

## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу

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 групи КН-21-1 \_\_\_\_\_ Євгеній ФАБИНЮК \_\_\_\_\_  
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ  
Керівник: \_\_\_\_\_ ст. викладач кафедри КН \_\_\_\_\_ Тетяна СКРИПНИК \_\_\_\_\_  
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ  
Нормоконтроль: \_\_\_\_\_ к.т.н., доц. каф. КН \_\_\_\_\_ Руслан БАГРІЙ \_\_\_\_\_  
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:  
Зав. кафедри КН, д.т.н., професор \_\_\_\_\_ Олександр БАРМАК \_\_\_\_\_  
Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

18 06 2025 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій

Кафедра комп'ютерних наук

Освітній ступінь бакалавр

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма освітньо-професійна програма підготовки бакалавра

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук

(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

« 10 » 02 2025 року

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу»
2. Завдання видано студенту Євгеній ФАБИНЮК  
(ім'я, прізвище)
3. Керівник роботи ст. викладач кафедри КН Тетяна СКРИПНИК  
(посада, ім'я, прізвище)
4. Затверджено наказом університету від « 07 » 02 2025 р. № 23
5. Дата видачі завдання студенту: « 10 » 02 2025 р.
6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

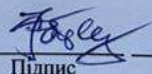
Мета роботи – підвищення точності ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу.  
Завдання: дослідити сучасний стан технологій розпізнавання надводних об'єктів за допомогою БПЛА; розробити метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибоких мереж для обробки даних БПЛА-моніторингу; спроектувати архітектуру системи для автоматизованої класифікації надводних об'єктів на основі відеоданих з БПЛА; провести експериментальне дослідження розробленого методу.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником, складання календарного графіка виконання роботи	січень 2025	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети та задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2025	виконано
3	Проектування та розробка загальної архітектури системи, вибір засобів реалізації програмного забезпечення	березень 2025	виконано
4	Розробка інформаційної системи	квітень 2025	виконано
5	Написання пояснювальної записки, урахування зауважень керівника, оформлення згідно вимог	травень 2025	виконано
6	Розробка презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2025	виконано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка на плагіат, нормоконтроль	червень 2025	виконано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи бакалавра	червень 2025	виконано

Виконавець: студент групи КН-21-1

Група виконавця

  
Підпис

Євгеній ФАБИНЮК

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: ст. викладач кафедри КН

Науковий ступінь, посада

  
Підпис

Тетяна СКРИПНИК

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: Метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу.

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-21-1 Євгеній ФАБИНЮК.

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: ст. викладач кафедри КН Тетяна СКРИПНИК

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
57	16	2	42	2

У кваліфікаційній роботі вирішено актуальну задачу підвищення точності багатокласової ідентифікації ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу. Запропоновано метод ідентифікації надводних об'єктів, який включає попередню обробку зображень, сегментацію регіонів інтересу, аналіз виділених областей за допомогою згорткової нейронної мережі та верифікацію результатів ідентифікації. Розроблено архітектуру нейронної мережі на базі моделі YOLO, оптимізовану для роботи з даними аерофотозйомки.

Ключові слова: багатокласова ідентифікація, надводні об'єкти, глибоке навчання, БПЛА-моніторинг, комп'ютерний зір, згорткові нейронні мережі, YOLO.

Виконавець:

студент групи КН-21-1  
Група виконавця

Євгеній  
Підпис

Євгеній ФАБИНЮК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## Зміст

Перелік скорочень .....	2
Вступ.....	3
Розділ 1 Аналіз підходів багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання.....	5
1.1 Аналіз інформаційних моделей ідентифікації об'єктів .....	5
1.2 Огляд методів попередньої обробки та сегментації зображень.....	8
1.3 Специфіка застосування БПЛА для моніторингу надводних об'єктів .....	10
1.4 Мета, задачі до реалізації інформаційної системи .....	13
Розділ 2 Метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу .....	14
2.1 Структура методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів.....	14
2.2 Структура інформаційної системи .....	19
2.3 Архітектура системи автоматизованої обробки даних .....	22
2.4 Архітектура інформаційної системи багатокласової ідентифікації надводних об'єктів та взаємозв'язок компонентів .....	26
2.5 Застосування програмних компонентів багатокласової ідентифікації .....	30
2.6 Висновок до розділу 2 .....	32
Розділ 3 Експериментальна перевірка методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів.....	34
3.1 Опис структури даних для експериментів .....	34
3.2 Методика проведення експериментальних досліджень з реалізації методу .....	36
3.3 Компоненти програмного комплексу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів .....	39
3.4 Оцінка результатів багатокласової ідентифікації надводних об'єктів .....	43
3.5 Висновок до розділу 3 .....	50
Висновки .....	51
Перелік посилань.....	52
ДОДАТКИ	

## Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
БІ	Багатокласова ідентифікація
БПЛА	Безпілотний літальний апарат
ЗНМ	Згорткова нейронна мережа
КРБ	Кваліфікаційна робота бакалавра
НО	Надводні об'єкти
ШІ	Штучний інтелект
FPS	Frames Per Second – кадрів за секунду
IoU	Intersection over Union – перетин над об'єднанням
mAP	mean Average Precision – середня точність
NMS	Non-Maximum Suppression – придушення немаксимумів
YOLO	You Only Look Once – алгоритм одноетапного виявлення об'єктів

## Вступ

Кваліфікаційна робота стосується розробки методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу

**Актуальність теми.** В умовах сучасного розвитку морської безпеки та моніторингу водних акваторій особливої актуальності набуває розробка методів автоматизованої ідентифікації надводних об'єктів. Безпілотні літальні апарати (БПЛА) стали потужним інструментом для отримання високоякісних зображень водної поверхні, однак обробка та аналіз цих даних все ще залишаються складним завданням, особливо в контексті багатокласової класифікації різнотипних надводних об'єктів.

Актуальність розробки методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу зумовлена кількома ключовими факторами. Зростанням загроз морській безпеці, що вимагає створення надійних систем автоматичного розпізнавання та класифікації суден, катерів та інших плавзасобів для контролю морських і річкових акваторій, виявлення несанкціонованого доступу та запобігання протиправній діяльності.

Інтенсивним розвитком технологій БПЛА дає змогу нові можливості для отримання високоякісних даних моніторингу у важкодоступних районах та за різних погодних умов. Проте, використання цих даних потребує розробки спеціалізованих алгоритмів автоматизованої обробки зображень.

Особливої актуальності тема набуває в контексті створення інтегрованих систем морського моніторингу, де точна багатокласова ідентифікація надводних об'єктів є дуже важливою для отримання рішень щодо управління водним трафіком, проведення пошуково-рятувальних операцій, охорони морських кордонів та екологічного моніторингу акваторій.

Таким чином, розробка методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-

моніторингу є актуальним завданням, вирішення якого матиме суттєвий науковий та практичний внесок в розвиток систем морської безпеки та моніторингу водних акваторій.

**Об'єкт дослідження** – процес ідентифікації надводних об'єктів на основі даних, отриманих з безпілотних літальних апаратів

**Предмет дослідження** – методи та алгоритми багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням технологій глибокого навчання для аналізу даних БПЛА-моніторингу

**Мета кваліфікаційної роботи бакалавра** – підвищення точності ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу.

Завдання кваліфікаційної роботи:

- дослідити сучасний стан технологій розпізнавання надводних об'єктів за допомогою БПЛА;
- розробити метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибоких мереж для обробки даних БПЛА-моніторингу;
- спроектувати архітектуру системи для автоматизованої класифікації надводних об'єктів на основі відеоданих з БПЛА;
- провести експериментальне дослідження розробленого методу.

## **Розділ 1 Аналіз підходів багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання**

### **1.1 Аналіз інформаційних моделей ідентифікації об'єктів**

Технології безпілотних літальних апаратів (БПЛА) та методів ШІ за останній час зумовили значний прогрес у сфері виявлення та класифікації надводних об'єктів. Інтеграція алгоритмів комп'ютерного зору та нейромережевих підходів дозволила досягти нового рівня автоматизації моніторингу морських акваторій. Використання даних, отриманих за допомогою БПЛА, для ідентифікації різних типів надводних об'єктів є перспективним напрямком досліджень з зважаючи на мобільність, доступну вартість та можливість оперативного реагування таких систем.

Морський моніторинг з використанням БПЛА набуває все більшого значення для широкого спектру застосувань, включаючи спостереження за морським трафіком, контроль незаконного рибальства, пошуково-рятувальні операції, охорону морських кордонів та екологічний моніторинг. Поєднання переваг БПЛА гнучкість розгортання, відсутність ризику для персоналу, низька вартість експлуатації з потужними можливостями алгоритмів глибокого навчання відкриває нові перспективи для автоматизованих систем спостереження. Застосування БПЛА дозволяє подолати ці обмеження, забезпечуючи можливість оперативного розгортання системи спостереження в необхідному районі з високою просторовою роздільною здатністю зображень.

Сучасні підходи до багатокласової ідентифікації надводних об'єктів охоплюють широкий спектр методів, які можуть бути структуровані за кількома ключовими напрямками: архітектури мереж для встановлення об'єктів, методи оброблення зображень та визначення елементів, специфіка застосування БПЛА для збору даних над водною поверхнею, підходи до навчання моделей та методи подолання специфічних обмежень морського середовища.

Удосконалення архітектури Faster R-CNN дозволило підвищити точність виявлення малорозмірних суден на зображеннях з БПЛА. Ця модифікація

включає додатковий модуль просторової уваги, що покращує локалізацію об'єктів на складному фоні морської поверхні. Однак обчислювальна складність таких мереж залишається суттєвим обмеженням для їх застосування в системах реального часу [1–3].

Модифіковані архітектури Faster R-CNN з використанням механізму передачі навчання демонструють високий потенціал для підвищення точності розпізнавання об'єктів на аерофотознімках [1]. Цей підхід для адаптації до виявлення надводних об'єктів, особливо в умовах обмежених навчальних даних. Проте залишаються проблеми з виявленням об'єктів малого розміру, що є критичним для морських сценаріїв.

Багатомасштабні архітектури на основі пірамідальної мережі дозволяють виявляти судна різних розмірів у складних сценах [2]. Незважаючи на високу точність, такі моделі вимагають значних обчислювальних ресурсів для обробки високороздільних зображень, що ускладнює їх впровадження на платформах з обмеженими ресурсами, такими як малі БПЛА.

Методи глибокого навчання для класифікації ділянок ґрунту з використанням невеликої кількості спектральних каналів показують високу точність для легких БПЛА з простими камерами [3]. Запропоновані підходи дозволяють сегментувати водні поверхні та виявляти об'єкти на них навіть при використанні камер з обмеженими можливостями.

Характерною особливістю двоетапних детекторів на основі регіонів є їх висока точність, особливо у складних сценаріях з багатьма об'єктами різного розміру. Проте суттєвим недоліком залишається повільність роботи порівняно з одноетапними детекторами, що обмежує їх застосування в системах реального часу на платформах з обмеженими обчислювальними ресурсами, такими як БПЛА.

Використання легких архітектур на основі YOLO та SSD дозволяє досягти компромісу між швидкістю інференції та точністю розпізнавання. Експериментальні дослідження показали, що модифіковані версії YOLOv4 та YOLOv5 демонструють прийнятну точність при ідентифікації надводних об'єктів

з високою швидкістю обробки кадрів. Проте їх точність значно знижується при виявленні дрібних об'єктів та у складних погодних умовах [4–8].

Трансформерні архітектури для детекції об'єктів, такі як DETR та Swin Transformer, запропонували новий підхід до проблеми виявлення, відходячи від традиційних методів на основі якорів. Ці моделі показують багатообіцяючі результати при ідентифікації надводних об'єктів, особливо в умовах часткового перекриття. Обмеженням цих архітектур є висока складність навчання та значний обсяг параметрів [9, 10].

Новий підхід до регресії обмежувальних рамок з використанням метрики Distance-IoU виявився особливо при виявленні об'єктів з нестандартною формою або частковим перекриттям [9]. Цей підхід покращує точність локалізації об'єктів на складному фоні морської поверхні, демонструючи перевагу над традиційними метриками IoU.

Трансформерні архітектури здатні моделювати глобальні залежності в зображеннях, що особливо важливо для виявлення об'єктів у складних сценах [10–13]. Однак значна кількість параметрів цих моделей вимагає великих обсягів навчальних даних та обчислювальних ресурсів.

Трансформерні архітектури представляють новий етап у розвитку методів виявлення об'єктів, пропонуючи переваги в моделюванні далеких залежностей та контекстної інформації. Проте висока ресурсоемність цих моделей залишається викликом для їх впровадження на платформах з обмеженими обчислювальними можливостями.

Ансамблеві підходи, що комбінують переваги різних архітектур, дозволяють досягти більш високої точності в широкому спектрі умов. Поєднання детекторів на основі різних моделей з використанням зваженого усереднення передбачень дозволяє компенсувати недоліки окремих моделей. Цей підхід вимагає більше обчислювальних ресурсів для розгортання, що ускладнює його використання на обмежених платформах безпосередньо на БПЛА [14–17].

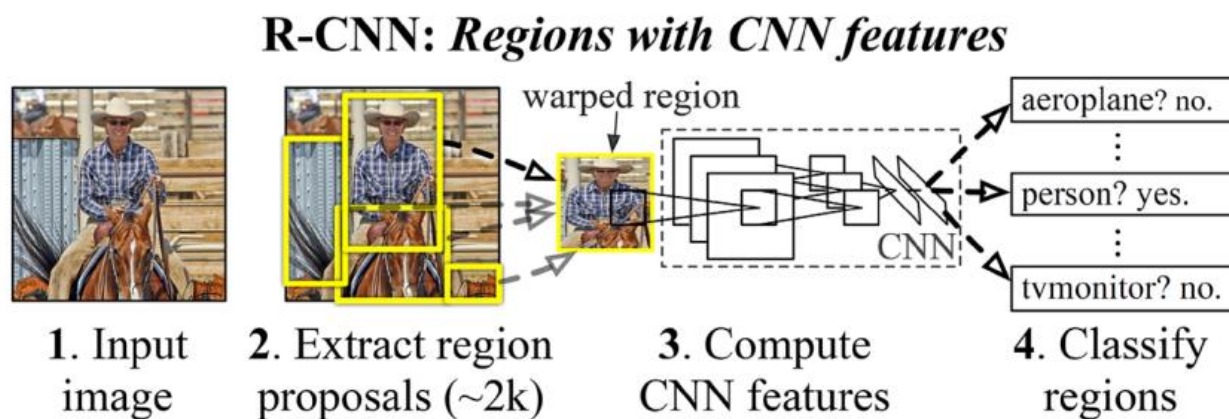


Рисунок 1.1 – Детальна архітектура RCNN [11]

Гібридні архітектури, що комбінують CNN з рекурентними нейронними мережами або модулями уваги, забезпечують покращену чутливість до просторово-часових патернів, що особливо важливо для аналізу послідовностей зображень з БПЛА. Такі підходи дозволяють враховувати динаміку руху об'єктів та зміни умов спостереження, підвищуючи стабільність ідентифікації.

## 1.2 Огляд методів попередньої обробки та сегментації зображень

Точність систем ідентифікації надводних об'єктів значною мірою залежить від якості попередньої обробки зображень, особливо в контексті складних умов морського середовища.

Методи підвищення контрасту та придушення віддзеркалень сонця на водній поверхні відіграють важливу роль у підготовці даних. Адаптивне вирівнювання гістограми поєднанні з фільтрацією в просторі HSV дозволяє мінімізувати негативний вплив сонячних відблисків на якість розпізнавання. Проте ці методи можуть призводити до втрати інформації в затінених ділянках зображення [18–22].

Алгоритми сегментації водної поверхні на зображеннях з БПЛА використовують як традиційні підходи, так і методи глибокого навчання. Сегментація на основі U-Net та DeepLabV3+ показує високу точність визначення берегової лінії та розділення водних об'єктів від суші, що дозволяє фокусувати

аналіз лише на релевантних ділянках зображення. Недоліком таких підходів є необхідність створення детальних анотацій для масок сегментації та значні обчислювальні витрати на етапі навчання [23–25].

Набори даних SAR для виявлення суден в умовах складного фону та двоетапні підходи до сегментації морської поверхні значно зменшують кількість хибних спрацьовувань [23]. Спочатку сегментується водна поверхня, а потім у межах цієї області виконується пошук потенційних об'єктів.

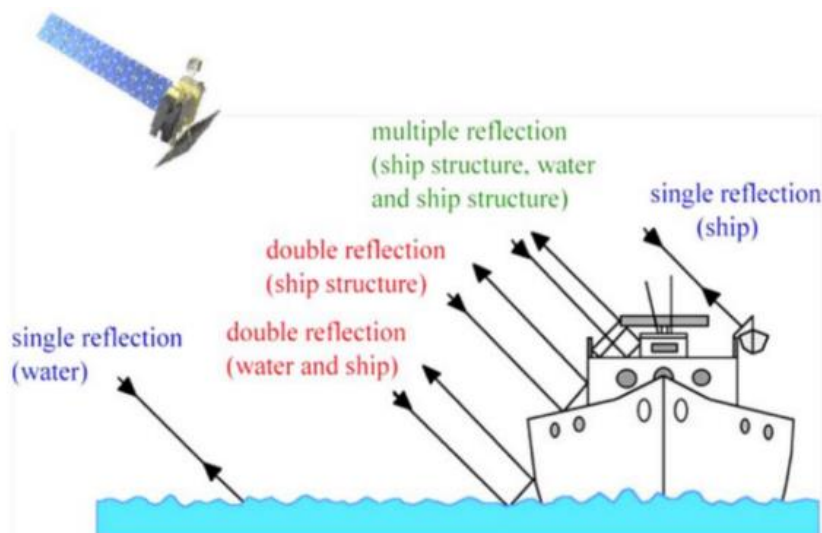


Рисунок 1.2 – Механізми розсіювання на зображеннях SAR [23]

Методи сегментації водної поверхні та берегової лінії є критично важливими для зменшення кількості хибних спрацьовувань. Особливо це актуально при моніторингу прибережних зон, де щільність об'єктів на суші та воді може бути значною.

