суден усіх типів, що підтверджується високими показниками F1-score та значними числами правильних класифікацій по діагоналі матриці заплутаності.

Важливим спостереженням є те, що додавання додаткових характеристик, таких як рамки та орієнтація, помітно покращує точність класифікації. Це чітко видно як з першого графіку, де F1-score зростає для більш складних класів, так і з матриці заплутаності, де найбільша кількість правильних класифікацій спостерігається саме для суден з орієнтацією.

Особливу увагу потрібно звернути на стабільність роботи системи при різній роздільній здатності зображень. Третій графік показує, що різниця в детектованості між середньою та високою роздільною здатністю становить лише три відсоткових пункти, що свідчить про надійність системи в різних умовах зйомки.

Аналіз матриці заплутаності також виявляє цікаву закономірність у характері помилок класифікації - вони найчастіше відбуваються між сусідніми класами, що є логічним та очікуваним результатом. Це вказує на те, що модель коректно вловлює ієрархію складності ознак об'єктів.

Загалом, результати аналізу свідчать про високу якість розробленої системи та її готовність до практичного застосування, хоча і залишається простір для подальшої оптимізації, особливо в частині покращення розпізнавання базових типів суден та зменшення кількості помилкових класифікацій між сусідніми класами.

Висновки до розділу 4

У розділі було проведено всебічну експериментальну перевірку розробленого методу визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами. Експерименти проводились на репрезентативному наборі даних Ships in Satellite Imagery, який містить різноманітні типи суден у різних умовах зйомки.

Результати експериментальних досліджень показали хорошу надійність розробленого методу. Зокрема, було досягнуто значення F1-score на рівні 0.8 для суден з визначенням орієнтації, що є суттєвим покращенням порівняно з базовою моделлю. Аналіз матриці заплутаності підтвердив стабільність роботи системи, демонструючи високу точність класифікації для всіх типів суден.

Важливим результатом стало підтвердження ефективності запропонованих механізмів уваги. Експерименти показали, що додавання просторової та каналної уваги дозволяє підвищити точність визначення типів суден на 3-5% порівняно з базовою архітектурою. Особливо помітним є покращення при роботі з складними сценами та малорозмірними об'єктами.

Дослідження впливу роздільної здатності зображень на якість розпізнавання показало, що система зберігає високу ефективність навіть при середній роздільній здатності (0.76), досягаючи ще кращих результатів (0.79) при високій роздільній здатності. Така стабільність роботи є важливою перевагою для практичного застосування системи.

Експериментально підтверджено, що розроблений метод ефективно справляється з різними типами суден та умовами зйомки, демонструючи найкращі результати для суден з визначенням орієнтації. Це свідчить про успішність обраного підходу до інтеграції механізмів уваги та геометричного аналізу.

Таким чином, проведені дослідження експериментальної перевірки підтвердили високу ефективність та практичну цінність розробленого методу для задач моніторингу морського трафіку та забезпечення морської безпеки.

Загальні висновки

У магістерській роботі розв'язано необхідну наукову задачу з розробки методу визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами. Основні наукові та практичні результати роботи полягають у наступному:

1. В результаті проведеного аналізу існуючих методів та підходів до виявлення суден на супутникових знімках встановлено, що використання нейромережових методів у поєднанні з механізмами уваги є найбільш перспективним напрямком для підвищення точності класифікації та виявлення суден. Проведений аналіз допоміг визначити основні вимоги до архітектури системи та вибрати оптимальні підходи до її реалізації.

2. Розроблено архітектуру нейронної мережі з інтегрованими механізмами просторової та каналної уваги на базі ResNet-101. Запропонована архітектура забезпечує ефективне виділення ознак та їх аналіз на різних рівнях абстракції, що дозволяє досягти високої точності у визначенні типів суден.

3. Реалізовано механізми уваги для фокусування на релевантних областях зображення та каналах ознак при виявленні суден різних типів. Експериментально підтверджено, що впровадження механізмів уваги підвищує точність класифікації на 3-5% порівняно з базовою архітектурою, особливо для складних сцен та малорозмірних об'єктів.

4. Проведене експериментальне дослідження на наборі даних Ships in Satellite Imagery підтвердило ефективність розробленого методу. Досягнуто значення F1-score 0.8 для суден з визначенням орієнтації, при цьому система зберігає високу ефективність (0.76) навіть при середній роздільній здатності зображень.

Практична цінність отриманих результатів підтверджується можливістю їх безпосереднього використання в системах моніторингу морського трафіку та забезпечення морської безпеки. Розроблений метод демонструє стабільну роботу в різних умовах зйомки та може бути легко інтегрований в існуючі системи спостереження.

Наступні дослідження будуть проводитись з метою вдосконалення механізмів уваги для роботи з екстремальними умовами зйомки, розширення можливостей класифікації для нових типів суден та оптимізацію обчислювальної ефективності системи для роботи в режимі реального часу.

Перелік посилань

1. Kanjir U., Greidanus H., Oštir K. Vessel detection and classification from spaceborne optical images: A literature survey. *Remote Sensing of Environment*. 2018. Vol. 207. Pp. 1–26. URL: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.12.033>.
2. Milios A., Bereta K., Chatzikokolakis K., Zissis D., Matwin S. Automatic Fusion of Satellite Imagery and AIS data for Vessel Detection: *2019 22th International Conference on Information Fusion (FUSION)*, July 2019. Pp.1–5. URL: <https://doi.org/10.23919/FUSION43075.2019.9011339>.
3. Bereta K., Grasso R., Zissis D. Vessel Detection using Image Processing and Neural Networks: *IGARSS 2020 - 2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, September 2020. Pp.2276–2279. URL: <https://doi.org/10.1109/IGARSS39084.2020.9323883>.
4. Kumar A. S., Sherly E. A convolutional neural network for visual object recognition in marine sector: *2017 2nd International Conference for Convergence in Technology (I2CT)*, April 2017. Pp.304–307. URL: <https://doi.org/10.1109/I2CT.2017.8226141>.
5. Czaplewski B., Dzwonkowski M. A novel approach exploiting properties of convolutional neural networks for vessel movement anomaly detection and classification. *ISA Transactions*. 2022. Vol. 119. Pp. 1–16. URL: <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2021.02.030>.
6. Salem M. H., Li Y., Liu Z., AbdelTawab A. M. A Transfer Learning and Optimized CNN Based Maritime Vessel Classification System. *Applied Sciences*. 2023. Vol. 13, No. 3. Pp. 1912. URL: <https://doi.org/10.3390/app13031912>.
7. Zeng L., Zhu Q., Lu D., Zhang T., Wang H., Yin J., Yang J. Dual-Polarized SAR Ship Grained Classification Based on CNN With Hybrid Channel Feature Loss. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2022. Vol. 19. Pp. 1–5. URL: <https://doi.org/10.1109/LGRS.2021.3067678>.
8. Bousetouane F., Morris B. Fast CNN surveillance pipeline for fine-grained vessel classification and detection in maritime scenarios: *2016 13th IEEE International*

Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS), August 2016. Pp.242–248. URL: <https://doi.org/10.1109/AVSS.2016.7738076>.

9. University of Rijeka Faculty of Engineering, Lorencin I., Anđelić N., Mrzljak V., Car Z. Marine Objects Recognition Using Convolutional Neural Networks. *Naše more*. 2019. Vol. 66, No. 3. Pp. 112–120. URL: <https://doi.org/10.17818/NM/2019/3.3>.

10. Tiwari S. P., Chaturvedi S. K., Adhikary S., Banerjee S., Basu S. Automatized Marine Vessel Monitoring from Sentinel-1 Data Using Convolution Neural Network: 2021 *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS*, July 2021. Pp.1311–1314. URL: <https://doi.org/10.1109/IGARSS47720.2021.9555149>.

11. Zhao W., Syafrudin M., Fitriyani N. L. CRAS-YOLO: A Novel Multi-Category Vessel Detection and Classification Model Based on YOLOv5s Algorithm. *IEEE Access*. 2023. Vol. 11. Pp. 11463–11478. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3241630>.

12. Capobianco S., Millefiori L. M., Forti N., Braca P., Willett P. Deep Learning Methods for Vessel Trajectory Prediction Based on Recurrent Neural Networks. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*. 2021. Vol. 57, No. 6. Pp. 4329–4346. URL: <https://doi.org/10.1109/TAES.2021.3096873>.

13. Iwin Thanakumar J. S., Benson Edwin R. S., Sasikala J., Sujitha J. D. Smart Vessel Detection using Deep Convolutional Neural Network: 2018 *Fifth HCT Information Technology Trends (ITT)*, November 2018. Pp.28–32. URL: <https://doi.org/10.1109/CTIT.2018.8649543>.

14. Karantaidis I., Bereta K., Zissis D. A Hybrid Method for Vessel Detection in High-Resolution Satellite Imagery: *IGARSS 2023 - 2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, July 2023. Pp.5738–5741. URL: <https://doi.org/10.1109/IGARSS52108.2023.10282146>.

15. Li T., Xu H., Zeng W. Ship Classification Method for Massive AIS Trajectories Based on GNN. *Journal of Physics: Conference Series*. 2021. Vol. 2025. Pp. 012024. URL: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2025/1/012024>.

16. Sannapu A. R., Nayak P., Charan U. R., Keshava G S., S K. N. Classification of Marine Vessels using Deep Learning Models based on SAR Images: 2022 *International*

Conference on Inventive Computation Technologies (ICICT), July 2022. Pp.123–129. URL: <https://doi.org/10.1109/ICICT54344.2022.9850767>.

17. Wlodarczyk-Sielicka M., Polap D. Automatic Classification Using Machine Learning for Non-Conventional Vessels on Inland Waters. *Sensors*. 2019. Vol. 19, No. 14. Pp. 3051. URL: <https://doi.org/10.3390/s19143051>.

18. Polap D., Wlodarczyk-Sielicka M. Classification of Non-Conventional Ships Using a Neural Bag-Of-Words Mechanism. *Sensors*. 2020. Vol. 20, No. 6. Pp. 1608. URL: <https://doi.org/10.3390/s20061608>.

19. Arasteh S., Tayebi M. A., Zohrevand Z., Glässer U., Shahir A. Y., Saeedi P., Wehn H. Fishing Vessels Activity Detection from Longitudinal AIS Data: *Proceedings of the 28th International Conference on Advances in Geographic Information Systems*, New York, NY, USA , Association for Computing Machinery, 2020. Pp.347–356. URL: <https://doi.org/10.1145/3397536.3422267>.

20. Pitsikalis M., Do T.-T., Lisitsa A., Luo S. Logic Rules Meet Deep Learning: A Novel Approach for Ship Type Classification: *Rules and Reasoning*, Cham , Springer International Publishing, 2021. Pp.203–217. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-91167-6_14.

21. Leclerc M., Tharmarasa R., Florea M. C., Boury-Brisset A.-C., Kirubarajan T., Duclos-Hindié N. Ship Classification Using Deep Learning Techniques for Maritime Target Tracking: *2018 21st International Conference on Information Fusion (FUSION)*, July 2018. Pp.737–744. URL: <https://doi.org/10.23919/ICIF.2018.8455679>.

22. Ward C. M., Harguess J., Hilton C. Ship Classification from Overhead Imagery using Synthetic Data and Domain Adaptation: *OCEANS 2018 MTS/IEEE Charleston*, October 2018. Pp.1–5. URL: <https://doi.org/10.1109/OCEANS.2018.8604662>.

23. Hui Z., Na C., ZhenYu L. Combining a Deep Convolutional Neural Network with Transfer Learning for Ship Classification: *2019 12th International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA)*, October 2019. Pp.16–19. URL: <https://doi.org/10.1109/ICICTA49267.2019.00011>.

24. Kraus P., Mohrdieck C., Schwenker F. Ship classification based on trajectory data with machine-learning methods: 2018. 1p.