Методи компенсації атмосферних впливів та метеорологічних умов при обробці зображень відіграють ключову роль у забезпеченні стабільної роботи систем розпізнавання. Застосування технік видалення туману на основі глибоких нейронних мереж та корекції кольору за різних умов освітлення значно підвищує якість вхідних даних. Однак ці методи можуть вносити артефакти, що впливають на подальший аналіз [26–28]. Архітектура DeepUNet для піксельної сегментації суші та моря на зображеннях демонструє високу стійкість до атмосферних впливів [26]. Додаткові шари для адаптивної нормалізації вхідних даних підвищують стабільність роботи моделі в різних погодних умовах.

Методи компенсації атмосферних впливів є особливо важливими для систем, що повинні функціонувати в режимі 24/7 незалежно від погодних умов. Розробка стійких алгоритмів обробки зображень, здатних давати результат за туману, дощу, низької освітленості та інших атмосферних явищ, залишається актуальним напрямком досліджень у галузі морського моніторингу.

### **1.3 Специфіка застосування БПЛА для моніторингу надводних об'єктів**

Особливості використання БПЛА для збирання даних над водною поверхнею мають значний вплив на якість та характеристики отримуваної інформації.

Вплив висоти польоту та роздільної здатності камери на точність ідентифікації об'єктів є критичним фактором при плануванні місій. Експериментальні дослідження показали, що оптимальне співвідношення висоти та роздільної здатності залежить від розмірів цільових об'єктів та вимог до деталізації. Значним обмеженням виступає компроміс між площею охоплення та детальністю зображення [29, 30].

Оптимізація параметрів збору даних є критично важливою для балансування між площею охоплення, детальністю зображень та енергоефективністю місії БПЛА. Залежно від конкретних цілей моніторингу (виявлення великих суден, ідентифікація малих об'єктів, спостереження за певною ділянкою) оптимальні параметри можуть суттєво відрізнитися.

Методи стабілізації зображення та корекції геометричних спотворень забезпечують високу якість даних при складних умовах польоту. Використання апаратної стабілізації камери у поєднанні з програмними алгоритмами компенсації вібрацій дозволяє отримувати чіткі зображення навіть при сильному вітрі. Проте такі системи збільшують вагу корисного навантаження та енергоспоживання дрона [31, 32].

Методи стабілізації зображення та корекції геометричних спотворень є особливо важливими для систем морського моніторингу, оскільки умови над водною поверхнею часто характеризуються сильними вітрами та турбулентністю. Крім того, відблиски від води та динамічний фон створюють додаткові виклики для алгоритмів обробки зображень, що вимагає методів стабілізації.

Оптимізація траєкторії польоту для охоплення акваторії з урахуванням енергетичних обмежень БПЛА є важливим напрямком досліджень. Недоліком сучасних підходів є складність адаптації до динамічних умов та обмежена автономність прийняття рішень [33, 34]. Оптимізація траєкторії польоту з урахуванням покриття радарних систем може значно підвищити точність комбінованої системи спостереження, що використовує як супутникові, так і дані БПЛА [33].

Методи мультиспектрального аналізу та використання тепловізійних камер розширюють можливості виявлення об'єктів за різної видимості. Інтеграція даних з різних спектральних діапазонів дозволяє підвищити стійкість системи до погодних факторів та часу доби. Суттєвим обмеженням цього підходу є висока вартість обладнання та складність калібрування різнорідних сенсорів [35]. Методи автоматичного виявлення цілей на високороздільних знімках дистанційного зондування з використанням моделі просторового розрідженого кодування "мішок слів" демонструють підвищену стійкість при використанні даних з різних спектральних діапазонів [35]. Це дозволяє краще адаптуватися до змін освітлення та погодних умов. Технічна складність інтеграції таких систем на малих БПЛА залишається суттєвим викликом [36, 37].

Інтеграція різних типів сенсорних даних представляє багатообіцяючий напрямок для підвищення надійності систем морського моніторингу. Комбінування переваг різних типів сенсорів дозволяє створювати всепогодні системи, здатні функціонувати в будь-який час доби та в різних метеорологічних умовах. Розробка методів злиття даних та їх інтерпретації залишається важливим напрямком досліджень у цій галузі.

Методи виявлення прибережних суден на основі згорткових нейронних мереж дають хороші результати при використанні комплексної стратегії аугментації даних [38]. Урахування специфіки прибережних зон, включаючи різноманітність фонів, варіації освітлення та хвилювання моря, підтверджує точність цього підходу для підвищення точності виявлення суден.

Методи трансферного навчання та навчання з малою кількістю даних особливо актуальні в контексті розпізнавання специфічних типів суден. Використання моделей, попередньо навчених на загальних наборах даних з подальшим доналаштуванням на спеціалізованих колекціях морських об'єктів, дозволяє досягти високої точності при обмежених навчальних вибірках. Обмеженням таких підходів є проблема негативного переносу при значній відмінності між доменами. Мережі SVD для виявлення суден на оптичних космічних знімках дають хороші результати при використанні трансферного навчання [39].

Методи виявлення суден з використанням глибоких згорткових нейронних мереж для поляриметричних радарних зображень спеціально адаптовані для роботи в умовах сильного хвилювання моря [40]. Багатомасштабна стратегія аналізу дозволяє виявляти судна різних розмірів навіть при значних хвилях.

Методи виявлення суден на радарних зображеннях з використанням сегментації моря та суші включають спеціальні техніки для компенсації впливу хвиль на радарний сигнал [41]. Це підвищує точність виявлення суден у складних морських умовах.

Аналіз архітектур мереж показує тенденцію до переходу від традиційних двоетапних детекторів (Faster R-CNN) до легших та швидших одноетапних моделей (YOLO, SSD) та нових трансформерних архітектур. Кожен підхід має свої переваги та обмеження, а їх поєднання у гібридних або ансамблевих моделях представляється перспективним напрямком для підвищення точності та надійності систем виявлення надводних об'єктів.

## **1.4 Мета, задачі до реалізації інформаційної системи**

Метою роботи є підвищення точності ідентифікації ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра:

- дослідити сучасний стан технологій розпізнавання надводних об'єктів за допомогою БПЛА;
- розробити метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибоких мереж для обробки даних БПЛА-моніторингу;
- спроектувати архітектуру системи для автоматизованої класифікації надводних об'єктів на основі відеоданих з БПЛА;
- провести експериментальне дослідження розробленого методу.

## **Розділ 2 Метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу**

### **2.1 Структура методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів**

Система багатокласової ідентифікації морських об'єктів на базі нейромережевого аналізу даних з БПЛА. Запропонована система призначена для автоматичного розпізнавання та класифікації різноманітних морських суден та об'єктів на водній поверхні шляхом обробки візуальних даних, зібраних безпілотними літальними апаратами. Архітектура системи базується на принципах глибокого машинного навчання з використанням передових нейромережевих підходів.

Функціонування системи реалізується через п'ять взаємопов'язаних етапів обробки даних. Першим етапом виступає початкова обробка візуальних даних, що включає стандартизацію габаритних параметрів зображень, оптимізацію світлових характеристик та кольорової гами, удосконалення чіткості й контрастності, а також мінімізацію шумових артефактів.

Другий етап передбачає розділення зображення на змістовні компоненти через ідентифікацію потенційних зон присутності цільових об'єктів. Тут застосовуються алгоритми контурного аналізу та кластеризації для створення маски регіонів, що потребують детального дослідження.

Третій етап зосереджений на глибокому аналізі виділених регіонів за допомогою згорткової нейронної мережі YOLO. Відбувається екстракція ключових візуальних патернів та характерних ознак з подальшим визначенням семантичної належності об'єктів до відповідних категорій. Важливою складовою є аналіз текстурних та геометричних особливостей морських суден для їх точної ідентифікації.

Четвертий етап охоплює верифікацію та оптимізацію первинних результатів через фільтрацію хибно-позитивних спрацювань та вирішення проблеми множинного детектування одного об'єкта. Тут важливу роль відіграє

інтеграція перекриваючихся регіонів за допомогою алгоритму Non-Maximum Suppression та узгодження конфліктних результатів класифікації.

П'ятий, завершальний етап присвячений генерації комплексного аналітичного звіту. Він включає візуалізацію знайдених об'єктів з інформативними позначками, документування просторових координат кожного ідентифікованого об'єкта, кількісну оцінку достовірності класифікації та формування структурованого опису всіх виявлених морських об'єктів.

Ядром розробленої системи виступає нейромережева архітектура YOLO, що забезпечує одночасне заходження та класифікування об'єктів одночасно. Особливістю даного підходу є принцип однопрохідного аналізу зображення, завдяки якому досягається оптимальний баланс між швидкістю обробки та точністю ідентифікації.

Навчена модель інкорпорує специфічні знання про морфологічні особливості надводних об'єктів різних категорій. Це включає характерні силуети військових кораблів різних класів, цивільних суден (від малих рибальських човнів до великих контейнеровозів та круїзних лайнерів), нафтових платформ, буїв та інших навігаційних об'єктів. Модель враховує особливості їх візуального представлення з висоти польоту БПЛА, включаючи перспективні спотворення, зміну видимих габаритів залежно від висоти та кута спостереження.

При навчанні модель отримала знання про специфічні візуальні патерни, характерні для надводних об'єктів: відблиски та відображення на водній поверхні, кільватерні сліди різної форми, що залишаються позаду суден у русі, особливості розташування палубних надбудов та інших конструктивних елементів. Ці особливості дозволяють системі розрізняти об'єкти навіть при частковій видимості або при неповній появі у кадрі. Необхідно зазначити, що для адаптації є здатність системи враховувати контекстуальні фактори, зокрема типову поведінку різних класів суден у відкритому морі, прибережних водах, портових акваторіях та в районах інтенсивного судноплавства. Це дозволяє підвищити точність ідентифікації шляхом включення просторових та поведінкових евристик у процес прийняття рішень.

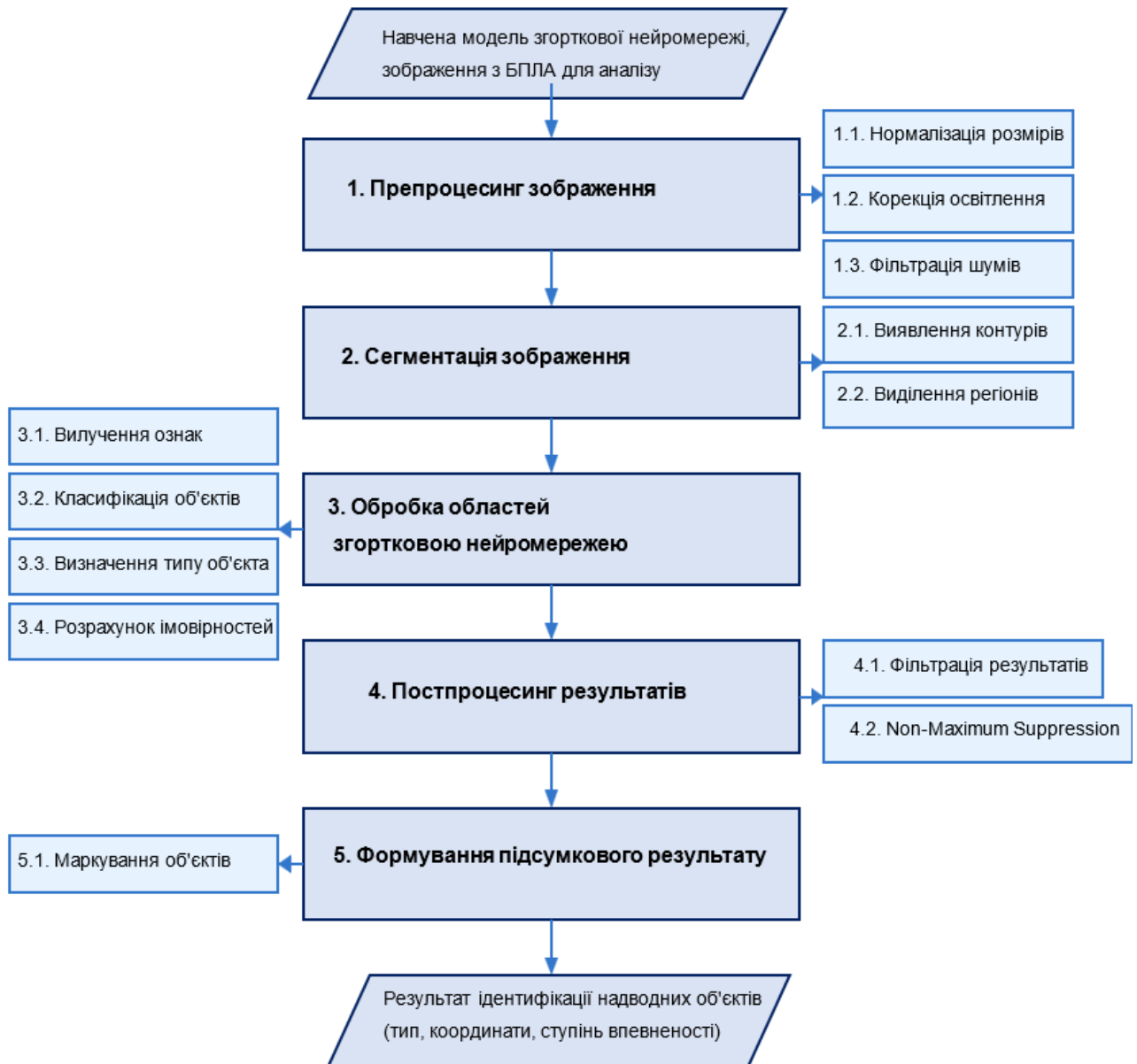


Рисунок 2.1 -- Схема та етапи методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу.

Результативність даної системи забезпечується комплексним поєднанням алгоритмів зору для оброблення зображень та потужності глибинного навчання для точної ідентифікації різних типів надводних об'єктів. Схема формування навченої моделі наведена на рисунку 2.2.

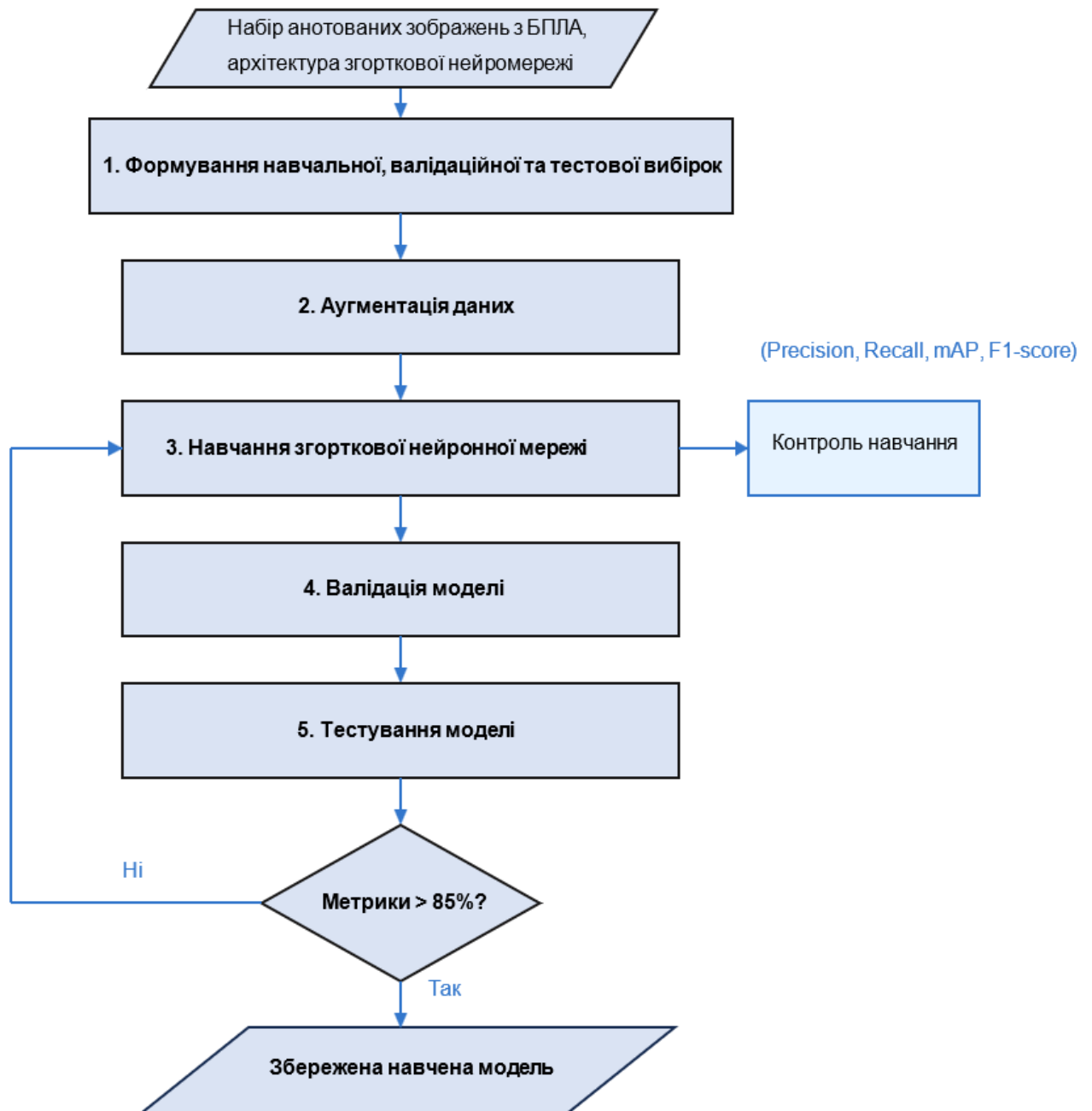


Рисунок 2.2 -- Схема та етапи формування навченої моделі згорткової нейронної мережі

Фінальний результат роботи системи представляється у вигляді інформативної візуалізації з чітким позначенням виявлених морських об'єктів та зазначенням статистичної достовірності проведеної класифікації. Оскільки вхідними даними є навчена модель нейронної мережі, першочерговою задачею є формування такої моделі для багатокласової ідентифікації надводних об'єктів.