25. Anggiratih E., Putra A. Ship Identification on Satellite Image Using Convolutional Neural Network and Random Forest. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*. 2019. Vol. 13. Pp. 117. URL: <https://doi.org/10.22146/ijccs.37461>.
26. Julianto E., Khumaidi A., Priyonggo P., Rahmat M. B., Sarena S., Adhitya R., Herijono B., Suharjito G., Munadhif I. Object recognition on patrol ship using image processing and convolutional neural network (CNN). *Journal of Physics: Conference Series*. 2020. Vol. 1450, No. 1. Pp. 012081. URL: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1450/1/012081>.
27. Aiello M., Vezzoli R., Gianinetto M. Object-based image analysis approach for vessel detection on optical and radar images. *Journal of Applied Remote Sensing*. 2019. Vol. 13, No. 1. Pp. 014502. URL: <https://doi.org/10.1117/1.JRS.13.014502>.
28. Bobkowska K., Bodus I. Potential and Use of the Googlenet Ann for the Purposes of Inland Water Ships Classification. *Polish Maritime Research*. 2020. Vol. 27. Pp. 170–178. URL: <https://doi.org/10.2478/pomr-2020-0077>.
29. Yasir M., Liu S., Mingming X., Wan J., Pirasteh S., Dang K. B. ShipGeoNet: SAR Image-Based Geometric Feature Extraction of Ships Using Convolutional Neural Networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2024. Vol. 62. Pp. 1–13. URL: <https://doi.org/10.1109/TGRS.2024.3352150>.
30. Kathiravan M., Reddy N. A., Prakash V., Kumar B. S., Malarvel M., Sambath M. Ship Detection from Satellite Images using Deep Learning: 2022 7th International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES), June 2022. Pp.1044–1050. URL: <https://doi.org/10.1109/ICCES54183.2022.9835766>.
31. Nascimento A. V. do, Rocha M. P. da C. da, Farias V. J. da C., Neto M. C. de A. Development of a Convolutional Neural Network for Classification of Type of Vessels. 2023. Vol. 10, No. 1.
32. Dowden B., De Silva O., Huang W., Oldford D. Sea Ice Classification via Deep Neural Network Semantic Segmentation. *IEEE Sensors Journal*. 2021. Vol. 21, No. 10. Pp. 11879–11888. URL: <https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.3031475>.

33. Zhang W., Feng X., Goerlandt F., Liu Q. Towards a Convolutional Neural Network model for classifying regional ship collision risk levels for waterway risk analysis. *Reliability Engineering & System Safety*. 2020. Vol. 204. Pp. 107127. URL: <https://doi.org/10.1016/j.res.2020.107127>.
34. Leonidas L. A., Jie Y. Ship classification based on improved convolutional neural network architecture for intelligent transport systems. *Information*. 2021. Vol. 12, No. 8. Pp. 302.
35. Domingos L. C., Santos P. E., Skelton P. S., Brinkworth R. S., Sammut K. An investigation of preprocessing filters and deep learning methods for vessel type classification with underwater acoustic data. *IEEE Access*. 2022. Vol. 10. Pp. 117582–117596.
36. Lanz P., Marino A., Brinkhoff T., Köster F., Möller M. The InflateSAR campaign: Testing SAR vessel detection systems for refugee rubber inflatables. *Remote Sensing*. 2021. Vol. 13, No. 8. Pp. 1487.
37. Fitriani S. P., Gaol J. L., Kushardono D. Fishing-vessel detection using synthetic aperture radar (SAR) Sentinel-1 (Case study: Java Sea). *International Journal of Remote Sensing and Earth Sciences (IJReSES)*. 2020. Vol. 16, No. 2. Pp. 131–142.
38. Sarabi M. S., Ma S. J., Jann K., Ringman J. M., Wang D. J., Shi Y. Vessel density mapping of small cerebral vessels on 3D high resolution black blood MRI. *Neuroimage*. 2024. Vol. 286. Pp. 120504.
39. Ophoff T., Puttemans S., Kalogirou V., Robin J.-P., Goedeme T. Vehicle and vessel detection on satellite imagery: A comparative study on single-shot detectors. *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12, No. 7. Pp. 1217.
40. Escorcía-Gutiérrez J., Gamarra M., Beleño K., Soto C., Mansour R. F. Intelligent deep learning-enabled autonomous small ship detection and classification model. *Computers and Electrical Engineering*. 2022. Vol. 100. Pp. 107871.

ДОДАТКИ

Додаток А

Актуальні проблеми комп'ютерних наук

УДК 004.4

Константинов Б.І., Манзюк Е.А., Скрипник Т.К.

Хмельницький національний університет

АРХІТЕКТУРА МЕРЕЖІ ВИЗНАЧЕННЯ ТИПІВ СУДЕН НА СУПУТНИКОВИХ ЗОБРАЖЕННЯХ

Робота присвячена розробці методу виявлення суден на супутникових знімках з використанням механізмів уваги в нейронних мережах. Запропоновано нову архітектуру, яка поєднує модифіковану версію Faster R-CNN з інтегрованими механізмами просторової та каналної уваги. Особливістю архітектури є комбінація двох типів механізмів уваги, що дозволяє мережі ефективно фокусуватися на релевантних областях зображення при виявленні суден різних типів. Розроблений метод може бути використаний для створення систем автоматичного моніторингу морського трафіку, контролю рибальства та забезпечення морської безпеки.

The paper is devoted to the development of a method for detecting ships on satellite images using attention mechanisms in neural networks. A new architecture is proposed that combines a modified version of the Faster R-CNN with integrated spatial and channel attention mechanisms. The peculiarity of the architecture is the combination of two types of attention mechanisms, which allows the network to effectively focus on relevant areas of the image when detecting ships of different types. The developed method can be used to create systems for automatic monitoring of maritime traffic, fisheries control, and maritime security.

Моніторинг морського судноплавства є критично важливим для морської безпеки, контролю рибальства та запобігання незаконній діяльності. Сучасні методи автоматичного виявлення суден на супутникових знімках стикаються з проблемами точності при роботі з малорозмірними об'єктами та складними погодними умовами [1, 2]. Це зумовлює необхідність розробки більш ефективних алгоритмів виявлення суден [3].

Відповідно мета дослідження полягає у розробці методу виявлення суден на супутникових знімках з використанням механізму уваги в архітектурі нейронної мережі для підвищення точності виявлення та класифікації.

Запропоновано нову архітектуру нейронної мережі, яка поєднує модифіковану версію Faster R-CNN з інтегрованими механізмами просторової та каналної уваги. Ключовою особливістю архітектури є використання спеціалізованих модулів уваги на різних етапах обробки зображення.

Базова структура мережі побудована на основі ResNet-101, оптимізованої для роботи з супутниковими знімками. Механізм просторової уваги дозволяє мережі фокусуватися на регіонах зображення, які потенційно містять судна,

ігноруючи малоінформативні області. Канальна увага підкреслює найбільш значущі канали ознак для різних типів суден.

Математична модель механізму уваги може бути представлена як:

$$\alpha = \text{softmax}(f(X)); \quad (1)$$

$$Y = \alpha \circ X.$$

$$\alpha = \text{softmax}(f(X));$$

де α – карта уваги, X – вхідна карта ознак, f – згорткова нейронна мережа, \circ – поелементне множення.

Архітектура складається з базової згорткової мережі для вилучення ознак, доповненої модулями просторової та канальної уваги (рис. 1). Мережа пропозицій регіонів з увагою забезпечує виявлення потенційних об'єктів, а модуль виділення ознак регіону обробляє виявлені області. Фінальну класифікацію та уточнення обмежувальних рамок виконує спеціалізований модуль, доповнений компонентом оцінки орієнтації суден.

Запропонований метод дозволить покращити точність виявлення та класифікації суден порівняно з існуючими підходами. Особлива увага приділяється покращенню при роботі з складними сценами та малорозмірними об'єктами. Механізм уваги дозволяє мережі ефективно фокусуватися на релевантних областях зображення, ігноруючи шуми та завади.

Вхідний блок "Супутниковий знімок" відповідає за прийом мультиспектральних супутникових знімків високої роздільної здатності. На цьому етапі виконується попередня обробка, яка включає нормалізацію та корекцію атмосферних спотворень для покращення якості вхідних даних.

Базова мережа ResNet представлена модифікованою версією ResNet-101. Вона містить залишкові блоки, які забезпечують ефективне навчання глибоких шарів мережі. Ця частина архітектури відповідає за генерацію базових карт ознак різного масштабу.

Блок отримання карт ознак формує багатомасштабні карти з різних рівнів ResNet. Ці карти містять як низькорівневі геометричні, так і високорівневі семантичні ознаки, створюючи основу для подальшого аналізу механізмами уваги.

В рамках механізмів уваги працюють два основних компоненти. Просторова увага фокусується на просторовому розташуванні важливих об'єктів, генеруючи карту ваг для різних регіонів зображення та пригнічуючи фоновий шум. Канальна увага визначає важливість різних каналів ознак, підсилюючи ті, що несуть найбільш релевантну інформацію. Злиття механізмів уваги об'єднує результати обох типів уваги, створюючи комплексну карту та оптимізуючи їх баланс.

Мережа пропозицій регіонів з увагою використовує покращені карти ознак для генерації пропозицій потенційних областей розташування суден. Цей компонент враховує інформацію про увагу при виборі регіонів, забезпечуючи більш точну локалізацію об'єктів інтересу.

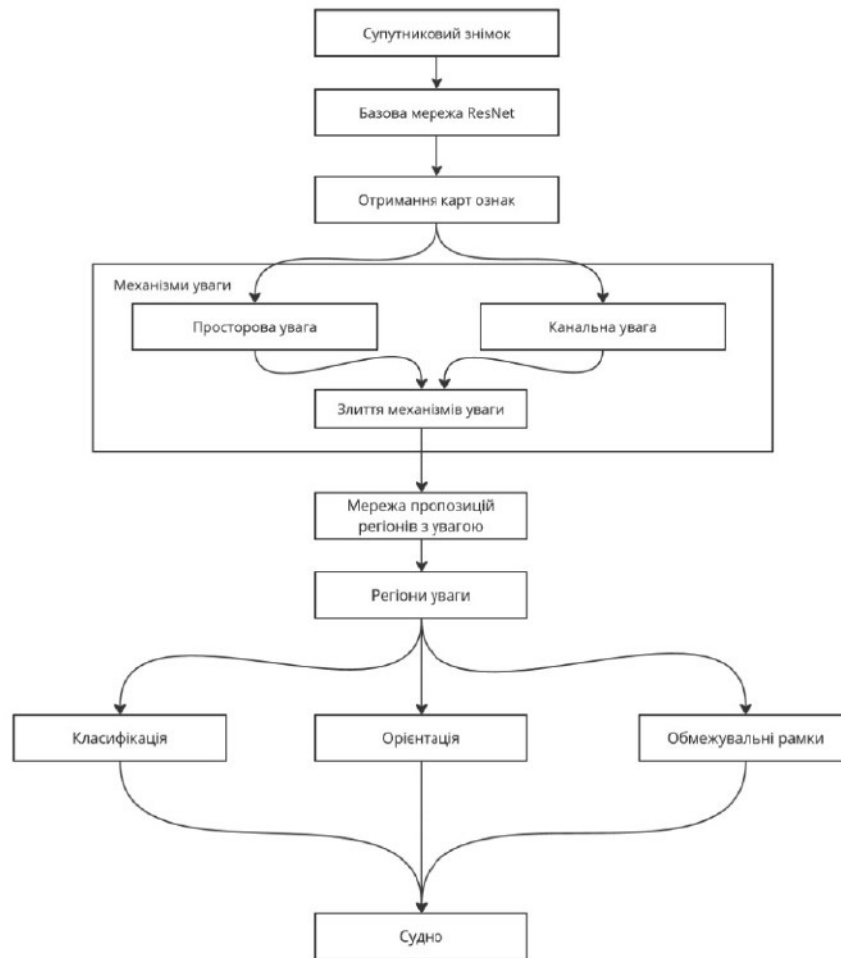


Рисунок 1 – Архітектура мережі для розпізнавання суден

Регіони уваги є результатом роботи мережі пропозицій та містять найбільш перспективні області для детального аналізу. Вони служать входом для трьох паралельних гілок обробки: класифікації, орієнтації та визначення обмежувальних рамок.