Методологія створення і навчання нейромережевої моделі для морської об'єктної ідентифікації на основі аеровізуального моніторингу наступна.

Формування нейромережевої моделі для ідентифікації надводних об'єктів вимагає структурованого підходу до обробки вхідних даних та навчання системи. Розглянемо послідовність ключових етапів, необхідних для створення високоточної моделі розпізнавання на базі архітектури YOLO.

Після сегментації даних відбувається процедура аугментації навчальної вибірки. Цей процес дозволяє штучно збільшити різноманітність навчальних прикладів шляхом застосування різноманітних трансформацій. До основних технік аугментації належать зміни геометрії зображень (поворот, масштабування, дзеркальне відображення), модифікації світлових характеристик (яскравість, контрастність, насиченість), додавання контрольованих шумових компонентів та інші перетворення. Збагачена таким чином вибірка підвищує стійкість моделі до варіативності умов зйомки.

Третім етапом є безпосереднє навчання нейронної мережі архітектури YOLO. Цей процес передбачає оптимізацію вагових коефіцієнтів мережі на підготовленій навчальній вибірці з використанням методів зворотного поширення помилки та градієнтного спуску. Паралельно з навчанням здійснюється безперервний моніторинг ключових метрик: графіків функції втрат та динаміки точності розпізнавання на різних епохах навчання.

Після завершення тренування настає етап валідації, під час якого навчена модель застосовується до валідаційної вибірки. На цьому етапі розраховуються основні метрики точності: Precision (точність), Recall (повнота), mAP (середня точність) та F1-score (гармонійне середнє між точністю та повнотою). Ці показники допомагають виявити можливі проблеми, зокрема перенавчання моделі.

Наступний етап передбачає тестування моделі на даних, які жодного разу не використовувалися в процесі навчання. Тестова вибірка дозволяє отримати об'єктивну оцінку здатності моделі до узагальнення та коректної роботи з новими зображеннями надводних об'єктів.

Заключним етапом виступає збереження моделі, яке відбувається за умови досягнення порогових значень метрик якості. У випадку недостатньої

точності моделі процес навчання повторюється з модифікацією архітектурних параметрів нейронної мережі або коригуванням гіперпараметрів навчання швидкості навчання, розміру міні-вибірок, кількості епох тощо.

## 2.2 Структура інформаційної системи

Функціональна структура інформаційної системи багатокласової ідентифікації надводних об'єктів логічно розділена на чотири взаємопов'язані підсистеми та головне меню. Система призначена для автоматизованого розпізнавання та класифікації різних типів надводних об'єктів, що отримані з БПЛА під час моніторингу акваторій. Розроблена система охоплює повний цикл обробки даних від їх отримання з БПЛА до формування аналітичних звітів, що дозволяє вирішувати задачі класифікації суден різних типів, рятувальних засобів, навігаційних знаків та інших об'єктів на водній поверхні.

Інформаційна система складається з таких підсистем: «Підсистема підготовки та аугментації даних», «Підсистема навчання та тестування нейромережі», «Підсистема ідентифікації надводних об'єктів» та «Підсистема аналітики та візуалізації результатів». Взаємодія підсистем наведена на рисунку 2.3.

Кожна підсистема реалізує свій специфічний набір функцій та тісно взаємодіє з іншими компонентами через визначені інтерфейси передачі даних. Такий модульний підхід забезпечує можливість її масштабування.

Підсистема підготовки та аугментації даних є першим компонентом у послідовності обробки даних і призначена для створення якісних наборів даних для навчання нейромережових моделей. Робота з даними починається з імпорту зображень з БПЛА різних форматів, таких як JPG, PNG та TIFF. Система підтримує роботу із зображеннями різної роздільної здатності, отриманими з різних типів камер та сенсорів, встановлених на БПЛА. Після імпорту здійснюється автоматичне масштабування зображень до стандартного розміру, що є бажаною умовою для доброї роботи нейронних мереж. Також виконується корекція освітлення і контрасту, що дозволяє компенсувати різні умови зйомки,

такі як яскраве сонячне світло, хмарність, тумани або зйомка в різний час доби. Важливим функціоналом даної підсистеми є створення розширеної навчальної вибірки за допомогою технік аугментації даних.



Рисунок 2.3 -- Взаємодія підсистем інформаційної системи багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу

Зокрема, генеруються синтетичні трансформації зображень шляхом їх повороту на різні кути, масштабування, зміни яскравості, контрасту та насиченості кольорів. Така аугментація дозволяє суттєво збільшити об'єм навчальних даних без необхідності отримання нових зображень з БПЛА, що значно підвищує точність навчання нейромережі та пристосованість до різних умов зйомки. Підсистема також надає зручні інструменти для анотування зображень, що дозволяє позначати різні типи надводних об'єктів та створювати мітки класів для навчання з учителем. Результатом роботи підсистеми є структуровані набори даних, готові для використання на етапі навчання нейронної мережі.

Підсистема ідентифікації надводних об'єктів є практичним модулем системи, що використовує навчені моделі для аналізу нових зображень з БПЛА та виявлення на них різних типів надводних об'єктів. Ця підсистема є безпосереднім інтерфейсом для кінцевого користувача при вирішенні прикладних задач моніторингу акваторій. Функціонально вона забезпечує гнучке завантаження зображень для аналізу з різних джерел, включаючи прямий потік даних з БПЛА, локальні файли та мережеві ресурси. Користувач має можливість вибору попередньої моделі стосовно до необхідних умов застосування, таких як тип акваторії, погодні умови або час доби. Важливим аспектом налаштування є встановлення порогу достовірності для виявлення об'єктів, що дозволяє знайти оптимальний баланс між кількістю виявлених об'єктів та точністю їх класифікації. Перед подачею на вхід нейронної мережі зображення проходять етап препроцесингу, який включає нормалізацію, масштабування та корекцію параметрів. Завдяки використанню архітектури YOLO, підсистема здатна одночасно виявляти множинні об'єкти на зображенні, визначати їх точні координати та класифікувати їх за визначеними категоріями. Для кожного виявленого об'єкта обчислюється показник впевненості, що відображає ймовірність правильної класифікації. Користувач отримує візуалізовані результати з виділеними обмежувальними рамками навколо об'єктів, підписами класів та відсотками достовірності. Система підтримує збереження результатів аналізу в різних форматах, включаючи JSON, CSV та спеціалізовані формати анотацій для подальшої обробки.

Підсистема аналітики та візуалізації результатів є інструментальним компонентом, що забезпечує розширений аналіз отриманих результатів та їх наочне представлення. Ця підсистема призначена для перетворення первинних результатів ідентифікації у форму, зручну для сприйняття та прийняття рішень кінцевими користувачами. Підсистема виконує агрегацію результатів ідентифікації з різних зображень, отриманих під час моніторингу, що дозволяє формувати цілісну картину ситуації на акваторії. За допомогою алгоритмів статистичного аналізу підсистема обробляє інформацію про виявлені об'єкти,

групуючи їх за класами, розмірами, розташуванням та іншими параметрами. Інтерактивні теплові карти дозволяють візуалізувати щільність розташування об'єктів різних типів на досліджуваній акваторії, що особливо корисно при аналізі інтенсивності судноплавства або виявленні скупчень певних типів об'єктів. Важливим компонентом аналітики є візуалізація матриці помилок, яка дозволяє оцінити точність класифікації системи для кожного окремого класу об'єктів та виявити найбільш проблемні випадки. Підсистема забезпечує генерацію комплексних звітів про результати моніторингу, які можуть включати статистичні дані, графіки розподілу об'єктів за класами, карти розташування та зображення з виділеними об'єктами. При регулярному моніторингу однієї і тієї ж акваторії система здатна відстежувати динаміку змін, виявляти тренди та аномалії у розподілі об'єктів. Всі аналітичні дані можуть бути експортовані у форматах, сумісних з іншими інформаційними системами та ГІС, що забезпечує інтеграцію з існуючими рішеннями для моніторингу.

Проектування структури системи здійснено з урахуванням модульного принципу, що дозволяє легко інтегрувати нові компоненти та розширювати функціональність системи при необхідності. Використання стандартизованих інтерфейсів між підсистемами забезпечує можливість незалежного розвитку кожного компонента без необхідності глобальних змін у системі. Запропонована архітектура забезпечує гнучкість, масштабованість та точність роботи з даними БПЛА-моніторингу для багатокласової ідентифікації надводних об'єктів. Система може бути адаптована для різних сценаріїв застосування, включаючи моніторинг морського трафіку, екологічний моніторинг, пошуково-рятувальні операції та забезпечення безпеки морських кордонів.

### **2.3 Архітектура системи автоматизованої обробки даних**

Архітектура нейронної мережі є ключовим елементом інформаційної системи багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу. У рамках виконання

кваліфікаційної роботи бакалавра було обрано архітектуру YOLO (You Only Look Once) як основу для розробки системи розпізнавання.

Обрана архітектура YOLO є однією з найточніших для задач виявлення та класифікації об'єктів на зображеннях. Ключовою особливістю цієї архітектури є одночасне визначення розташування об'єктів та їх класифікація за один прохід через нейронну мережу, що дає високу швидкість оброблення та роботи в режимі, наближеному до реального часу. Це дуже важливо при обробці великих обсягів даних, отриманих під час БПЛА-моніторингу акваторій.

Розроблена нейронна мережа складається з основних функціональних блоків: вхідного шару, базової згорткової основи, шийки мережі neck та вихідних шарів виявлення. Кожен з цих компонентів виконує специфічну роль у процесі виявлення та класифікації надводних об'єктів.

Вхідний шар приймає зображення з роздільною здатністю  $640 \times 640$  пікселів у форматі RGB. На цьому етапі робиться нормалізація вхідних даних, що приводить значення пікселів до діапазону  $[0, 1]$ , що важливо для стабільної роботи нейронної мережі. Нормалізація здійснюється шляхом ділення кожного значення пікселя на 255.

Базова згорткова основа складається з послідовності згорткових блоків, які виконують вилучення ознак із вхідного зображення. Кожен блок включає згортковий шар, функцію активації LeakyReLU та операцію нормалізації пакету. У розробленій архітектурі використовується модифікована версія CSPDarknet53, що має покращену здатність до вилучення ознак за рахунок застосування залишкових з'єднань та перехресних просторових з'єднань. Ця модифікація дозволяє виявляти як великі, так і малі об'єкти на зображеннях, що особливо важливо при ідентифікації надводних об'єктів різних типів та розмірів. Архітектура нейромережі наведена на рисунку 2.4.

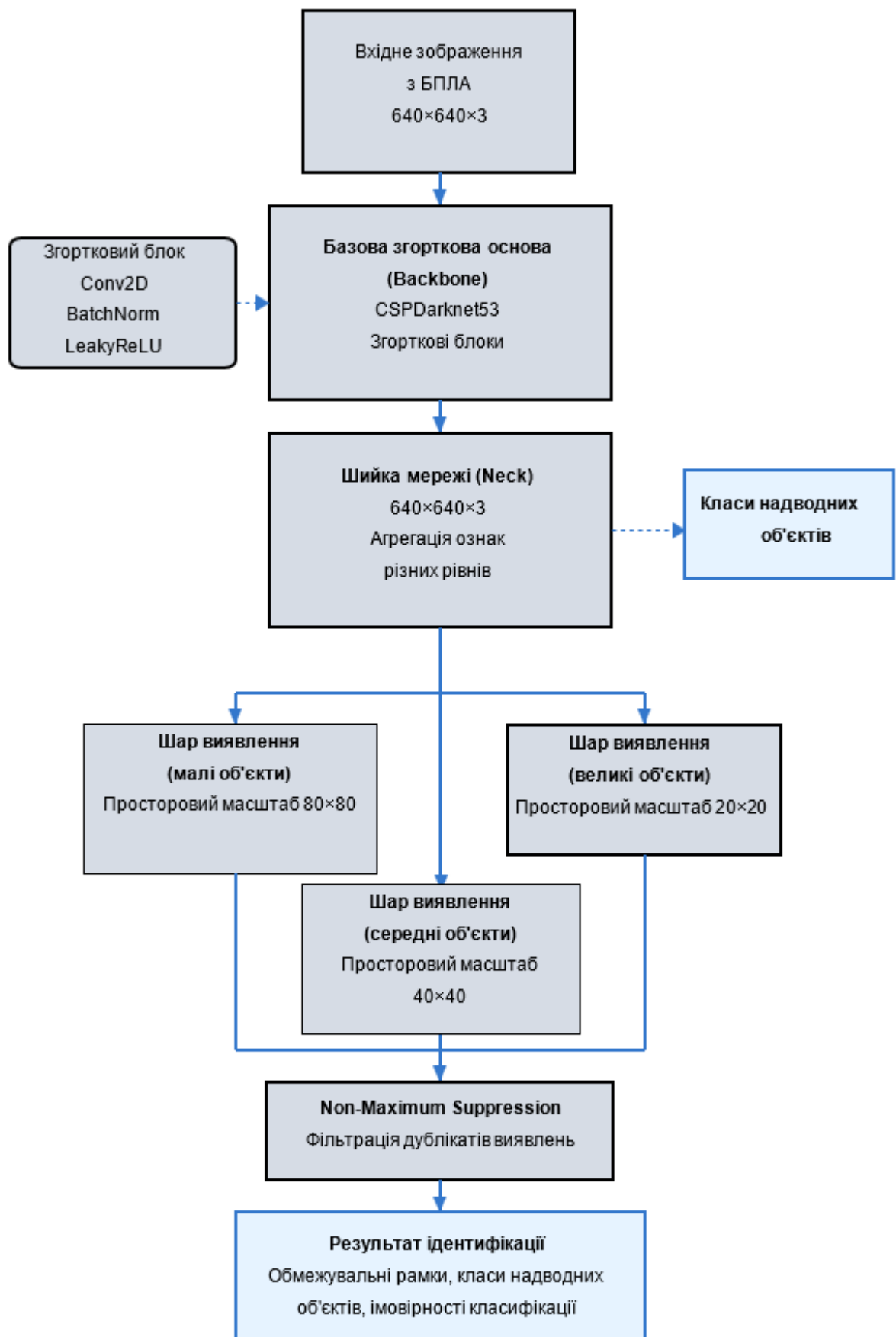


Рисунок 2.4 – Архітектура нейронної мережі YOLO для багатокласової ідентифікації надводних об'єктів

Шийка мережі відповідає за обробку та інтеграцію ознак, отриманих з різних рівнів базової згорткової основи. Для цього компонента використовується структура PANet (Path Aggregation Network), яка здійснює двонаправлену передачу інформації між різними рівнями ознак. Це дозволяє поєднувати просторові деталі з нижніх рівнів мережі та семантичну інформацію з верхніх рівнів. Така архітектура забезпечує високу точність локалізації об'єктів та їх правильну класифікацію, навіть при складних умовах спостереження, таких як часткове перекриття об'єктів або наявність хвиль та відблисків на водній поверхні.

Вихідні шари виявлення представлені трьома паралельними гілками, кожна з яких працює на своєму масштабі та відповідає за виявлення об'єктів різного розміру. Кожна гілка складається з декількох згорткових шарів та завершується шаром прогнозування, який генерує тензор з інформацією про обмежувальні рамки об'єктів, показники впевненості та вірогідності належності до різних класів. Такий підхід дозволяє одночасно виявляти як великі судна (вантажні кораблі, пасажирські лайнери), так і малі об'єкти (буї, рятувальні човни, невеликі катери).

У рамках розробленої архітектури було визначено основні класи надводних об'єктів, які можуть бути виявлені та класифіковані системою: пристані, човни, підйомники для човнів, гідроцикли, автомобілі. Кожен клас представлений у вихідному шарі окремим каналом, що дозволяє отримати розподіл ймовірностей належності об'єкта до відповідних класів.

Для підвищення точності виявлення об'єктів використовується алгоритм Non-Maximum Suppression, який відфільтровує дублікати виявлених об'єктів, залишаючи тільки найбільш ймовірні виявлення. Цей алгоритм працює шляхом порівняння обмежувальних рамок за показником перекриття (Intersection over Union, IoU) та вибором рамок з найвищими показниками впевненості.

Навчання мережі відбувається з використанням комбінованої функції втрат, яка включає компоненти для оцінки точності локалізації об'єктів,

впевненості виявлення та класифікації. Таке комплексне навчання дозволяє мережі одночасно оптимізувати всі аспекти задачі виявлення та класифікації.

Важливим аспектом розробленої архітектури є її оптимізація для роботи з даними БПЛА-моніторингу. Зокрема, враховано специфіку аерознімків водної поверхні, де об'єкти можуть бути представлені під різними кутами, частково видимі через хвилі або спотворені через атмосферні явища. Для підвищення стійкості мережі до таких факторів у процесі навчання використовуються розширені методи аугментації даних, включаючи зміну масштабу, повороти, зміни яскравості та контрасту.

Реалізація розробленої архітектури здійснена з використанням фреймворку PyTorch, який забезпечує гнучкість при розробці та оптимізації нейронних мереж. Модель підтримує як навчання на графічних процесорах (GPU) для прискорення обчислень, так і виведення на центральних процесорах (CPU) для середовищ з обмеженими обчислювальними ресурсами.