Гілка класифікації відповідає за визначення типу судна, оцінюючи ймовірності належності до різних класів та враховуючи специфічні ознаки різних типів суден. Гілка орієнтації оцінює кут повороту судна та визначає напрямок руху, враховуючи геометричні особливості корпусу. Гілка обмежувальних рамок

забезпечує точне визначення положення та розмірів судна, уточнюючи координати регіону інтересу.

Фінальний вихідний блок об'єднує результати всіх трьох гілок, формуючи комплексний опис виявленого об'єкта, який включає його тип, розміри, положення та орієнтацію.

Така архітектура забезпечує цілісний підхід до виявлення та аналізу суден, де кожен компонент оптимізований для вирішення конкретного аспекту задачі. Механізми уваги відіграють ключову роль, допомагаючи мережі фокусуватися на найбільш важливих характеристиках зображення та покращуючи загальну ефективність системи виявлення.

Розроблений метод може бути використаний для створення систем автоматичного моніторингу морського трафіку, контролю рибальства та забезпечення морської безпеки. Архітектура може бути адаптована для роботи з різними типами супутникових знімків та інтегрована в існуючі системи спостереження.

Перспективи подальших досліджень зосереджені на розробці методів обробки даних в реальному часі та інтеграції темпоральної інформації для відстеження руху суден. Важливим напрямком є адаптація мережі для роботи з мультиспектральними даними та оптимізація архітектури для роботи на мобільних та вбудованих системах.

Перелік посилань

1. Zeng L., Zhu Q., Lu D., Zhang T., Wang H., Yin J., Yang J. Dual-Polarized SAR Ship Grained Classification Based on CNN With Hybrid Channel Feature Loss. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2022. Vol. 19. Pp. 1–5. URL: <https://doi.org/10.1109/LGRS.2021.3067678>.
2. Polap D., Wlodarczyk-Sielicka M. Classification of Non-Conventional Ships Using a Neural Bag-Of-Words Mechanism. *Sensors*. 2020. Vol. 20, No. 6. Pp. 1608. URL: <https://doi.org/10.3390/s20061608>.
3. Pitsikalis M., Do T.-T., Lisitsa A., Luo S. Logic Rules Meet Deep Learning: A Novel Approach for Ship Type Classification: Rules and Reasoning, Cham, Springer International Publishing, 2021. Pp.203–217. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-91167-6_14.

Додаток Б

1

Хмельницький національний університет

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

Метод визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами

Виконав: студент групи КНм-23-2

Богдан КОНСТАНТИНОВ

2

Актуальність роботи

Актуальність методу визначення типів суден на супутникових зображеннях за допомогою нейромережових засобів обумовлена необхідністю ефективного моніторингу морських акваторій для вирішення завдань безпеки, екологічного контролю, управління судноплавством і боротьби з нелегальною діяльністю. Використання сучасних нейромережових технологій дозволяє автоматизувати аналіз великого обсягу даних, підвищуючи точність і швидкість ідентифікації суден, що є критично важливим в умовах динамічної ситуації на морі.

Мета кваліфікаційної роботи

Підвищенні точності виявлення та класифікації суден на супутникових знімках шляхом розробки методу з використанням механізму уваги в архітектурі нейронної мережі.

Задачі роботи

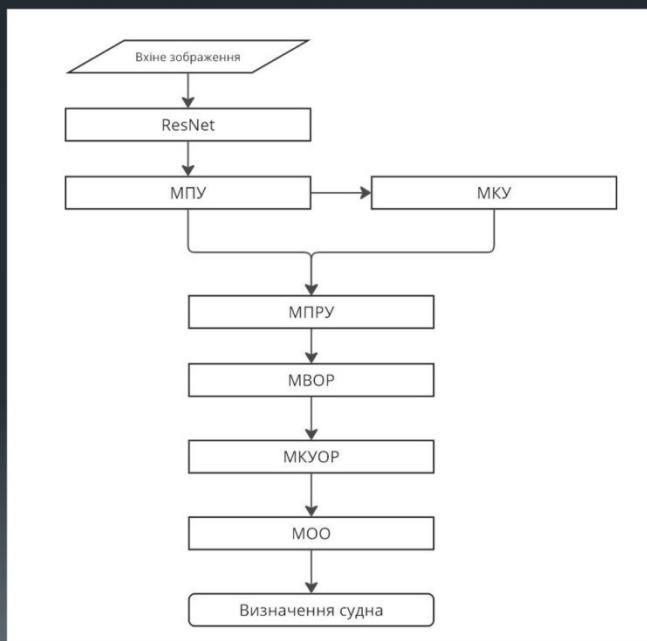
- – провести аналіз існуючих методів та підходів до виявлення суден на супутникових знімках, зокрема з використанням нейронних мереж;
- – розробити архітектуру нейронної мережі з інтегрованими механізмами просторової та каналної уваги;
- – реалізувати механізми уваги для фокусування на релевантних областях зображення та каналах ознак при виявленні суден різних типів;
- – провести експериментальне дослідження ефективності розробленого методу у задачах виявлення та суден.

Наукова новизна

Удосконалено метод виявлення суден на супутникових знімках, який відрізняється від існуючих інтеграцією просторових та каналних механізмів уваги, що включає модифіковану базову мережу, мережу пропозицій регіонів з увагою, що дозволило підвищити точність виявлення та класифікації суден, особливо в умовах складних сцен та при роботі з малорозмірними об'єктами.

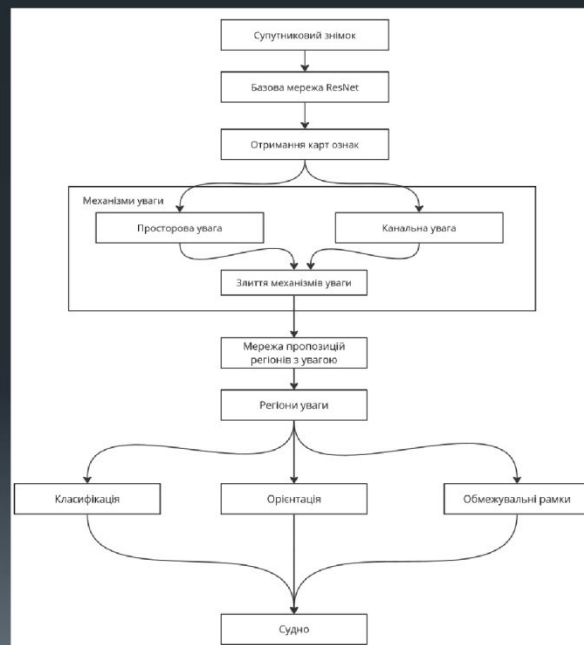
Компоненти методу визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами

Модуль просторової уваги (МПУ).
 Модуль каналної уваги (МКУ).
 Мережа пропозицій регіонів з увагою (МПРУ).
 Модуль виділення ознак регіону (МВОР).
 Модуль класифікації та уточнення обмежувальних рамок (МКУОР).
 Модуль оцінки орієнтації (МОО).



Структурна схема нейронної мережі розпізнавання суден

7



8

Метод визначення типів суден на супутникових зображеннях

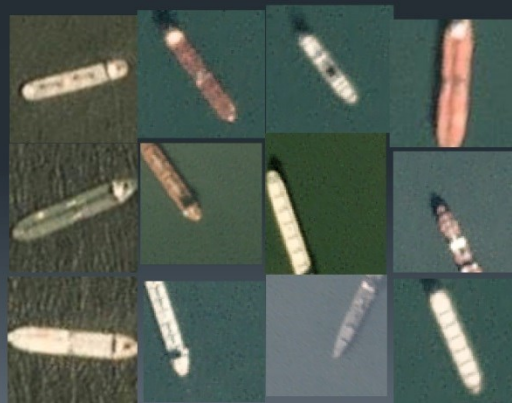
- Крок 1. Отримання вхідного супутникового зображення та його попередня обробка з нормалізацією та масштабуванням до стандартного розміру.
- Крок 2. Виконання первинного аналізу зображення через модифіковану архітектуру ResNet-101 для отримання карт ознак різного рівня абстракції.
- Крок 3. Застосування просторових та каналних механізмів уваги для фокусування на значущих регіонах та характеристиках зображення.
- Крок 4. Генерація пропозицій регіонів на основі модифікованого Faster R-CNN з використанням механізмів уваги для уточнення областей інтересу.
- Крок 5. Проведення геометричного аналізу виявлених регіонів для визначення орієнтації суден та уточнення їх розмірів і положення.
- Крок 6. Виконання класифікації типу судна для кожного виявленого регіону з корекцією обмежувальних рамок та оцінкою впевненості.
- Крок 7. Формування фінальних результатів з обчисленням метрик якості класифікації та перевіркою точності визначення положення об'єктів.

Сцена із зображеннями кораблів

9

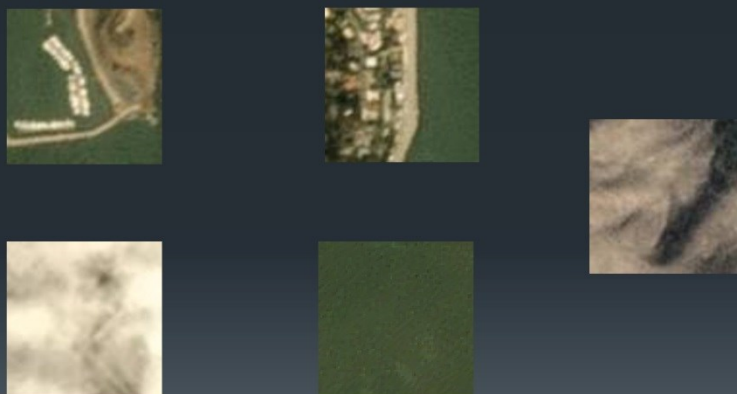


Зображення морських суден



10

Зображення з відсутністю морських суден



Базове розпізнавання морських суден



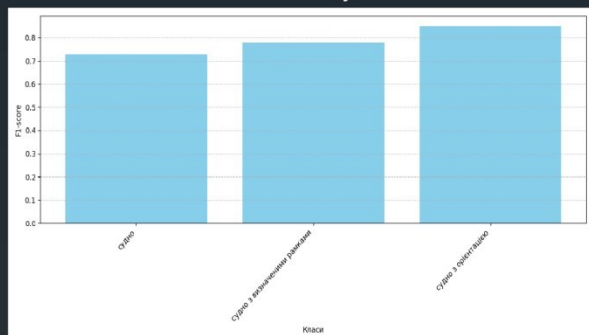
Розпізнавання із застосуванням обмежувальних рамок



Розпізнавання із застосування зміни орієнтації



Значення оцінки F1-score для детектування морських суден

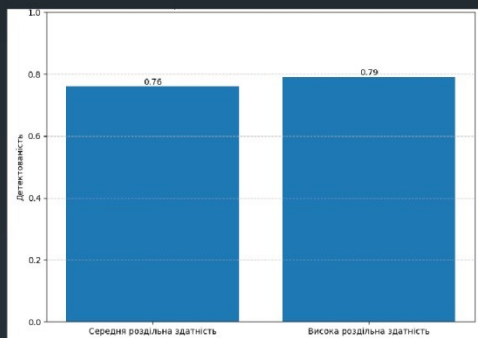


Матриця заплутаності для визначення суден

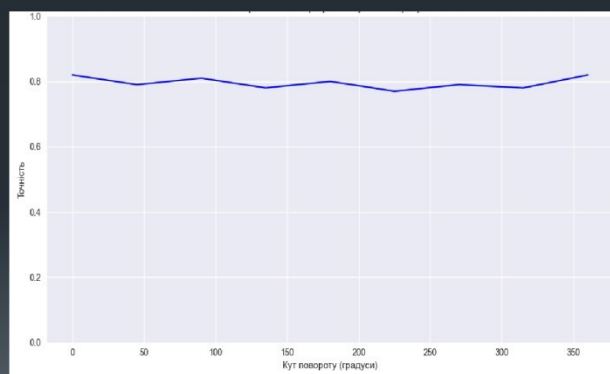
		Матриця заплутаності		
		Судно	З рамками	З орієнтацією
Клас	Судно	53	10	5
	Справний клас з рамками	8	71	12
	З орієнтацією	3	15	64