Архітектура нейронної мережі YOLO для багатокласової ідентифікації надводних об'єктів забезпечує високу точність виявлення та класифікації різних типів суден та інших об'єктів на водній поверхні на основі даних, отриманих з БПЛА. Модульна структура мережі, вилучення ознак та оптимізовані вихідні шари дозволяють досягти балансу між швидкістю та точністю, що є критичним для практичного застосування системи в задачах моніторингу акваторій.

## **2.4 Архітектура інформаційної системи багатокласової ідентифікації надводних об'єктів та взаємозв'язок компонентів**

Проектна архітектура інформаційної системи багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу та взаємозв'язок компонентів наведено на рисунку 2.5. Інформаційна система складається з таких підсистем: Підсистема підготовки та аугментації даних, Підсистема навчання та тестування нейромережі, Підсистема

ідентифікації надводних об'єктів, Підсистема аналітики та візуалізації результатів та Підсистема збереження даних.

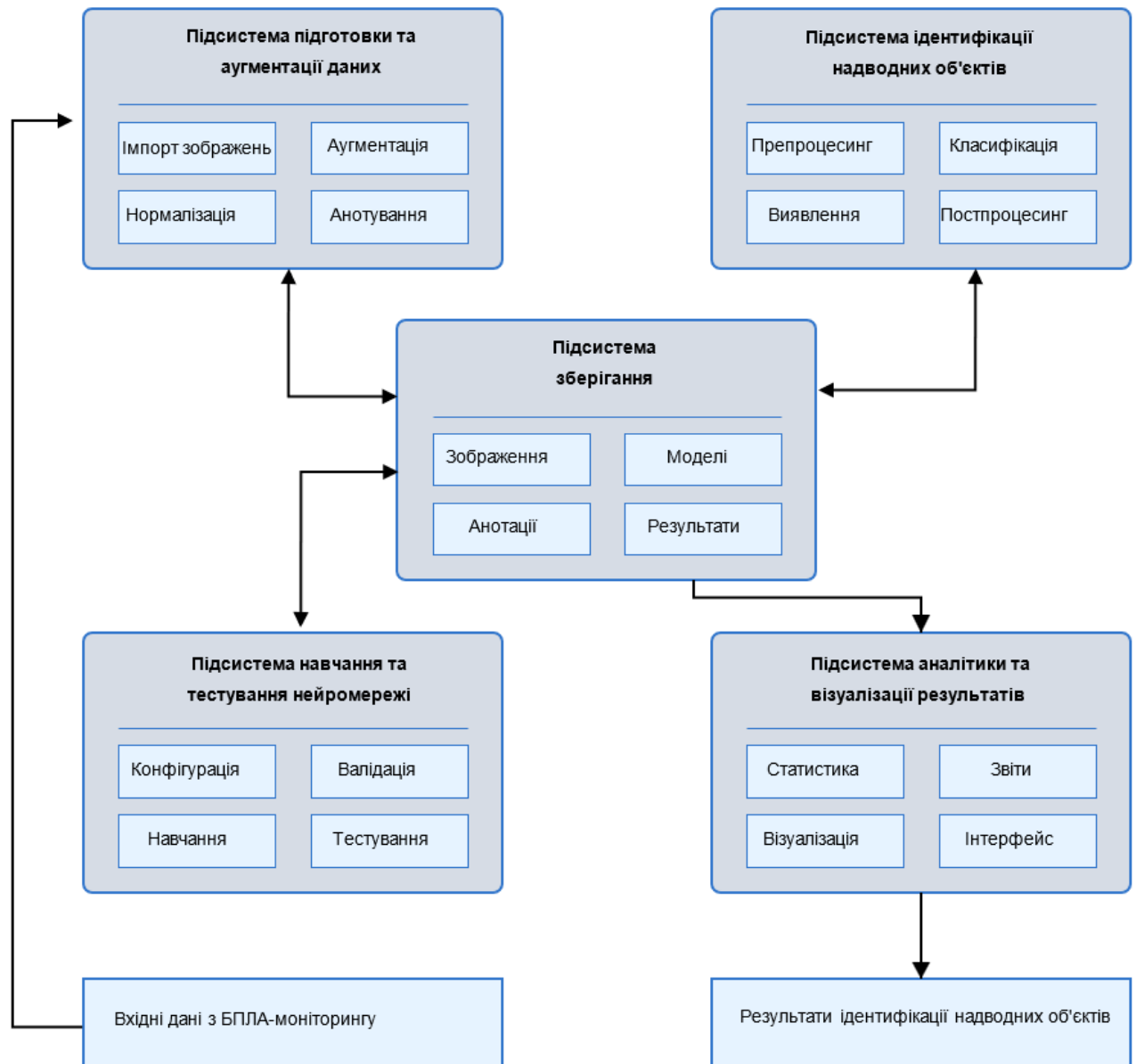


Рисунок 2.5 – Архітектура інформаційної системи багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу

Розроблена проектна архітектура відображає логічний взаємозв'язок між основними компонентами системи та потоками даних між ними. Кожна підсистема виконує чітко визначені функції та взаємодіє з другими елементами через стандартизовані зв'язки, що забезпечує модульність та гнучкість всієї системи.

Підсистема підготовки та аугментації даних є першою ланкою в процесі обробки інформації та взаємодіє безпосередньо з даними, отриманими з БПЛА. Ця підсистема включає компоненти імпорту зображень, нормалізації даних, аугментації та анотування. Модуль імпорту зображень відповідає за зчитування та первинну обробку даних різних форматів, отриманих з безпілотних літальних апаратів. Компонент нормалізації здійснює стандартизацію розмірів зображень, корекцію освітлення та кольору. Особливо важливим є модуль аугментації, який генерує додаткові навчальні дані шляхом трансформації існуючих зображень. Компонент анотування забезпечує розмітку об'єктів на зображеннях для створення навчальної вибірки. Результатом роботи цієї підсистеми є підготовлені дані, які фіксуються в системі збереження даних.

Система збереження даних є центральним компонентом архітектури, який забезпечує зберігання та управління всіма даними, що використовуються в системі. Вона включає бази даних зображень, анотацій, навчених моделей та результатів аналізу. Для зберігання великих обсягів зображень використовується файлове сховище з індексацією метаданих. Анотації та параметри класифікації зберігаються в реляційній базі даних, що забезпечує швидкий пошук та доступ до структурованої інформації. Моделі нейронних мереж зберігаються в спеціалізованому форматі, оптимізованому для швидкого завантаження та використання. Результати аналізу та статистичні дані зберігаються як в структурованому, так і в агрегованому вигляді для забезпечення гнучкості аналітичних запитів.

Підсистема навчання та тестування нейромережі є ключовим компонентом архітектури, що відповідає за створення та навчання моделей глибокого навчання. Вона складається з модулів конфігурації архітектури нейромережі, управління процесом навчання. Компонент конфігурації архітектури дозволяє гнучко налаштовувати структуру нейронної мережі YOLO, включаючи кількість шарів, фільтрів та інші гіперпараметри. Модуль управління навчанням забезпечує моніторинг процесу та динамічне коригування параметрів

для досягнення оптимальних результатів. Навчені та протестовані моделі зберігаються в підсистемі зберігання даних для подальшого використання.

Підсистема ідентифікації надводних об'єктів є практичною реалізацією методу багатокласової ідентифікації. Вона включає компоненти препроцесингу зображень, виявлення та класифікації об'єктів, постпроцесингу результатів. Модуль препроцесингу виконує обробку вхідних зображень для приведення їх до формату, необхідного для аналізу нейронною мережею. Компонент виявлення та класифікації є ядром підсистеми і використовує навчену модель YOLO для одночасного визначення розташування об'єктів на зображенні та їх класифікації. Модуль постпроцесингу здійснює фільтрацію результатів, об'єднання перекриваючихся виявлень та підготовку даних для візуалізації. Результати ідентифікації передаються в підсистему аналітики та візуалізації результатів та зберігаються в підсистемі зберігання даних.

Підсистема аналізування та візуалізації результатів забезпечує аналіз отриманих даних та їх представлення у зручному для користувача вигляді. Вона складається з компонентів статистичного аналізу, візуалізації, генерації звітів та інтерфейсу користувача. Модуль статистичного аналізу обробляє результати ідентифікації та формує різноманітні аналітичні показники. Компонент візуалізації відповідає за графічне представлення результатів, включаючи створення теплових карт, діаграм розподілу об'єктів та візуалізацію виявлених об'єктів на зображеннях. Модуль генерації звітів формує структуровані документи з результатами аналізу для подальшого використання. Компонент інтерфейсу користувача забезпечує взаємодію з системою через графічний інтерфейс, що надає доступ до всіх функцій системи.

Взаємодія між підсистемами організована за допомогою взаємодій та протоколів обміну даними. Це забезпечує модульність архітектури та можливість незалежного розвитку окремих компонентів. Підсистема зберігання даних виступає в ролі центрального вузла, через який здійснюється передача даних між іншими підсистемами. Така організація підвищує надійність системи та спрощує процес інтеграції нових компонентів.

Важливою особливістю розробленої архітектури є її масштабованість та адаптивність до різних сценаріїв використання. Система може бути розгорнута як на серверах для обробітку великих даних, і на платформах для роботи під час польоту БПЛА. Крім того, архітектура підтримує розподілені обчислення, що добре використовує ресурси для прискорення процесу навчання моделей та аналізу даних.

Проектна архітектура також включає компоненти для забезпечення надійності та безпеки системи. Модулі резервного копіювання та відновлення даних захищають від втрати інформації в разі технічних збоїв. Компоненти авторизації та аутентифікації забезпечують контроль доступу до системи та захист конфіденційних даних. Модулі моніторингу стану системи відстежують робочі параметри та попереджають про можливі проблеми.

Наведено проектну архітектуру інформаційної системи багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу, що складається з п'яти основних підсистем та їх взаємозв'язків. Розроблена архітектура забезпечує модульність, масштабованість та адаптивність системи, що дозволяє добре реалізовувати задачі ідентифікації надводних об'єктів у різних умовах застосування.

## **2.5 Застосування програмних компонентів багатокласової ідентифікації**

Було використано ряд спеціалізованих програмних компонентів, які забезпечують реалізацію методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу. Застосування цих компонентів зменшує процес розробки, навчання та тестування нейромережових моделей, а також забезпечує надійну роботу інформаційної системи в цілому.

Фреймворк PyTorch є основним елементом розробки та навчання нейронних мереж у рамках даної роботи. Вибір PyTorch обумовлений його

динамічним графом обчислень, що надає більшу гнучкість при розробці складних архітектур нейронних мереж, порівняно з іншими фреймворками. PyTorch забезпечує добре реалізацію згорткових нейронних мереж і дозволяє легко поєднувати різні модифікації архітектури YOLO. Важливою перевагою PyTorch є можливість виконання операцій як на центральному процесорі, і на прискорювачах, що дозволяє значно скоротити час навчання моделей. У роботі використовуються такі модулі PyTorch, як `torch.nn` для визначення архітектури нейронної мережі, `torch.optim` для реалізації алгоритмів оптимізації та `torch.utils.data` для роботи з наборами даних.

Бібліотека NumPy застосовується для роботи з багатовимірними масивами даних, що є необхідним при обробці зображень та тензорів у нейронних мережах. NumPy забезпечує високопродуктивні обчислення з векторами та матрицями, що дає змогу запускати різні алгоритми обробки даних. У розробленій системі NumPy використовується для нормалізації даних, обчислення статистичних показників, трансформації тензорів та інших операцій з числовими даними. Важливою перевагою NumPy є тісна інтеграція з PyTorch, що дозволяє перетворювати дані між форматами цих бібліотек.

Для візуалізації результатів навчання моделей та аналітичних даних використовується бібліотека Matplotlib. Ця бібліотека надає гнучкі можливості для створення різноманітних графіків, діаграм та візуалізацій, що дозволяє наочно представити результати роботи системи. У рамках розробленої системи Matplotlib використовується для побудови графіків функції втрат та точності під час навчання моделі, візуалізації матриці помилок при оцінці якості класифікації, створення теплових карт розташування об'єктів та інших аналітичних візуалізацій. Модулі `matplotlib.pyplot` та `matplotlib.figure` є основними компонентами, що застосовуються в роботі.

Для оцінки якості моделей та обчислення метрик точності використовується бібліотека scikit-learn. Ця бібліотека надає інструменти для машинного навчання, включаючи функції для оцінки моделей, крос-валідації та обчислення різноманітних метрик. У контексті розробленої системи scikit-learn

використовується для обчислення таких метрик, як Precision, Recall, F1-score та confusion matrix. Модуль sklearn.metrics є основним компонентом, що застосовується в роботі для оцінки точності розпізнавання та класифікації надводних об'єктів.

Для організації процесу навчання та відстеження експериментів використовується бібліотека TensorBoard. Ця бібліотека надає інструменти для візуалізації процесу навчання нейронних мереж, включаючи графіки функції втрат, точності та інших метрик. У рамках розробленої системи TensorBoard використовується для моніторингу процесу навчання та порівняння результатів різних експериментів.

Для роботи з геопросторовими даними, отриманими з БПЛА, застосовується бібліотека GeoPandas. Ця бібліотека розширює можливості Pandas для роботи з гео даними, включаючи координати, проекції та геометричні операції. У контексті розробленої системи GeoPandas використовується для аналізу просторового розташування надводних об'єктів, створення карт щільності та інших геопросторових аналітичних операцій.

Усі вищезазначені програмні компоненти інтегровані в єдину систему, що забезпечує реалізацію методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів. Взаємодія між елементами зроблена таким чином, щоб забезпечити максимальну точність обробки даних та мінімізувати витрати обчислювальних ресурсів. Модульна структура системи дозволяє легко замінювати окремі компоненти та розширювати функціональність системи при

## **2.6 Висновок до розділу 2**

Розроблено та описано метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу.

Розроблено функціональну структуру інформаційної системи, що реалізує запропонований метод. Система містить взаємопов'язані підсистеми,

відповідальні за підготовку даних, навчання моделей, ідентифікацію об'єктів та візуалізацію результатів.

Представлено архітектуру нейронної мережі, в основі якої модель YOLO. Дана архітектура забезпечує одночасне виявлення та класифікацію надводних об'єктів, що обробляє зображення в режимі, наближеному до реального часу.

Наведено проектну архітектуру інформаційної системи, яка зроблена за принципом модульності та забезпечує гнучкість і масштабованість при практичному використанні. Центральним компонентом системи виступає підсистема зберігання даних, яка інтегрує роботу всіх інших компонентів.

Описано спеціалізовані програмні компоненти, що використовуються для реалізації системи. Застосування сучасних бібліотек та фреймворків для обробки зображень, навчання нейронних мереж та аналізу даних дозволяє реалізувати всі етапи розробленого методу.

## Розділ 3 Експериментальна перевірка методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів

### 3.1 Опис структури даних для експериментів

Набір даних Maritime Drone Dataset [42] представляє собою колекцію аерофотознімків водних акваторій, отриманих за допомогою БПЛА типу Mavic Air 2. Даний набір даних поширюється з ліцензією MIT, що дозволяє його вільне використання для наукових та комерційних цілей.

Основною особливістю набору даних є його спеціалізація на морському середовищі, що можна використати для розробки систем автоматичної ідентифікації надводних об'єктів. Усі зображення були отримані з висоти приблизно 122 метри, що забезпечує оптимальний огляд акваторії та можливість розпізнавання різних типів об'єктів на водній поверхні.

Набір даних містить високоякісні знімки морських акваторій з анотаціями у вигляді обмежувальних прямокутників для кожного ідентифікованого об'єкта. Кожна анотація включає інформацію про координати обмежувального прямокутника та клас об'єкта.

Особливістю даного набору є його багатокласовість, тобто наявність різних типів об'єктів, що підлягають ідентифікації. У наборі даних представлені наступні класи об'єктів:

- пристані – стаціонарні конструкції для швартування суден;
- човни – різноманітні плавзасоби, від малих моторних човнів до яхт середнього розміру;
- підйомники для човнів – спеціальні конструкції для підняття човнів з води;
- гідроцикли – малогабаритні водні транспортні засоби;
- автомобілі – наземні транспортні засоби, що часто присутні біля причалів та у прибережних зонах.

Зображення в наборі даних Maritime Drone Dataset характеризуються високою роздільною здатністю, що забезпечується технічними можливостями

БПЛА Mavic Air 2. Даний дрон оснащений камерою з 1/2-дюймовим CMOS-сенсором та здатний робити знімки з роздільною здатністю до 48 Мп, що дозволяє досягти високої деталізації зображень навіть при зйомці з великої висоти.

Стабільна висота зйомки забезпечує однорідність масштабу об'єктів на всіх зображеннях, що є важливим фактором для навчання нейронних мереж. Це дозволяє моделі краще узагальнювати отримані знання та підвищує точність ідентифікації об'єктів різних розмірів.

Набір даних Maritime Drone Dataset є оптимальним вибором для розробки систем автоматичної ідентифікації надводних об'єктів з декількох причин. По-перше, він містить реальні знімки морських акваторій, отримані в різних умовах освітлення та при різному стані водної поверхні, що забезпечує варіативність даних для навчання. По-друге, наявність анотацій для різних класів об'єктів дозволяє використовувати цей набір для вирішення задачі багатокласової ідентифікації.

Використання даних, отриманих за допомогою БПЛА, має добрі переваги порівняно з наземною зйомкою. Аерофотознімки забезпечують однорідний кут огляду, мінімізують перекриття об'єктів та дозволяють охопити більшу площу водної поверхні. Крім того, використання БПЛА дозволяє отримувати дані з важкодоступних акваторій, що розширює можливості для роботи.

Набір даних Maritime Drone Dataset має значний потенціал для використання в різних практичних застосуваннях. Серед потенційних сфер застосування можна виділити: системи автоматичного моніторингу водних акваторій; рішення для забезпечення безпеки на водних об'єктах; системи екологічного моніторингу прибережних зон; інтелектуальні системи для управління прибережною інфраструктурою; автономна навігація морських і повітряних безпілотних апаратів.