Середнє значення детектованості суден залежно від роздільної здатності зображень

13

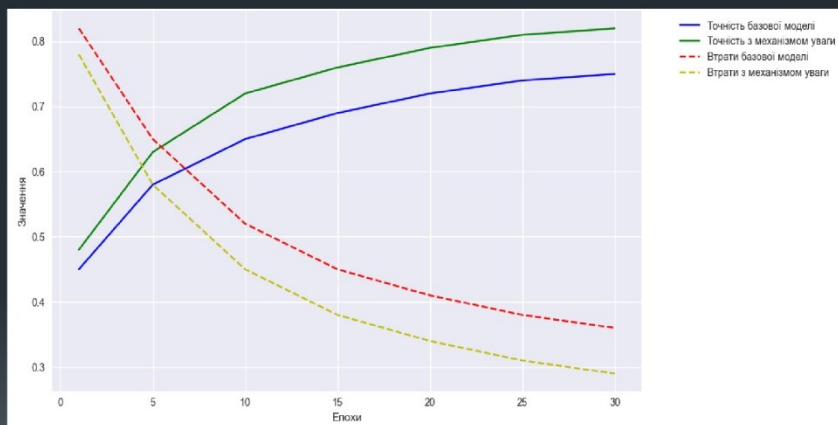


Зміна точності в процесі навчання залежно від кута повороту



14

Зміна характеристик в процесі навчання



Висновки

- 1. В результаті проведеного аналізу існуючих методів та підходів до виявлення суден на супутникових знімках встановлено, що використання нейромережових методів у поєднанні з механізмами уваги є найбільш перспективним напрямком для підвищення точності класифікації та виявлення суден. Проведений аналіз допоміг визначити основні вимоги до архітектури системи та вибрати оптимальні підходи до її реалізації.
- 2. Розроблено архітектуру нейронної мережі з інтегрованими механізмами просторової та каналної уваги на базі ResNet-101. Запропонована архітектура забезпечує ефективне виділення ознак та їх аналіз на різних рівнях абстракції, що дозволяє досягти високої точності у визначенні типів суден.
- 3. Реалізовано механізми уваги для фокусування на релевантних областях зображення та каналах ознак при виявленні суден різних типів. Експериментально підтверджено, що впровадження механізмів уваги підвищує точність класифікації на 3-5% порівняно з базовою архітектурою, особливо для складних сцен та малорозмірних об'єктів.
- 4. Проведене експериментальне дослідження на наборі даних Ships in Satellite Imagery підтвердило ефективність розробленого методу. Досягнуто значення F1-score 0.8 для суден з визначенням орієнтації, при цьому система зберігає високу ефективність (0.76) навіть при середній роздільній здатності зображень.

Дякую за увагу!

Anti-Plagiarism v-15.258 Educational

Максимальне співпадіння з одним документом 9.0%

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. **Помилки в документах: 7%**

ID: 160129 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА на тему Метод визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами Додано в БД: 2024-12-16 Автора: Богдан КОНСТАНТИНОВ Керівники: Едуард МАНЗЮК Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	110314	1668	11423 (10%)	175 (10%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Богдан КОНСТАНТИНОВ

Співавтор:

Назва: Метод визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами

Науковий керівник: Едуард МАНЗІЮК

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1:0.7%

Коефіцієнт подібності 2:0.4%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 4

Інтервали: 0

Білі знаки: 1

Дата створення звіту: 2024-12-16 18:47:13.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

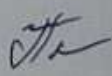
Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедурам. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

Дата 16.12.2024

експерт

 Лещо-Васьків Р. С.

**РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ**

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованою системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Метод визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами

Автор: студент гр. КНМ-23-2 Богдан КОНСТАНТИНОВ

Спеціальність: 122 – Комп'ютерна наука

Освітня програма: освітньо-професійна

Науковий керівник: д.т.н., професор Манзюк Е.А.

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	<i>відповідає</i>
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи.	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі є плагіатом, оскільки: запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; серед запозичень знаходяться загальновідомі терміни, скорочення.

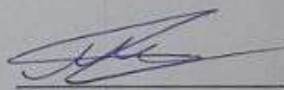
Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості, складає:

- за системою Anti-Plagiarism: 9%;

- за системою StrikePlagiarism: 0.7% та 0.4%.

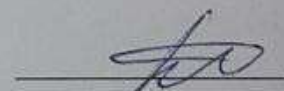
Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості є допустимим.

Керівник роботи



Едуард МАНЗЮК

Гарант ОП



Руслан БАГРІЙ

Завідувач кафедри КН



Олександр БАРМАК



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА
на кваліфікаційну роботу магістра

студентки гр. КНМ-23-2 Богдан КОНСТАНТИНОВ

за темою Метод визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами

1. Актуальність теми

Актуальність теми зумовлена значенням цієї технології для забезпечення морської безпеки, ефективного моніторингу морського трафіку та розвитку інноваційних методів аналізу супутникових даних. Можливість ідентифікувати типи суден за супутниковими знімками відіграє ключову роль у боротьбі з різноманітними загрозами на морі, оптимізації логістики та управлінні портами. Дослідження методів визначення типів суден за допомогою нейронних мереж має практичну цінність для широкого спектру галузей, пов'язаних з морською діяльністю та безпекою, що робить цю тему актуальною та важливою в сучасних умовах розвитку технологій та зростання викликів у морській сфері.

2. Відповідність роботи предметній області Стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки

Робота відповідає предметній області спеціальності 122 "Комп'ютерні науки", оскільки вона ґрунтується на застосуванні методів машинного навчання, зокрема нейронних мереж. Дослідження передбачає використання алгоритмів, структур даних, аналізу даних, які є фундаментальними для комп'ютерних наук, та має потенційне практичне значення в різних галузях, демонструючи міждисциплінарний характер цієї спеціальності.