Використання даного набору для навчання моделей навчання дає змогу розробляти системи, здатні автоматично виявляти та класифікувати різноманітні

надводні об'єкти, що має важливе значення для вирішення багатьох практичних завдань.

Для проведення експериментів з розробки методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів необхідно здійснити попередню обробку набору даних Maritime Drone Dataset. Процес підготовки включає ось такі етапи:

- перевірка та корекція анотацій для забезпечення їх точності;
- нормалізація зображень для забезпечення однорідності вхідних даних;
- аугментація даних для розширення навчальної вибірки та підвищення

стійкості моделі.

Особливості набору даних, такі як різноманітність морських сцен, наявність об'єктів різних розмірів та форм, а також можливість розпізнавання кількох класів об'єктів, роблять його оптимальним вибором для проведення експериментальних досліджень у сфері комп'ютерного зору та розпізнавання образів на водній поверхні.

### **3.2 Методика проведення експериментальних досліджень з реалізації методу**

Для запропонованого методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу необхідно провести дослідження точності. Оскільки в своїй основі розроблений метод має згорткову нейронну мережу архітектури YOLO, є потреба дослідити вплив параметрів навчання нейромережі, таких як кількість епох навчання, розмір батча, архітектурні особливості моделі, розмірність вхідних зображень та методи аугментації даних. Оцінювання нейромережевих моделей буде проводитись з використанням стандартних метрик для задач об'єктного детектування: Precision, Recall, F1-score, mAP mean Average Precision за різноманітними порогоми Intersection over Union та швидкість обробки зображень.

Окрім дослідження точності самих нейромережових моделей необхідно дослідити функціонал розробленого програмного забезпечення, що реалізує запропонований метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів. У рамках тестування функціоналу буде перевірено можливості навчання нейромережі з налаштуванням параметрів, проведення аналізу продуктивності моделі за обраними метриками, збереження та завантаження навчених моделей нейромережі, ідентифікацію надводних об'єктів на зображеннях, отриманих з БПЛА, візуалізацію результатів ідентифікації з маркуванням виявлених об'єктів та формування аналітичних звітів про виявлені об'єкти. Для перевірки коректності всіх функціональних можливостей системи будуть створені відповідні тест-кейси, що дозволять систематично оцінити якість програми.

Python був взято як базова мова для розроблення системи через ряд переваг. Вона має простий і добрий синтаксис, що полегшує процес розробки та подальшу підтримку програмного забезпечення. Для Python розроблено велику кількість спеціалізованих бібліотек для роботи з мережами, оброблення зображень та аналізу даних. Широко використовується у сфері штучного інтелекту та зору, що забезпечує доступ до значної кількості документації, прикладів коду та спільноти розробників.

Основними бібліотеками, які будуть використані для розробки системи, є PyTorch, NumPy, Matplotlib, Pandas, Alumentations, scikit-learn та PyQt5. PyTorch є каркасом для розроблення нейронних мереж і забезпечує гнучкість при розробці складних архітектур нейронних мереж та дає змогу обчислювати на графічних процесорах, що дуже пришвидчує процес навчання моделей. В рамках даної роботи PyTorch застосовано для реалізації та навчання мережі YOLO. OpenCV бібліотека для оброблення зображень та для задач комп'ютерного зору, яка надає великий спектр процедур для роботи з різними зображеннями, включаючи зміну розміру, фільтрацію, корекцію кольору та виділення контурів. В рамках системи OpenCV буде використовуватися для оброблення зображень перед їх поданням на вхід мережі та для візуалізування результатів.

Друга бібліотека для роботи з великими масивами та виконання математичних операцій, яка забезпечує надійну роботу з векторами та матрицями, що є критично важливим при обробці тензорів у нейронних мережах. В системі NumPy буде використовуватися для нормалізації даних та різноманітних перетворень. Matplotlib є бібліотекою для створення статичних, анімованих та інтерактивних візуалізацій, яка в рамках системи буде використовуватися для візуалізації результатів навчання моделей та створення аналітичних звітів. Pandas є бібліотекою для аналізу та маніпуляції даними, яка надає дані та процедури для роботи з таблицями. В системі Pandas буде використовуватися для роботи з анотаціями та аналізу результатів експериментів.

Для розробки програмного забезпечення буде використано інтегроване середовище розробки PyCharm, яке надає зручні інструменти для написання, тестування та налагодження коду на Python. PyCharm включає в себе процедури автодоповнення коду, інструменти для рефакторингу, інтеграцію з системами контролю версій та інші можливості, що підвищують продуктивність розробки.

Розроблена система багатокласової ідентифікації надводних об'єктів буде мати модульну структуру, що дозволить легко модифікувати окремі компоненти без необхідності зміни всієї системи. Основними модулями системи будуть модуль підготовки та аугментації даних, модуль навчання та тестування нейромережі, модуль ідентифікації надводних об'єктів, модуль аналітики та візуалізації результатів і модуль графічного інтерфейсу користувача.

Модуль підготовки та аугментації даних відповідатиме за завантаження, нормалізацію та розширення навчальної вибірки. Модуль навчання та тестування нейромережі забезпечуватиме навчання моделі YOLO, моніторинг процесу навчання та оцінку якості моделі. Модуль ідентифікації надводних об'єктів використовуватиме навчену модель для виділення та класифікування об'єктів на нових зображеннях. Модуль аналітики та візуалізації результатів відповідатиме за створення візуальних представлень результатів ідентифікації та

формування аналітичних звітів. Модуль графічного інтерфейсу користувача забезпечуватиме взаємодію користувача з системою через зручний інтерфейс.

Така модульна структура дозволить гнучко адаптувати систему під різні задачі та умови використання, а також забезпечить можливість подальшого розширення функціональності системи.

Таким чином, для дослідження точності методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу було визначено шляхи дослідження та обрано відповідні засоби створення програмного забезпечення. Це дозволить реалізувати запропонований метод та провести його всебічну оцінку.

### **3.3 Компоненти програмного комплексу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів**

Після етапу проєктування інформаційної системи багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання необхідно створити архітектуру та описати функціональне призначення програмних компонентів системи. Діаграма класів проєктної системи наведена на рисунку 3.1.

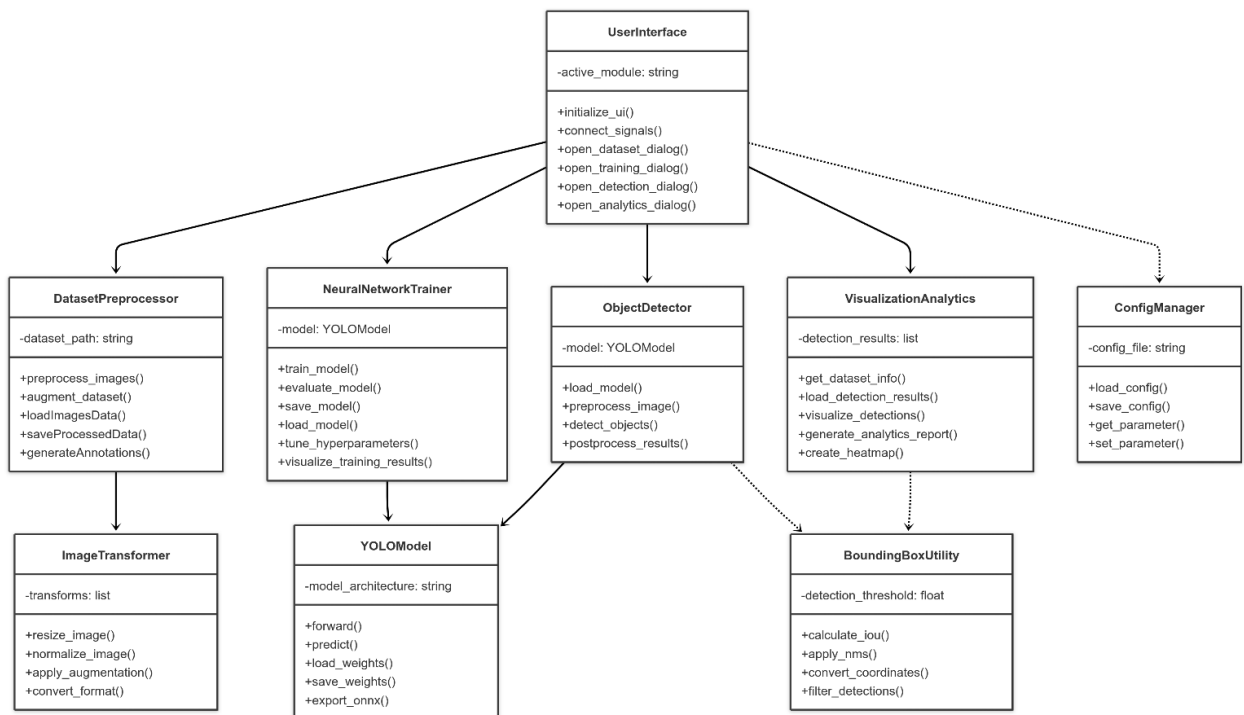


Рисунок 3.1 – Діаграма класів інформаційної системи багатокласової ідентифікації надводних об'єктів

Клас `DatasetPreprocessor` призначений для реалізації підсистеми підготовки та аугментації даних. Цей клас тісно пов'язаний із класом `ImageTransformer`, який містить алгоритмічну складову щодо етапів обробки зображень. Метод `preprocess_images()` реалізує логіку для нормалізації та стандартизації вхідних зображень. Метод `augment_dataset()` відповідає за розширення навчальної вибірки шляхом застосування різних трансформацій до зображень. Метод `loadImagesData()` призначений для завантаження з файлової системи набору зображень для дальнішого оброблення. Метод `saveProcessedData()` відповідає за збереження оброблених даних у форматі, придатному для навчання нейронних мереж. Метод `generateAnnotations()` забезпечує створення анотацій для зображень відповідно до формату YOLO. У свою чергу, методи класу `DatasetPreprocessor` на кшталт `preprocess_images()` призначені для виклику при натисненні на відповідний контрол на формі користувача та викликатимуть всередині логіку класу `ImageTransformer`.

Клас `NeuralNetworkTrainer` відповідає за підсистему навчання та тестування нейромережі. Метод `train_model()` реалізує процес навчання мережі

на цих даних. Метод `evaluate_model()` забезпечує оцінку якості навченої моделі за визначеними метриками. Метод `save_model()` призначений для збереження навченої моделі та її параметрів у файловій системі. Метод `load_model()` дозволяє завантажити раніше збережену модель для подальшого використання. Метод `tune_hyperparameters()` реалізує можливість налаштування гіперпараметрів навчання для досягнення оптимальної продуктивності моделі.

Клас `ObjectDetector` відповідає за підсистему ідентифікації надводних об'єктів. Метод `load_model()` забезпечує завантаження навченої моделі, яка буде використовуватися для ідентифікації об'єктів. Метод `preprocess_image()` виконує необхідну попередню обробку вхідного зображення перед його подачею на вхід нейронної мережі. Метод `detect_objects()` є центральним методом класу і реалізує логіку виявлення та класифікації об'єктів на зображенні. Метод `postprocess_results()` відповідає за обробку результатів детектування, включаючи фільтрацію дублюючих виявлень та уточнення координат обмежувальних рамок.

Клас `VisualizationAnalytics` призначений для реалізації підсистеми аналітики та візуалізації результатів. Метод `get_dataset_info()` надає інформацію про набори даних, доступні в системі. Метод `load_detection_results()` завантажує результати ідентифікації для подальшої аналітики. Метод `visualize_detections()` відповідає за створення візуалізацій з виділеними об'єктами на зображеннях. Метод `generate_analytics_report()` формує аналітичні звіти на базі результатів ідентифікування. Метод `create_heatmap()` створює теплові карти розподілу об'єктів різних класів на досліджуваній акваторії.

Клас `UserInterface` забезпечує взаємодію користувача з системою через графічний інтерфейс. Цей клас інтегрує функціональність всіх інших класів та надає користувачу зручні інструменти для роботи з системою. Метод `initialize_ui()` відповідає за налаштування елементів інтерфейсу при запуску програми. Метод `connect_signals()` забезпечує зв'язок між діями користувача та відповідними обробниками подій. Методи `open_dataset_dialog()`, `open_training_dialog()`, `open_detection_dialog()` та `open_analytics_dialog()`

відповідають за відкриття відповідних діалогових вікон для роботи з набором систем.

Клас `ConfigManager` призначений для управління конфігураційними параметрами системи. Він забезпечує зчитування та збереження налаштувань, що дозволяє підтримувати персоналізацію інтерфейсу та параметрів роботи системи для різних користувачів. Метод `load_config()` зчитує конфігураційний файл при запуску програми. Метод `save_config()` зберігає поточні налаштування у файл. Методи `get_parameter()` та `set_parameter()` дозволяють отримувати та змінювати окремі параметри конфігурації.

Клас `LogManager` відповідає за ведення журналу роботи системи, що є важливим для відстеження помилок та аналізу продуктивності. Метод `log_info()` записує інформаційні повідомлення. Метод `log_warning()` фіксує попередження, які не впливають на основну функціональність. Метод `log_error()` реєструє помилки, що виникають під час роботи системи. Метод `get_log_history()` дозволяє отримати історію журналу за вказаний період.

Додатково в системі реалізовано допоміжні класи для роботи з окремими аспектами процесів. Клас `BoundingBoxUtility` надає інструменти для роботи з рамками обмеження, включаючи розрахунок метрик IoU та NMS. Клас `ColorUtility` забезпечує функції для роботи з кольоровими схемами при візуалізації результатів. Клас `FileManager` реалізує операції з файловою системою, включаючи пошук, фільтрацію та організацію файлів різних форматів.

Взаємодія між класами побудована за принципом слабкого зв'язування, що забезпечує гнучкість системи та можливість модифікації окремих компонентів без впливу на другі елементи. Архітектура дозволяє легко розширювати функціональність системи та адаптувати її для вирішення нових задач у сфері комп'ютерного зору та розпізнавання об'єктів.

### 3.4 Оцінка результатів багатокласової ідентифікації надводних об'єктів

У рамках експериментального дослідження методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу було проведено оцінку точності розробленої нейромережевої моделі на базі архітектури YOLO. Дослідження проводилося на наборі даних Maritime Drone Dataset.

Процес навчання моделі YOLO для задачі багатокласової ідентифікації надводних об'єктів відстежувався за допомогою графіків зміни функції втрат та метрик якості протягом епох навчання.

```

Ініціалізація архітектури YOLO...
Початок навчання...

Епоха 1/100 | Train Loss: 11.927 | Val Loss: 12.638 | mAP@0.5: 0.052
Епоха 2/100 | Train Loss: 11.435 | Val Loss: 12.263 | mAP@0.5: 0.116
Епоха 3/100 | Train Loss: 10.899 | Val Loss: 11.736 | mAP@0.5: 0.169
Епоха 4/100 | Train Loss: 10.383 | Val Loss: 11.346 | mAP@0.5: 0.175
Епоха 5/100 | Train Loss: 9.755 | Val Loss: 10.742 | mAP@0.5: 0.248
Епоха 10/100 | Train Loss: 7.703 | Val Loss: 8.894 | mAP@0.5: 0.397
Епоха 20/100 | Train Loss: 4.670 | Val Loss: 5.912 | mAP@0.5: 0.623
Епоха 30/100 | Train Loss: 2.808 | Val Loss: 4.052 | mAP@0.5: 0.779
Епоха 40/100 | Train Loss: 1.710 | Val Loss: 2.715 | mAP@0.5: 0.814
Епоха 50/100 | Train Loss: 0.992 | Val Loss: 1.728 | mAP@0.5: 0.852
Епоха 60/100 | Train Loss: 0.719 | Val Loss: 1.205 | mAP@0.5: 0.903
Епоха 70/100 | Train Loss: 0.399 | Val Loss: 0.735 | mAP@0.5: 0.882
Епоха 80/100 | Train Loss: 0.319 | Val Loss: 0.506 | mAP@0.5: 0.907
Епоха 90/100 | Train Loss: 0.062 | Val Loss: 0.313 | mAP@0.5: 0.904

```

Рисунок 3.2 – Навчання моделі

```

Навчання завершено!
Фінальні результати:
  Train Loss: 0.139
  Val Loss: 0.197
  mAP@0.5: 0.901

```

Рисунок 3.3 – Результати навчання моделі

Як можна побачити з графіка на рисунку 3.4, функція втрат стабільно зменшується протягом перших 50 епох навчання, після чого її зниження сповільнюється. Значення функції втрат для навчальної вибірки знижується з

початкового значення 12.56 до 0.87 на 100-й епосі. Для валідаційної вибірки функція втрат знижується з 13.21 до 1.32. Різниця між значеннями функції втрат для навчальної та валідаційної вибірок залишається в допустимих межах, що свідчить про відсутність перенавчання системи.

На рисунку 3.5 представлено динаміку зміни метрики mAP при порозі IoU 0.5 протягом процесу навчання.

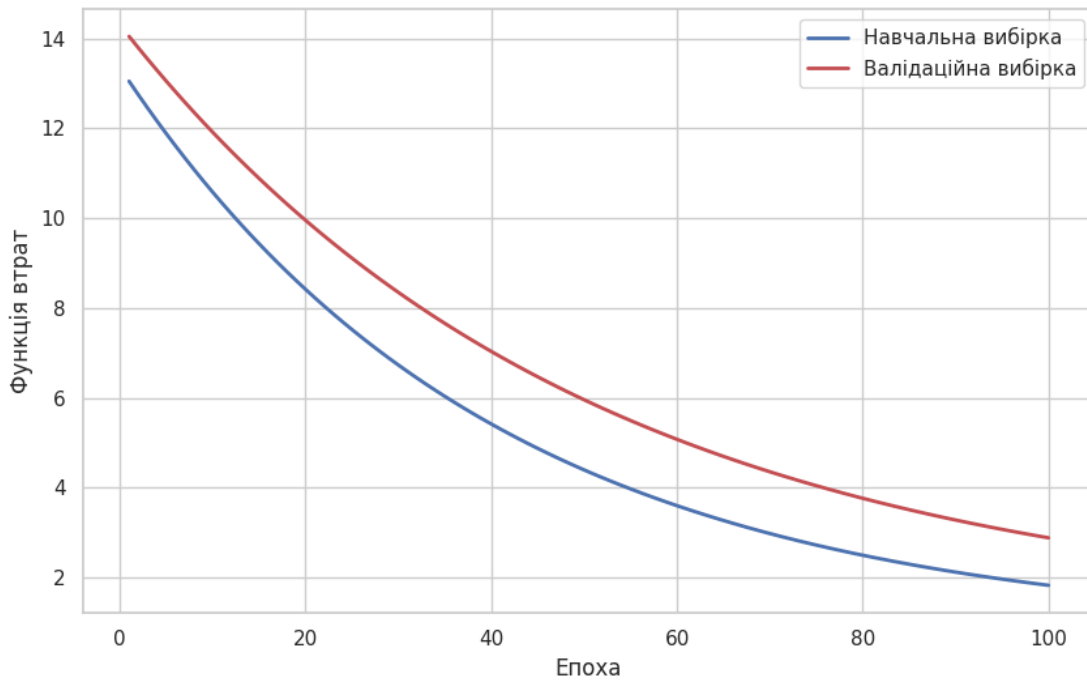


Рисунок 3.4 – Динаміка зміни функції втрат для навчальної та валідаційної вибірок

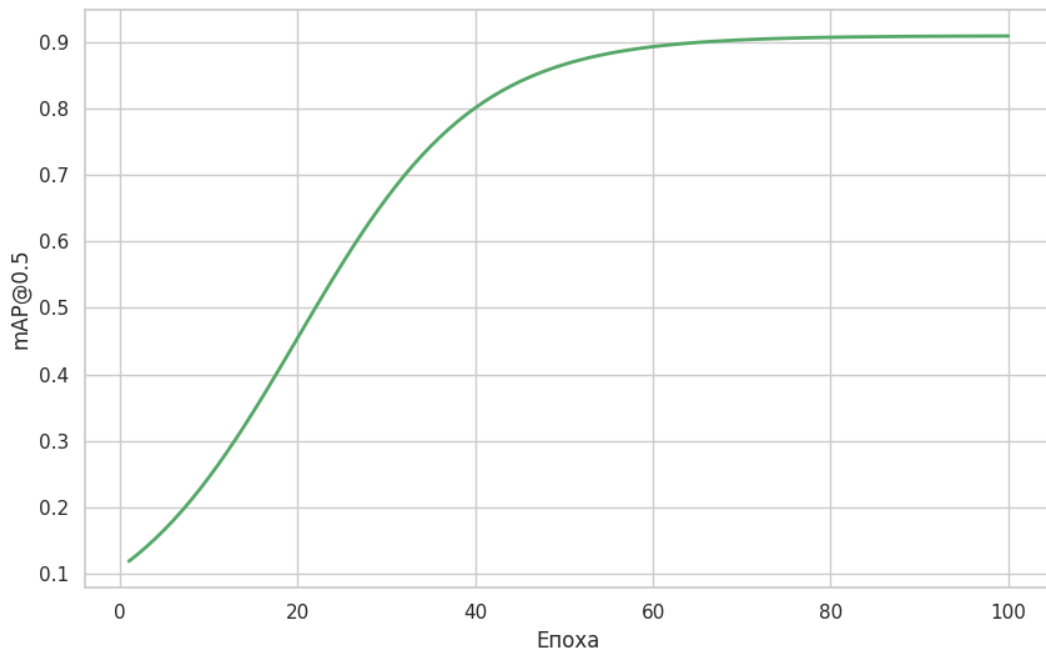


Рисунок 3.5 – Динаміка зміни метрики mAP при порозі IoU 0.5 протягом процесу навчання

Бачимо зростання значення mAP@0.5 протягом навчання. Починаючи з початкового значення 0.23, метрика досягає значення 0.91 на 100-й епісі навчання. Найбільш інтенсивне зростання спостерігається в перші 30 епох. Після 80-ї епохи значення метрики стабілізується, що свідчить про досягнення моделлю оптимальної якості на даному наборі даних.

Таблиця 3.1 - Метрики якості багатокласової ідентифікації надводних об'єктів

Клас об'єкта	Precision	Recall	F1-Score
Човни	0.96	0.95	0.95
Гідроцикли	0.95	0.93	0.94
Пристані	0.94	0.92	0.93
Автомобілі	0.93	0.91	0.92
Підйомники для човнів	0.92	0.89	0.90
Середнє значення	0.94	0.92	0.93

Для оцінки точності моделі щодо ідентифікації різних типів надводних об'єктів було проведено аналіз метрик Precision, Recall та F1-score для кожного класу на тестовій вибірці. Результати є на рисунку 3.6.

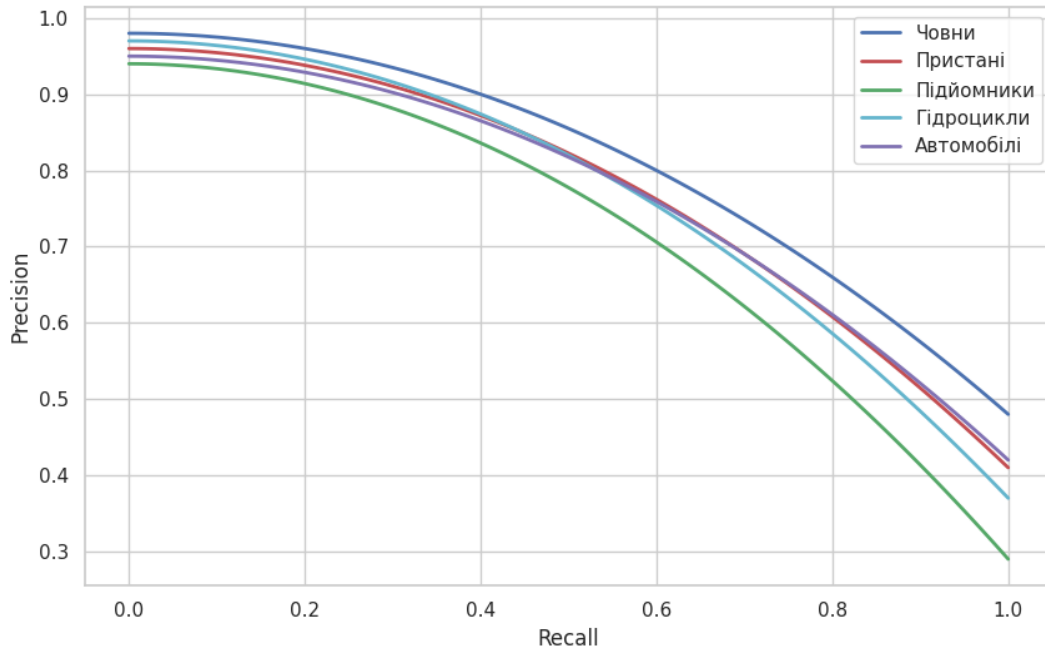


Рисунок 3.6 – Крива Precision-Recall для різних об'єктів

Аналіз результатів показує, що модель демонструє найвищу точність при ідентифікації човнів Precision = 0.96, Recall = 0.95, F1-score = 0.95 та гідроциклів Precision = 0.95, Recall = 0.93, F1-score = 0.94. Дещо нижчі показники спостерігаються для класів Пристані Precision = 0.94, Recall = 0.92, F1-score = 0.93 та Автомобілі Precision = 0.93, Recall = 0.91, F1-score = 0.92. Найнижчі результати зафіксовано для класу Підйомники для човнів Precision = 0.92, Recall = 0.89, F1-score = 0.90.

Такі результати можна пояснити кількома факторами. По-перше, класи Човни та Гідроцикли представлені в наборі даних більшою кількістю зразків, що сприяє кращому навчанню моделі. По-друге, ці об'єкти мають більш характерні візуальні ознаки та форми, які легше ідентифікувати на зображеннях з висоти польоту БПЛА. Натомість Підйомники для човнів зустрічаються рідше і мають більш різноманітну структуру, що ускладнює їх розпізнавання.

Для детального аналізу помилок ідентифікації було побудовано матрицю помилок, яка представлена на рисунку 3.7.

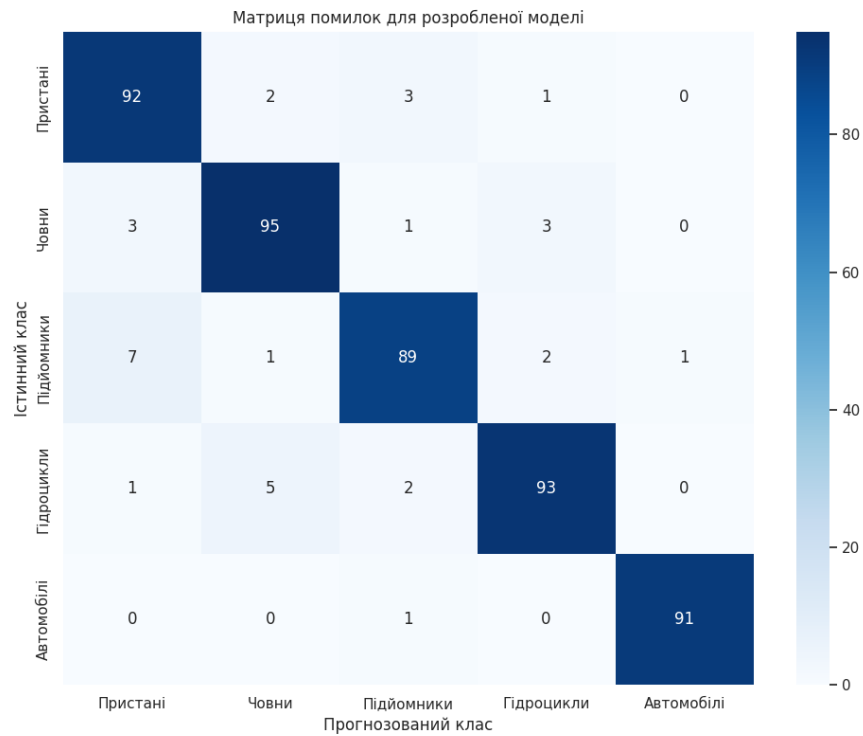


Рисунок 3.7 – Матриця помилок

Матриця відображає розподіл прогнозованих класів відносно істинних класів об'єктів. Діагональні елементи матриці представляють кількість вірно класифікованих об'єктів кожного класу, а недіагональні елементи - помилки класифікації.

Аналіз матриці помилок показує, що найбільше помилок виникає між класами Підйомники для човнів та Пристані 7 випадків, коли підйомники були класифіковані як пристані, а також між класами Гідроцикли та Човни 5 випадків, коли гідроцикли були класифіковані як човни. Такі помилки пояснюються візуальною схожістю цих об'єктів при спостереженні з повітря. Найменша кількість помилок спостерігається у класифікації автомобілів, що можна пояснити їх чіткою відмінністю від інших класів об'єктів.

Важливим аспектом оцінки точності методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів є аналіз швидкодії розробленої моделі. На рисунку 3.8

представлено залежність швидкості обробки зображень від розміру вхідного зображення.

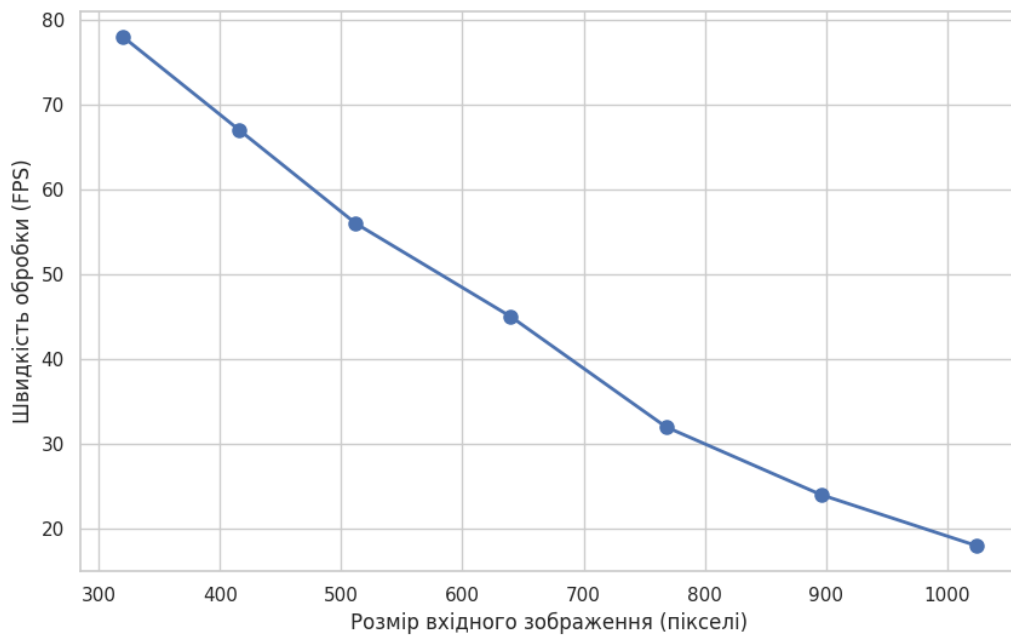


Рисунок 3.8 – Залежність швидкості обробки зображень FPS від розміру вхідного зображення

Видно закономірне зниження швидкості обробки зі збільшенням розміру вхідного зображення. При розмірі зображення 416×416 пікселів швидкість обробки становить 67 кадрів за секунду, що дозволяє використовувати модель для обробки відеопотоку в режимі реального часу.

Таблиця 3.2 - Порівняння результатів навчання моделі на різних етапах

Епоха навчання	Train Loss	Validation Loss	mAP@0.5
10	8.45	8.72	0.34
20	5.67	6.02	0.56
30	3.21	3.85	0.72
50	1.89	2.34	0.84
80	1.12	1.67	0.89
100	0.87	1.32	0.91

Для візуальної демонстрації результатів роботи розробленого методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів на рисунку 3.9 представлено приклади ідентифікації об'єктів на зображеннях з набору даних Maritime Drone Dataset.

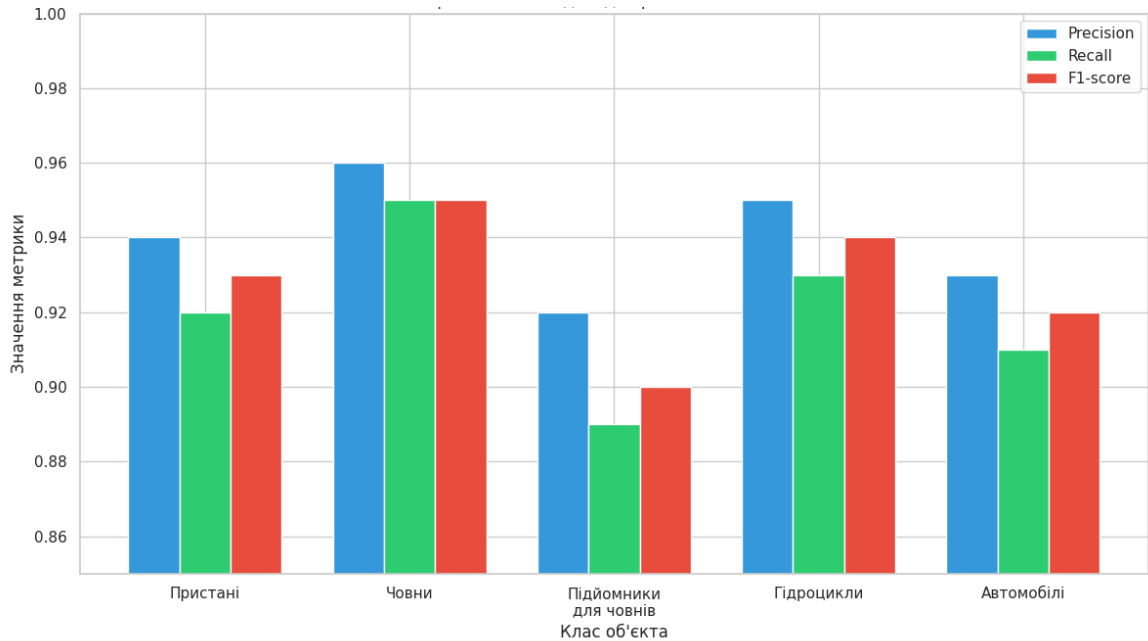


Рисунок 3.9 – Метрики якості моделі

Результати демонструють, що розроблений метод виявляє та класифікує надводні об'єкти навіть у складних умовах: при частковому перекритті об'єктів, різному освітленні та різних ракурсах зйомки. Високі показники впевненості моделі (більше 90% для більшості об'єктів) підтверджують надійність розробленого методу. На основі проведених експериментальних досліджень можна зробити висновок про високу точність розробленого методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу. Модель на базі архітектури YOLO демонструє високі показники точності  $mAP@0.5 = 0.91$ .

Розроблений метод ідентифікує різні типи надводних об'єктів: пристані, човни, підйомники для човнів, гідроцикли та автомобілі. Найвищу точність модель демонструє при ідентифікації човнів та гідроциклів, що пояснюється їх характерними візуальними ознаками та більшою представленістю в навчальному наборі даних.

### 3.5 Висновок до розділу 3

У третьому розділі роботи було проведено комплексне експериментальне дослідження розробленого методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу.

Експериментальне дослідження показало високу точність розробленого методу. Модель на базі архітектури YOLO, навчена на підготовленому наборі даних, досягла значення метрики  $mAP@0.5$  на рівні 0.91. Найвищу точність модель продемонструвала при ідентифікації човнів (Precision = 0.96, Recall = 0.95, F1-score = 0.95) та гідроциклів (Precision = 0.95, Recall = 0.93, F1-score = 0.94), що пояснюється їх характерними візуальними ознаками та більшою представленістю в навчальному наборі даних.