3. Професійні та особистісні якості

Під час роботи над магістерським дослідженням Богдан КОНСТАНТИНОВ продемонстрував високий рівень професійної компетентності в галузі комп'ютерних наук, відповідально та ефективно вирішуючи завдання з розробки методів визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

При виконанні магістерської роботи студент виявив високий рівень самостійності, запропонувавши інноваційний підхід до ідентифікації типів суден на супутникових знімках із застосуванням нейронних мереж, що дало змогу покращити результативність та точність визначення суден порівняно з наявними методами у цій галузі.

5. Наукова новизна та оригінальність запропонованих підходів

Удосконалено метод виявлення суден на супутникових знімках, який відрізняється від існуючих інтеграцією просторових та каналних механізмів уваги, що включає модифіковану базову мережу, мережу пропозицій регіонів з увагою, що дозволило підвищити точність виявлення та класифікації суден, особливо в умовах складних сцен та при роботі з малорозмірними об'єктами.

6. Ступінь оволодіння методами дослідження

Під час роботи над магістерським дослідженням студент продемонстрував глибоке розуміння та вміле застосування методів комп'ютерних наук, зокрема нейромережових підходів, для аналізу супутникових зображень та вирішення задачі визначення типів суден, що свідчить про його високий рівень оволодіння сучасними методами дослідження в галузі штучного інтелекту та комп'ютерного зору.

7. Повнота та якість розкриття теми роботи

У магістерській роботі тема розкрита повністю та ґрунтовно. Робота відзначається логічною структурою, глибиною аналізу та якістю викладення матеріалу, що свідчить про високий рівень розуміння предметної області та здатність до самостійного наукового пошуку.

8. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладення матеріалу

Магістерська робота характеризується чіткою логічною структурою, послідовним викладенням матеріалу та аргументованістю висновків. Автор демонструє високий рівень літературної грамотності, дотримуючись наукового стилю викладення та забезпечуючи легкість сприйняття тексту. Думки та ідеї подано в логічній послідовності, з належним обґрунтуванням та посиланнями на релевантні джерела.

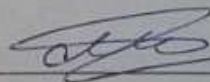
9. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи, окремих її частин

Розроблений у магістерській роботі метод визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережовими засобами має широкі можливості практичного застосування в галузях морської безпеки, моніторингу морського трафіку, логістики та управління портами.

10. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи до захисту, на яку оцінку заслуговує робота

Враховуючи належний рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «добре».

Керівник



д.т.н., професор каф.КН Едуард МАНЗЮК



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МОН УКРАЇНИ

Кафедра комп'ютерних наук



ВІДГУК ОПОНЕНТА

на кваліфікаційну роботу магістра

студента гр. КНМ-23-2 Богдан КОНСТАНТИНОВ

за темою Метод визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами

1. Актуальність обраної теми

Актуальність обраної теми зумовлена потребою вдосконалення методів ідентифікації суден на супутникових знімках для забезпечення морської безпеки та ефективного моніторингу морського трафіку із використанням сучасних технологій штучного інтелекту та комп'ютерного зору.

2. Відповідність роботи предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та загальним вимогам до наукових робіт

Магістерська робота повністю відповідає предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки, оскільки ґрунтується на застосуванні методів машинного навчання, зокрема нейронних мереж, для вирішення задачі аналізу візуальних даних. Дослідження спирається на використання фундаментальних знань та навичок у галузі комп'ютерних наук, таких як алгоритми, структури даних, програмування та аналіз даних. Робота також відповідає загальним вимогам до наукових робіт, маючи чітку структуру, обґрунтовану актуальність, визначену мету та завдання, ґрунтовний аналіз існуючих підходів, детальний опис запропонованого методу та результати експериментальних досліджень, що підтверджують його ефективність.

3. Повнота розкриття мети та завдань дослідження

Мета та завдання дослідження розкриті повністю. Автор чітко формулює мету роботи – розробити метод визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами. Для досягнення мети послідовно вирішуються поставлені завдання, що включають аналіз існуючих підходів, розробку методу, його реалізацію та експериментальну перевірку ефективності.

4. Наявність наукової новизни

Наукова новизна роботи полягає в розробці оригінального методу визначення типів суден на супутникових зображеннях, який базується на застосуванні нейромережових засобів. Запропонований підхід дозволяє підвищити точність та

ефективність ідентифікації суден порівняно з існуючими методами, що є внеском у розвиток галузі комп'ютерного зору та морської безпеки.

5. Зміст кожного розділу роботи

Робота містить чотири розділи. В першому розділі представлено аналіз систем визначення об'єктів на зображеннях та можливості застосування для виявлення суден. Другий розділ містить розробку структурних компонентів системи визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами. Третій розділ присвячено розробці методу визначення типів суден з використанням механізмів уваги. Розділ чотири містить експериментальну перевірку методу визначення типів суден на супутникових зображеннях нейромережевими засобами

6. Ступінь розкриття теми роботи

Тема роботи розкрита повністю. Автор аналізує проблематику ідентифікації суден на супутникових знімках, розглядає існуючі методи та обґрунтовує необхідність розробки нового. Детально описано запропонований метод на основі нейронних мереж, наведено архітектуру моделі. Експериментальні дослідження на реальних даних підтверджують ефективність методу. Робота містить висновки та рекомендації щодо практичного застосування розробки.

7. Якість оформлення кваліфікаційної роботи

Якість оформлення кваліфікаційної роботи повинна відповідати встановленим академічним стандартам, демонструючи чіткість, послідовність та професійність у структурі, форматуванні та презентації матеріалу.

8. Недоліки кваліфікаційної роботи

Недоліки кваліфікаційної роботи включають помилки в оформленні та можливість глибшого розкриття теми.

9. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), якої оцінки заслуговує кваліфікаційна робота

Враховуючи рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка *добре*.

Опонент

*Марина Валерія Володимирівна,
зав. каф. АІІІ та Р*