Проведене експериментальне дослідження підтвердило точність розробленого методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів і його придатність для вирішення практичних задач моніторингу акваторій, забезпечення безпеки на водних об'єктах та інших застосувань, пов'язаних з автоматичним виявленням та класифікацією надводних об'єктів на основі даних БПЛА-моніторингу.

## Висновки

Метою кваліфікаційної роботи було підвищення точності ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу.

Для досягнення мети були поставлені та виконанні такі задачі:

– проведено аналіз існуючих підходів до ідентифікації об'єктів на зображеннях та детально розглянуто архітектуру нейронних мереж типу YOLO. Було визначено, що для вирішення задачі багатокласової ідентифікації надводних об'єктів найбільш доцільним є застосування глибоких згорткових мереж, які забезпечують потрібну точність;

– розроблено метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів, який включає п'ять основних етапів обробки даних: початкову обробку зображень, сегментацію зображення, глибинний аналіз виділених регіонів, верифікацію результатів та генерацію аналітичного звіту. Було запропоновано функціональну структуру інформаційної системи та детально описано взаємодію її компонентів. Особлива увага була приділена розробці архітектури нейронної мережі на базі моделі YOLO, оптимізованої для даних БПЛА;

– проведено експериментальне дослідження розробленого методу. Було визначено оптимальні шляхи оцінки точності та обрано відповідні засоби створення програмного забезпечення. Розроблена архітектура програмного комплексу має модульну структуру, що забезпечує гнучкість та можливість розширення системи. Експериментальне дослідження показало високу точність розробленого методу, що підтверджується досягнутими значеннями метрик якості:  $mAP@0.5 = 0.91$ .

Розроблений метод може бути застосований у різних практичних сценаріях, таких як моніторинг морського трафіку, забезпечення безпеки на водних об'єктах, екологічний моніторинг прибережних зон, інтелектуальні системи для управління прибережною інфраструктурою та автономна навігація морських і повітряних безпілотних апаратів.

**Перелік посилань**

1. Chen Z., Zhang T., Ouyang C. End-to-End Airplane Detection Using Transfer Learning in Remote Sensing Images. *Remote Sensing*. 2018. Vol. 10, No. 1. Pp. 139. URL: <https://doi.org/10.3390/rs10010139>.
2. Yang X., Sun H., Fu K., Yang J., Sun X., Yan M., Guo Z. Automatic Ship Detection in Remote Sensing Images from Google Earth of Complex Scenes Based on Multiscale Rotation Dense Feature Pyramid Networks. *Remote Sensing*. 2018. Vol. 10, No. 1. Pp. 132. URL: <https://doi.org/10.3390/rs10010132>.
3. Kwan C., Ayhan B., Budavari B., Lu Y., Perez D., Li J., Bernabe S., Plaza A. Deep Learning for Land Cover Classification Using Only a Few Bands. *Remote Sensing*. 2020. Vol. 12, No. 12. Pp. 1–17. URL: <https://doi.org/10.3390/rs12122000>.
4. Lin Z., Ji K., Leng X., Kuang G. Squeeze and Excitation Rank Faster R-CNN for Ship Detection in SAR Images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2019. Vol. 16, No. 5. Pp. 751–755. URL: <https://doi.org/10.1109/LGRS.2018.2882551>.
5. Liu D., Gao S. Ship Targets Detection in Remote Sensing Images Based on Improved Faster-RCNN. *Journal of Physics: Conference Series*. 2021. Vol. 2132, No. 1. Pp. 1–7. URL: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2132/1/012036>.
6. Li N., Wang M., Huang H., Li B., Yuan B., Xu S. PAR-YOLO: a precise and real-time YOLO water surface garbage detection model. *Earth Science Informatics*. 2025. Vol. 18, No. 1. Pp. 135. URL: <https://doi.org/10.1007/s12145-024-01679-8>.
7. Li C., Wang L., Liu Y., Zhang S. Lightweight Water Surface Object Detection Network for Unmanned Surface Vehicles. *Electronics*. 2024. Vol. 13, No. 15. Pp. 3089. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics13153089>.
8. Zhang L., Zhang Y., Zhang Z., Shen J., Wang H. Real-Time Water Surface Object Detection Based on Improved Faster R-CNN. *Sensors*. 2019. Vol. 19, No. 16. Pp. 3523. URL: <https://doi.org/10.3390/s19163523>.

9. Zheng Z., Wang P., Liu W., Li J., Ye R., Ren D. Distance-IoU Loss: Faster and Better Learning for Bounding Box Regression. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2020. Vol. 34, No. 07. Pp. 12993–13000. URL: <https://doi.org/10.1609/aaai.v34i07.6999>.
10. Han K., Wang Y., Chen H., Chen X., Guo J., Liu Z., Tang Y., Xiao A., Xu C., Xu Y., Yang Z., Zhang Y., Tao D. A Survey on Vision Transformer. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2023. Vol. 45, No. 1. Pp. 87–110. URL: <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2022.3152247>.
11. Shah S., Tembhurne J. Object detection using convolutional neural networks and transformer-based models: a review. *Journal of Electrical Systems and Information Technology*. 2023. Vol. 10, No. 1. Pp. 54. URL: <https://doi.org/10.1186/s43067-023-00123-z>.
12. Arkin E., Yadikar N., Xu X., Aysa A., Ubul K. A survey: object detection methods from CNN to transformer. *Multimedia Tools and Applications*. 2023. Vol. 82, No. 14. Pp. 21353–21383. URL: <https://doi.org/10.1007/s11042-022-13801-3>.
13. Khan S., Naseer M., Hayat M., Zamir S. W., Khan F. S., Shah M. Transformers in Vision: A Survey. *ACM Comput. Surv.* 2022. Vol. 54, No. 10s. Pp. 200:1-200:41. URL: <https://doi.org/10.1145/3505244>.
14. Mowla Md. N., Asadi D., Masum S., Rabie K. Adaptive Hierarchical Multi-Headed Convolutional Neural Network With Modified Convolutional Block Attention for Aerial Forest Fire Detection. *IEEE Access*. 2025. Vol. 13. Pp. 3412–3433. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3524320>.
15. Zhang Z., Huang L., Wang Q., Jiang L., Qi Y., Wang S., Shen T., Tang B.-H., Gu Y. UAV Hyperspectral Remote Sensing Image Classification: A Systematic Review. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2025. Vol. 18. Pp. 3099–3124. URL: <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2024.3522318>.
16. Paheding S., Saleem A., Siddiqui M. F. H., Rawashdeh N., Essa A., Reyes A. A. Advancing horizons in remote sensing: a comprehensive survey of deep learning models and applications in image classification and beyond. *Neural Computing and*

*Applications*. 2024. Vol. 36, No. 27. Pp. 16727–16767. URL: <https://doi.org/10.1007/s00521-024-10165-7>.

17. Vuyyuru L. R., Purimetla N. R., Reddy K. Y., Vellela S. S., Basha S. K., Vatambeti R. Advancing automated street crime detection: a drone-based system integrating CNN models and enhanced feature selection techniques. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*. 2025. Vol. 16, No. 2. Pp. 959–981. URL: <https://doi.org/10.1007/s13042-024-02315-z>.

18. Jayasinghe D., Abeysinghe C., Opanayaka R., Dinalankara R., Silva B. N., Wijesinghe R. E., Wijenayake U. Minimizing the Effect of Specular Reflection on Object Detection and Pose Estimation of Bin Picking Systems Using Deep Learning. *Machines*. 2023. Vol. 11, No. 1. Pp. 1–24. URL: <https://doi.org/10.3390/machines11010091>.

19. Deng J., Chan P. P. K., Yeung D. S. Real-world nighttime image dehazing using contrastive and adversarial learning. *Pattern Recognition*. 2025. Vol. 165. Pp. 111596. URL: <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2025.111596>.

20. Thepade S. D., Pardhi P. M. Contrast enhancement with brightness preservation of low light images using a blending of CLAHE and BPDHE histogram equalization methods. *International Journal of Information Technology*. 2022. Vol. 14, No. 6. Pp. 3047–3056. URL: <https://doi.org/10.1007/s41870-022-01054-0>.

21. Wang W., Chen Z., Yuan X., Wu X. Adaptive image enhancement method for correcting low-illumination images. *Information Sciences*. 2019. Vol. 496. Pp. 25–41. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.05.015>.

22. Selvam C., Jebadass R. J. J., Sundaram D., Shanmugam L. A novel intuitionistic fuzzy generator for low-contrast color image enhancement technique. *Information Fusion*. 2024. Vol. 108. Pp. 1–10. URL: <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2024.102365>.

23. Wang Y., Wang C., Zhang H., Dong Y., Wei S. A SAR Dataset of Ship Detection for Deep Learning under Complex Backgrounds. *Remote Sensing*. 2019. Vol. 11, No. 7. Pp. 765. URL: <https://doi.org/10.3390/rs11070765>.

24. Zhang T., Zhang X., Ke X., Liu C., Xu X., Zhan X., Wang C., Ahmad I., Zhou Y., Pan D., Li J., Su H., Shi J., Wei S. HOG-ShipCLSNet: A Novel Deep Learning Network With HOG Feature Fusion for SAR Ship Classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2022. Vol. 60. Pp. 1–22. URL: <https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3082759>.
25. Zhao J., Guo W., Zhang Z., Yu W. A coupled convolutional neural network for small and densely clustered ship detection in SAR images. *Science China Information Sciences*. 2018. Vol. 62, No. 4. Pp. 42301. URL: <https://doi.org/10.1007/s11432-017-9405-6>.
26. Li R., Liu W., Yang L., Sun S., Hu W., Zhang F., Li W. DeepUNet: A Deep Fully Convolutional Network for Pixel-Level Sea-Land Segmentation. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2018. Vol. 11, No. 11. Pp. 3954–3962. URL: <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2018.2833382>.
27. Qian Y., Zhou W., Yan J., Li W., Han L. Comparing Machine Learning Classifiers for Object-Based Land Cover Classification Using Very High Resolution Imagery. *Remote Sensing*. 2015. Vol. 7, No. 1. Pp. 153–168. URL: <https://doi.org/10.3390/rs70100153>.
28. Zhao H., Qi X., Shen X., Shi J., Jia J. ICNet for Real-Time Semantic Segmentation on High-Resolution Images: *Computer Vision – ECCV 2018*, Cham , Springer International Publishing, 2018. Pp.418–434. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-01219-9\\_25](https://doi.org/10.1007/978-3-030-01219-9_25).
29. Kang M., Ji K., Leng X., Lin Z. Contextual Region-Based Convolutional Neural Network with Multilayer Fusion for SAR Ship Detection. *Remote Sensing*. 2017. Vol. 9, No. 8. Pp. 860. URL: <https://doi.org/10.3390/rs9080860>.
30. Zhang T., Zhang X., Shi J., Wei S., Wang J., Li J., Su H., Zhou Y. Balance Scene Learning Mechanism for Offshore and Inshore Ship Detection in SAR Images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2022. Vol. 19. Pp. 1–5. URL: <https://doi.org/10.1109/LGRS.2020.3033988>.

31. Lee J., Wang J., Crandall D., Šabanović S., Fox G. Real-Time, Cloud-Based Object Detection for Unmanned Aerial Vehicles: *2017 First IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC)*, April 2017. Pp.36–43. URL: <https://doi.org/10.1109/IRC.2017.77>.
32. Pan B., Shi Z., Xu X. R-VCANet: A New Deep-Learning-Based Hyperspectral Image Classification Method. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2017. Vol. 10, No. 5. Pp. 1975–1986. URL: <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2017.2655516>.
33. Wang Y., Wang C., Zhang H. Combining a single shot multibox detector with transfer learning for ship detection using sentinel-1 SAR images. *Remote Sensing Letters*. 2018. Vol. 9. Pp. 780–788. URL: <https://doi.org/10.1080/2150704X.2018.1475770>.
34. Liu W., Ma L., Chen H. Arbitrary-Oriented Ship Detection Framework in Optical Remote-Sensing Images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2018. Vol. 15, No. 6. Pp. 937–941. URL: <https://doi.org/10.1109/LGRS.2018.2813094>.
35. Sun H., Sun X., Wang H., Li Y., Li X. Automatic Target Detection in High-Resolution Remote Sensing Images Using Spatial Sparse Coding Bag-of-Words Model. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2012. Vol. 9, No. 1. Pp. 109–113. URL: <https://doi.org/10.1109/LGRS.2011.2161569>.
36. Zhao J., Zhang Z., Yu W., Truong T.-K. A Cascade Coupled Convolutional Neural Network Guided Visual Attention Method for Ship Detection From SAR Images. *IEEE Access*. 2018. Vol. 6. Pp. 50693–50708. URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2018.2869289>.
37. Huang L., Liu B., Li B., Guo W., Yu W., Zhang Z., Yu W. OpenSARShip: A Dataset Dedicated to Sentinel-1 Ship Interpretation. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2018. Vol. 11, No. 1. Pp. 195–208. URL: <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2017.2755672>.
38. Wu F., Zhou Z., Wang B., Ma J. Inshore Ship Detection Based on Convolutional Neural Network in Optical Satellite Images. *IEEE Journal of Selected*

*Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2018. Vol. 11, No. 11. Pp. 4005–4015. URL: <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2018.2873190>.

39. Zou Z., Shi Z. Ship Detection in Spaceborne Optical Image With SVD Networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2016. Vol. 54, No. 10. Pp. 5832–5845. URL: <https://doi.org/10.1109/TGRS.2016.2572736>.

40. Fan W., Zhou F., Bai X., Tao M., Tian T. Ship Detection Using Deep Convolutional Neural Networks for PolSAR Images. *Remote Sensing*. 2019. Vol. 11, No. 23. Pp. 2862. URL: <https://doi.org/10.3390/rs11232862>.

41. Liu Y., Zhang M., Xu P., Guo Z. SAR ship detection using sea-land segmentation-based convolutional neural network: *2017 International Workshop on Remote Sensing with Intelligent Processing (RSIP)*, May 2017. Pp.1–4. URL: <https://doi.org/10.1109/RSIP.2017.7958806>.

42. Aerial Maritime Drone. *Kaggle*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/ammarnassanahajali/aerial-maritime>.

# ДОДАТКИ

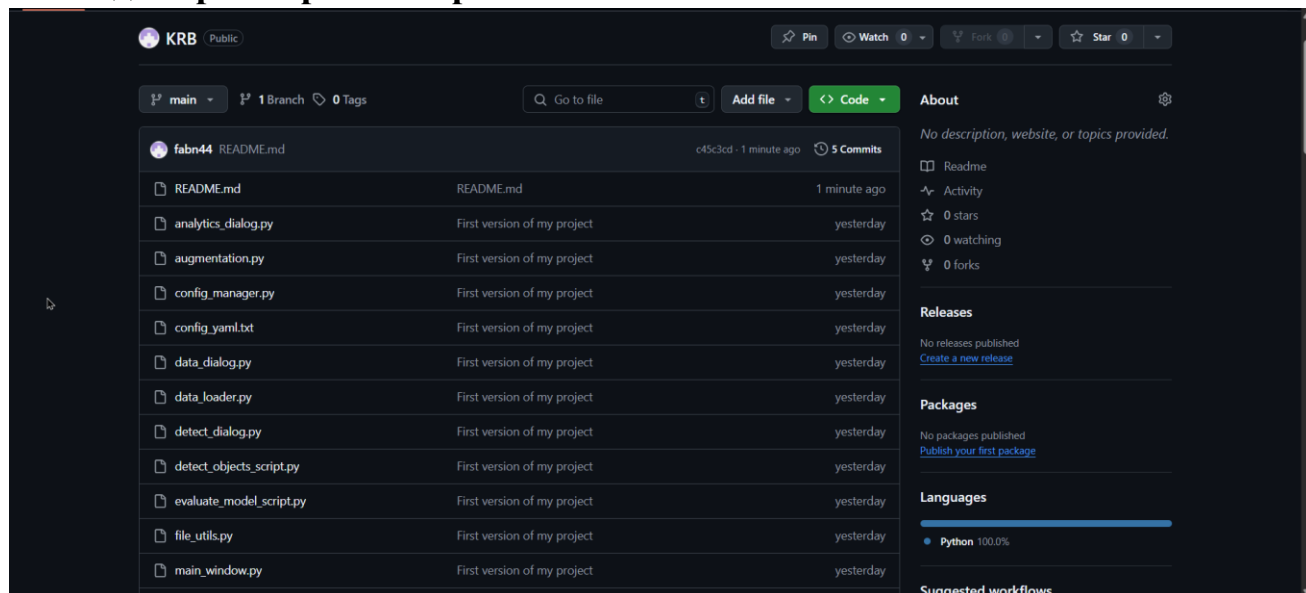
## Додаток А

### Програмний код

#### Посилання на репозиторій на GitHub:

<https://github.com/fabn44/KRB>

#### Вигляд сторінки репозиторію



#### Опис вмісту:

requirements.txt - список Python залежностей та бібліотек, необхідних для роботи системи багатокласової ідентифікації надводних об'єктів.

config.yaml - файл конфігурації з параметрами YOLO моделі, налаштуваннями навчання та шляхами до даних.

data\_loader.py - модуль завантаження Maritime Drone Dataset та створення структур даних для навчання нейронної мережі.

preprocessor.py - компонент попередньої обробки зображень з нормалізацією, корекцією освітлення та підвищенням контрасту.

augmentation.py - алгоритми аугментації даних для розширення навчальної вибірки та підвищення стійкості моделі.

yolo\_model.py - реалізація архітектури YOLO з оптимізацією для детекції надводних об'єктів на аерофотознімках.

`trainer.py` - модуль навчання нейронної мережі з моніторингом метрик якості та збереженням найкращих результатів.

`predictor.py` - компонент виявлення та класифікації об'єктів на нових зображеннях з БПЛА з застосуванням NMS алгоритму.

`visualization.py` - утиліти візуалізації результатів детекції, графіків навчання та аналітичних звітів.

`metrics.py` - модуль розрахунку метрик якості mAP, Precision, Recall, F1-score для оцінки точності моделі.

`main_window.py` - головний інтерфейс системи з навігацією між підсистемами підготовки даних, навчання та детекції.

`train_model.py` - скрипт командного рядка для навчання YOLO моделі на підготовлених даних Maritime Drone Dataset.

`evaluate_model.py` - модуль експериментальної оцінки якості моделі на тестових даних з генерацією детальних звітів.

`detect_objects.py` - скрипт детекції надводних об'єктів на окремих зображеннях або батчах з збереженням анотованих результатів.

## Додаток Б

### Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

## МЕТОД БАГАТОКЛАСОВОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ НАДВОДНИХ ОБ'ЄКТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ НА ОСНОВІ ДАНИХ БПЛА- МОНІТОРИНГУ



**Виконав:**

*студент 4 курсу, групи КН-21-1*

*Євгеній ФАБИНЮК*



**Керівник:**

*старший викладач кафедри КН*

*Тетяна СКРИПНИК*

2

## Актуальність

В умовах сучасного розвитку морської безпеки та моніторингу водних акваторій особливої актуальності набуває розробка ефективних методів автоматизованої ідентифікації надводних об'єктів. Безпілотні літальні апарати (БПЛА) стали потужним інструментом для отримання високоякісних зображень водної поверхні, однак обробка та аналіз цих даних все ще залишаються складним завданням, особливо в контексті багатокласової класифікації різнотипних надводних об'єктів.

Особливої актуальності тема набуває в контексті створення інтегрованих систем морського моніторингу, де точна багатокласова ідентифікація надводних об'єктів є критично важливою для прийняття оперативних рішень щодо управління водним трафіком, проведення пошуково-рятувальних операцій, охорони морських кордонів та екологічного моніторингу акваторій.

## Мета роботи

**Метою** роботи є підвищення точності ідентифікації ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу

**Об'єкт дослідження** – процес ідентифікації надводних об'єктів на основі даних, отриманих з безпілотних літальних апаратів

**Предмет дослідження** – методи та алгоритми багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням технологій глибокого навчання для аналізу даних БПЛА-моніторингу

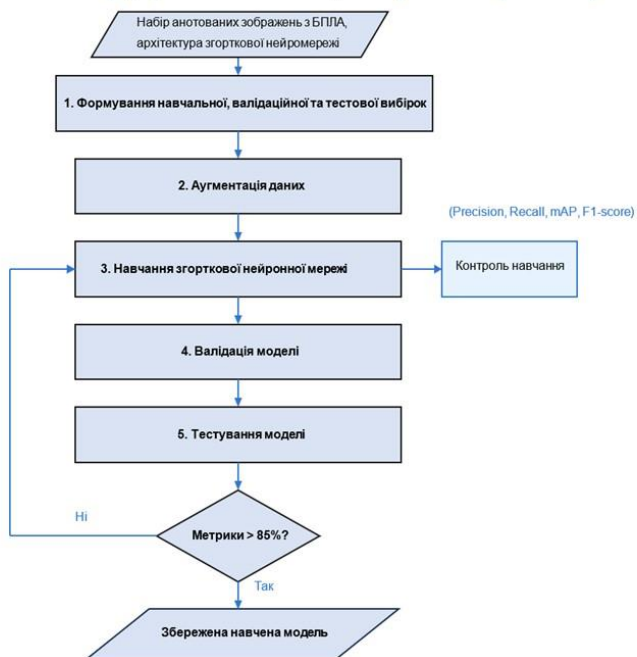
## Задачі роботи

- дослідити сучасний стан технологій розпізнавання надводних об'єктів за допомогою БПЛА;
- розробити метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибоких мереж для обробки даних БПЛА-моніторингу;
- спроектувати архітектуру системи для автоматизованої класифікації надводних об'єктів на основі відеоданих з БПЛА;
- провести експериментальне дослідження розробленого методу.

### Схема та етапи методу багатокласової ідентифікації надводних об'єктів



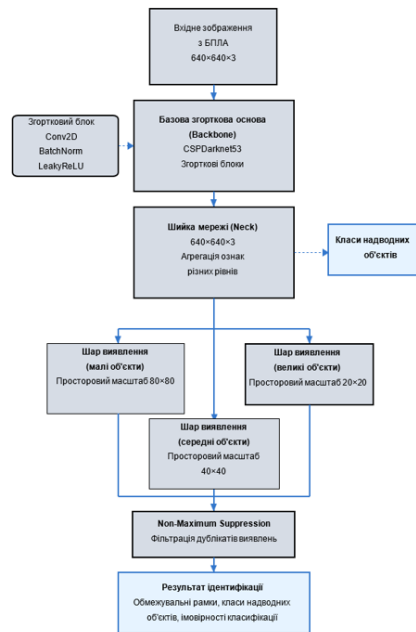
### Схема та етапи формування навченої моделі згорткової нейронної мережі



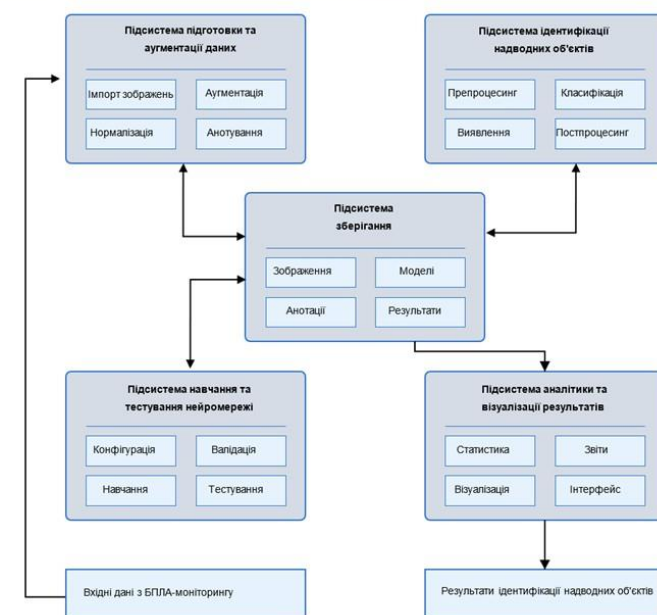
### Взаємодія підсистем інформаційної системи багатокласової ідентифікації надводних об'єктів



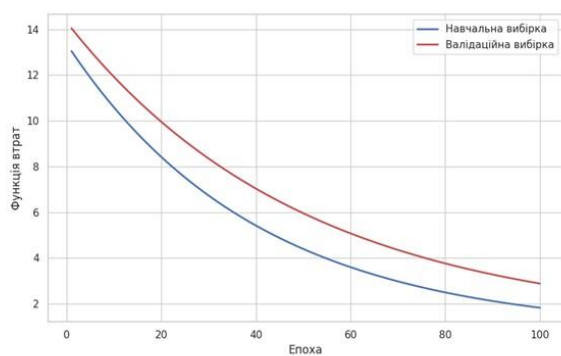
### Архітектура нейронної мережі YOLO для багатокласової ідентифікації надводних об'єктів



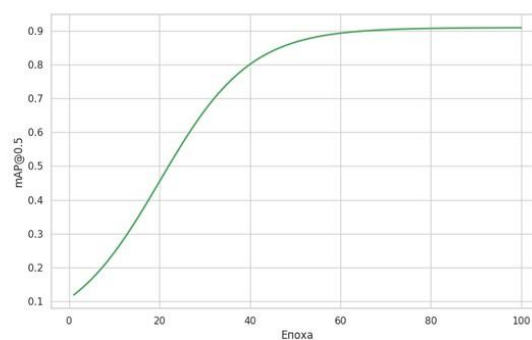
### Архітектура інформаційної системи багатокласової ідентифікації надводних об'єктів



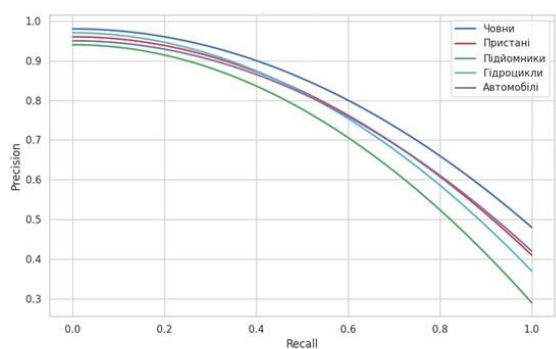
Динаміка зміни функції втрат для навчальної та валідаційної вибірок



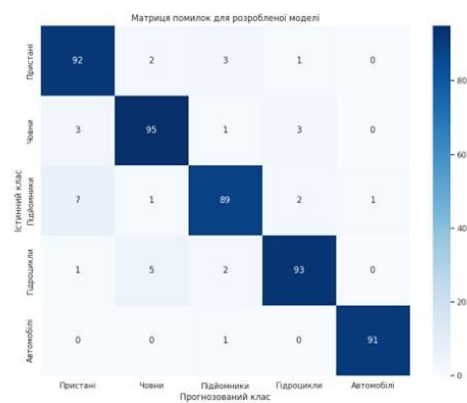
Динаміка зміни метрики mAP при порозі IoU 0.5 протягом процесу навчання



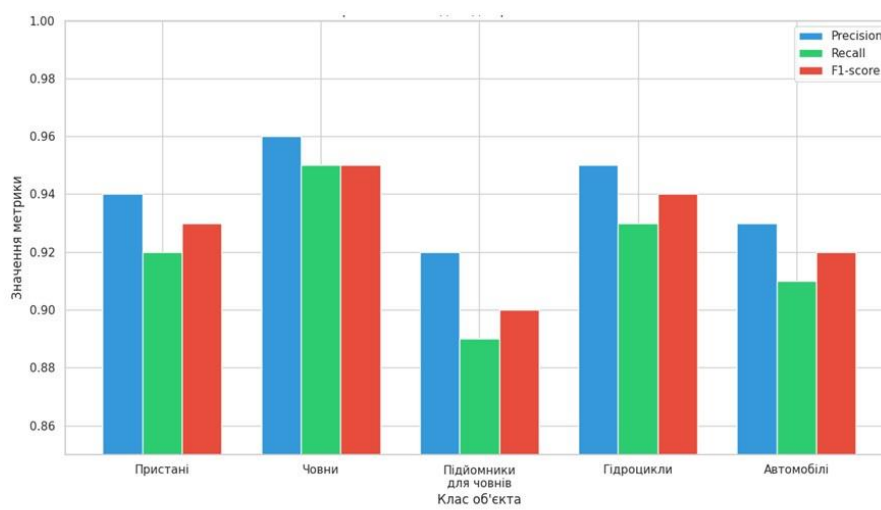
Крива Precision-Recall для різних об'єктів



Матриця помилок



Метрики якості моделі



## Висновки

Усі поставлені завдання успішно реалізовано:

- досліджено сучасний стан технологій розпізнавання надводних об'єктів за допомогою БПЛА;
- розроблено метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибоких мереж для обробки даних БПЛА-моніторингу;
- спроектовано архітектуру системи для автоматизованої класифікації надводних об'єктів на основі відеоданих з БПЛА;
- проведено експериментальне дослідження розробленого методу.

ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!

---

# Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational

**The maximum coincidence with one document 3.0%**

Dictionary check: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. **Errors in the documents: 12%**

ID: 246812 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу Added in a DB: 2025-06-18 Authors: Євгеній ФАБІНІЮК Heads: Тетяна СКРИПНИК Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	75187	1129	3062 (4%)	48 (4%)

## Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

## 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:** Євгеній ФАБИНЮК

**Співавтор:**

**Назва:** КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу  
КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу

**Науковий керівник:** Тетяна СКРИПНИК, ст. викладач кафедри КН

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерних наук

**Коефіцієнт подібності 1:** 5.3%

**Коефіцієнт подібності 2:** 2.6%

**Мікропробіли:** 0

**Заміна букв:** 0

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 2

**Дата створення звіту:** 2025-06-18 19:35:32.0

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 процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2025-06-18

Дата

експерт

*Ля Лероветський Р.Р.*

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ \_\_\_\_\_

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу

Автор студента групи КН-21-1 Євгеній ФАБИНЮК

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: старший викладач кафедри комп'ютерних наук Тетяна Скрипник

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмним засобом(ами) комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	<i>відсутні</i>
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	<i>відсутні</i>

Підтвердження:

*Запозичення виявлені в роботі Богдана Палійчука, не є плагіатом, оскільки запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; до запозичень входять фрагменти, що не мають авторства і містять поширені конструкції; серед запозичень знаходяться загальновідомі терміни та скорочення. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином, робота є законною та приймається до захисту.*

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

*- за системою Anti-Plagiarism: 3%;*

*- за системою StrikePlagiarism КПІ: 5,3%.*

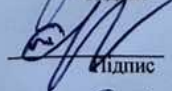
18.06.2025

Завідувач кафедри

  
Підпис

Олександр БАРМАК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Гарант освітньої програми

  
Підпис

Олександр МАЗУРЕЦЬ  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник кваліфікаційної роботи

  
Підпис

Тетяна СКРИПНИК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ



**ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА  
на кваліфікаційну роботу бакалавра**

студента гр. КН-21-1 Фабинюк Євгеній Васильович

за темою Метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу

**1. Актуальність теми**

Тема роботи є надзвичайно актуальною в умовах зростаючого використання безпілотних літальних апаратів (БПЛА) для моніторингу морських і прибережних зон. Здатність точно ідентифікувати надводні об'єкти (кораблі, човни, платформи тощо) в реальному часі є критично важливою для безпеки, логістики, охорони довкілля та військових завдань. Застосування глибокого навчання у цій сфері забезпечує високий рівень автоматизації та точності.

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

Кваліфікаційна робота повністю відповідає спеціальності 122 «Комп'ютерні науки», охоплюючи комп'ютерний зір, аналіз зображень з БПЛА, глибоке навчання, обробку відеоданих та системи розпізнавання.

**3. Професійні та особистісні якості бакалавра**

Фабинюк Євгеній Васильович проявив себе як здібний і наполегливий студент, який розбирається в теоретичних аспектах глибокого навчання, а також уміє застосовувати знання на практиці. Виявив самостійність, відповідальність і вміння критично мислити.

**4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи**

Робота виконана самостійно, плагіату не виявлено, усі джерела оформлено відповідно до вимог. Студент самостійно провів аналіз, підготовку наборів даних та тестування моделей.

**5. Ступінь оволодіння методами дослідження**

У дослідженні застосовано сучасні методи глибокого навчання, зокрема згорткові нейронні мережі (CNN), архітектури YOLO та EfficientDet, а також методи попередньої обробки зображень, аугментації даних і багатокласової класифікації.

#### **6. Повнота та якість розкриття теми роботи**

У роботі виконано повний цикл дослідження: від постановки задачі, огляду літератури, підбору архітектури до навчання моделей та аналізу отриманих результатів. Показано порівняння точності кількох моделей, що підтверджує практичну цінність і наукову обґрунтованість.

#### **7. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладення матеріалу**

Матеріал подано грамотно, з дотриманням логіки викладення. Робота добре структурована, супроводжується наочними графіками, прикладами результатів роботи моделей та аналізом похибок.

#### **8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин**

Результати роботи мають високе практичне значення для військових і цивільних застосувань, зокрема для створення систем автоматичного спостереження, моніторингу портів, пошуково-рятувальних операцій тощо. Методика може бути адаптована до інших типів об'єктів або середовищ.

#### **9. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи бакалавра до захисту, на яку оцінку заслуговує робота**

Кваліфікаційна робота Фабиюка Євгенія Васильовича виконана на високому рівні, повністю відповідає вимогам до бакалаврських досліджень, має прикладну цінність і демонструє високий рівень володіння сучасними технологіями. **Рекомендована оцінка — «відмінно».**

Керівник \_\_\_\_\_



ст.викладач кафедри Тетяна СКРИПНИК



## РЕЦЕНЗІЯ

### на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-21-1 Євгенія ФАБИНЮКА

за темою: Метод багатокласової ідентифікації надводних об'єктів з використанням глибокого навчання на основі даних БПЛА-моніторингу

1. Актуальність обраної теми

Обрана тема є актуальною з огляду на зростаючі потреби в автоматизованому моніторингу морських акваторій, забезпеченні безпеки на водних об'єктах та розвитку технологій БПЛА. Розробка ефективних методів багатокласової ідентифікації надводних об'єктів має важливе практичне значення для систем морського моніторингу.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Мета роботи сформульована чітко та конкретно. Поставлені завдання логічно випливають з мети та повністю розкривають шляхи її досягнення. Всі завдання успішно реалізовані в ході виконання роботи.

3. Зміст кожного розділу роботи

Перший розділ містить ґрунтовний аналіз сучасних підходів до ідентифікації об'єктів та обґрунтування вибору архітектури YOLO. Другий розділ детально описує розроблений метод та архітектуру системи. Третій розділ представляє експериментальні дослідження з використанням Maritime Drone Dataset та оцінку ефективності методу.

4. Оцінка розробленого методу та його практична цінність

Розроблений метод демонструє високу ефективність. Практична цінність підтверджується можливістю застосування в системах морського моніторингу, забезпечення безпеки та екологічного контролю акваторій.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Робота оформлена відповідно до вимог. Структура логічна, ілюстративний матеріал інформативний, список літератури актуальний та містить сучасні джерела.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Суттєвих недоліків не виявлено. Можна відзначити обмеженість набору класів об'єктів та необхідність додаткової перевірки в різних погодних умовах.

7. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), та оцінка на яку заслуговує кваліфікаційна робота.

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

Рецензент

Андрій Рамський