

## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод нейромережевого виявлення птахів на фотозображеннях для сільськогосподарського моніторингу та захисту врожаю

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

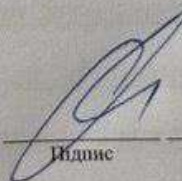
Виконав: студент групи КН-22-2  Георгій САРКІСЯН  
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: ст. викл. каф. 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  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

18 06 2026 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій  
Кафедра комп'ютерних наук  
Освітній ступінь бакалавр  
Галузь знань 12 – Інформаційні технології  
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук



(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

«22» 02 2026 року

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод нейромережевого виявлення птахів на фотозображеннях для сільськогосподарського моніторингу та захисту врожаю».

2. Завдання видано студенту Георгію Саркісяну  
(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи старший викладач кафедри КН Тетяна Скрипник  
(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від «20» 02 2026 р. № 7

5. Дата видачі завдання студенту: «22» 02 2026 р.

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

Мета роботи полягає в підвищенні точності автоматизованого виявлення птахів на фотозображеннях шляхом розробки відповідного методу на основі глибокого навчання. Для досягнення мети слід виконати такі задачі: провести огляд та аналіз сучасних методів комп'ютерного зору й моделей глибокого навчання для задач детекції птахів на фотозображеннях; формалізувати задачу автоматизованого виявлення птахів; розробити метод нейромережевого виявлення птахів, орієнтований на підвищення точності детекції дрібних об'єктів; реалізувати програмний засіб, що забезпечує обробку фотозображень та формування аналітичної звітності; провести експериментальне дослідження методу з використанням метрик точності.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напряму дослідження та узгодження теми кваліфікаційної роботи з керівником, складання календарного графіка виконання	січень 2026	виконав
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети і задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2026	виконав
3	Проектування методу розв'язання задачі, опис архітектурних рішень, розроблення математичних моделей та алгоритмів.	березень 2026	виконав
4	Обґрунтування інструментарію розробки, програмна реалізація розробленого методу, проведення експериментального тестування та оцінювання ефективності.	квітень 2026	виконав
5	Написання тексту кваліфікаційної роботи, урахування зауважень керівника, оформлення згідно з вимогами	травень 2026	виконав
6	Розроблення презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2026	виконав
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка тексту кваліфікаційної роботи на плагіат, нормоконтроль	червень 2026	виконав
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи	червень 2026	виконав

Виконавець: студент групи КН-22-2  
Група виконавця

  
Підпис

Георгій САРКІСЯН  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: ст. викл. каф. КН  
Науковий ступінь, посада

  
Підпис

Тетяна СКРИПНИК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод нейромережевого виявлення птахів на фотозображеннях для сільськогосподарського моніторингу та захисту врожаю».

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-22-1  
Георгій Саркісян

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: старший викладач кафедри  
КН Тетяна Скрипник

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
54	15	8	42	2

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищенні точності автоматизованого виявлення птахів на фотозображеннях шляхом розробки відповідного методу на основі глибокого навчання.

Для розробки прикладної системи використано мову програмування Python, бібліотеку Ultralytics YOLO для навчання та інференсу нейромережевої моделі, фреймворк FastAPI для реалізації серверної частини, а також HTML, CSS і JavaScript для створення вебінтерфейсу. Розроблена система призначена для автоматизованого виявлення птахів на фотозображеннях у задачах сільськогосподарського моніторингу та захисту врожаю.

Практичне використання системи можливе у фермерських господарствах, агропідприємствах, системах польового моніторингу та засобах підтримки прийняття рішень щодо захисту врожаю.

Ключові слова: виявлення птахів, фотозображення, сільськогосподарський моніторинг, захист врожаю, YOLO, комп'ютерний зір.

Виконавець: студент групи КН-22-2  
Група виконавця

  
Підпис

Георгій САРКІСЯН  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## Зміст

Перелік скорочень .....	3
Вступ.....	5
Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій.....	7
1.1 Аналіз інформаційних моделей.....	7
1.2 Огляд моделей глибокого навчання для задач детекції птахів .....	8
1.3 Огляд теоретичних підходів до розв’язання подібних задач .....	11
1.4 Аналіз існуючих програмних та апаратних засобів .....	12
1.5 Мета та завдання роботи .....	13
Розділ 2 Метод нейромережевого виявлення птахів на фотозображеннях для сільськогосподарського моніторингу.....	15
2.1 Формалізація задачі виявлення птахів на фотозображеннях .....	15
2.1.1 Формалізований опис виявлення об’єкту птаха .....	16
2.1.2 Агрегація детекцій до рівня зображення.....	18
2.1.3 Формалізація задачі калібрування порога.....	18
2.2 Детекція птахів за допомогою YOLO .....	20
2.3 Калібрування порога та формування рішення на рівні зображення.....	23
2.4 Опис набору даних.....	24
2.5 Метрики оцінювання .....	26
2.6 Сценарій експериментального дослідження .....	28
2.7 Висновки до розділу 2 .....	29
Розділ 3 Експериментальне дослідження методу .....	31
3.1 Опис застосування та архітектура програмної системи .....	31
3.2 Аналіз процесу навчання моделі .....	33
3.3 Калібрування порога та оцінювання на тестовій підмножині .....	35
3.4 Аналіз розподілу впевненості та прикладів виявлення .....	38
3.5 Аналіз помилкових спрацювань моделі .....	40
3.6 Аналітика для агромоніторингу .....	43

	2
3.7 Обмеження методу та напрями вдосконалення .....	44
3.8 Висновки до розділу 3 .....	45
Загальні висновки.....	47
Перелік посилань.....	49
Додатки	

## Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
API	Application Programming Interface, програмний інтерфейс застосунку
CNN	Convolutional Neural Network, згорткова нейронна мережа
CSS	Cascading Style Sheets, мова опису стилів вебінтерфейсу
DL	Deep Learning, глибоке навчання
FastAPI	Python-фреймворк для розроблення серверного веб API
F1-score	Метрика якості, що є гармонічним середнім precision і recall
HTML	HyperText Markup Language, мова розмітки вебсторінок
HTTP	HyperText Transfer Protocol, протокол передавання даних у вебсередовищі
IoU	Intersection over Union, метрика перетину обмежувальних рамок
JSON	JavaScript Object Notation, формат обміну структурованими даними
mAP	Mean Average Precision, середня усереднена точність детекції
mAP@50	Значення mAP за порога IoU, що дорівнює 0,50
mAP@50–95	Усереднене значення mAP для порогів IoU від 0,50 до 0,95
NMS	Non-Maximum Suppression, алгоритм немаксимального придушення дубльованих рамок
Precision	Влучність, частка правильних спрацювань серед усіх позитивних прогнозів

Recall	Повнота, частка знайдених об'єктів серед усіх наявних об'єктів
RGB	Колірна модель з трьома каналами: red, green, blue
YOLO	You Only Look Once, сімейство одностадійних нейромережових детекторів об'єктів
YOLOv8n	Компактна nano-версія моделі YOLOv8
CPU	Central Processing Unit, центральний процесор
GPU	Graphics Processing Unit, графічний процесор

## Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена підвищенню точності автоматизованого виявлення птахів на фотозображеннях шляхом розробки відповідного методу на основі глибокого навчання, орієнтованого на потреби сільськогосподарського моніторингу та захисту врожаю.

**Актуальність.** Актуальність теми зумовлена потребою у підвищенні ефективності сільськогосподарського моніторингу та своєчасного захисту врожаю від птахів. У багатьох аграрних культурах птахи можуть спричинити пошкодження плодів, насіння та посівів, що призводить до економічних втрат і потребує оперативного реагування з боку фермерських господарств. Традиційні засоби відлякування, зокрема опудала, світловідбивні стрічки, акустичні пристрої або робота за фіксованим розкладом, не забезпечують достатньої адаптивності, оскільки не враховують фактичну наявність птахів на ділянці та можуть призводити до хибних спрацювань або швидкого звикання птахів до подразника.

Застосування методів комп'ютерного зору та глибокого навчання дає змогу автоматизувати процес виявлення птахів на фотозображеннях, отриманих із польових камер спостереження, без використання дороговартісного спеціалізованого обладнання. Особливо актуальним є використання одностадійних нейромережевих детекторів, здатних локалізувати об'єкти на зображенні та формувати кількісні показники для подальшого агромоніторингу. Водночас задача виявлення птахів у польових умовах є складною через малий розмір об'єктів у кадрі, змінне освітлення, складний фон, часткове перекриття рослинністю, різні ракурси польоту та варіативність зовнішнього вигляду птахів.

Отже, актуальним є розроблення методу нейромережевого виявлення птахів на фотозображеннях, який поєднує просторову детекцію об'єктів із подальшим формуванням рішення на рівні всього зображення. Такий підхід дозволяє не лише локалізувати птахів обмежувальними рамками, а й визначати факт їхньої присутності на ділянці, оцінювати рівень впевненості моделі та

формувані дані для журналу агромоніторингу. Розроблення такого методу має практичне значення для створення доступних програмних засобів підтримки прийняття рішень у системах захисту врожаю.

**Об'єкт дослідження** – процес автоматизованого нейромережевого виявлення птахів на фотозображеннях для потреб сільськогосподарського моніторингу.

**Предмет дослідження** – методи та засоби нейромережевої детекції птахів на фотозображеннях в умовах змінного фону, освітлення та малого розміру об'єктів.

**Мета кваліфікаційної роботи бакалавра** – підвищення точності автоматизованого виявлення птахів на фотозображеннях шляхом розробки відповідного методу на основі глибокого навчання, орієнтованого на потреби сільськогосподарського моніторингу та захисту врожаю.

**Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра:** провести огляд та аналіз сучасних методів комп'ютерного зору й моделей глибокого навчання для задач детекції птахів на фотозображеннях; формалізувати задачу автоматизованого виявлення птахів як задачу детекції об'єктів малого розміру на зображеннях зі складним фоном; розробити метод нейромережевого виявлення птахів, орієнтований на підвищення точності детекції дрібних об'єктів; реалізувати програмний засіб, що забезпечує обробку фотозображень та формування аналітичної звітності; провести експериментальне дослідження методу з використанням метрик точності детекції на спеціалізованому наборі даних.

Практичне значення одержаних результатів полягає у створенні доступного інструментарію для агрономів та фермерських господарств, який без залучення дороговартісного обладнання дозволяє автоматично виявляти птахів, оцінювати інтенсивність їхньої активності та формувати підґрунтя для своєчасної активації засобів захисту врожаю.

## **Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій**

### **1.1 Аналіз інформаційних моделей**

Предметна область автоматизованого виявлення птахів на фотозображеннях охоплює задачі реєстрації, локалізації та підрахунку пернатих об'єктів у природному середовищі сільськогосподарських угідь. Шкода, якої завдають птахи врожаю, є визнаною світовою агрономічною проблемою: дослідження свідчать, що значна частка виробників фруктів, винограду та зернових культур щорічно фіксує втрати, спричинені пошкодженням плодів і насіння птахами, а сумарні економічні збитки оцінюються десятками й сотнями мільйонів доларів [1, 2].

Традиційні методи відлякування, такі як опудала, світловідбивні стрічки, акустичні гармати та хімічні репеленти з часом втрачають ефективність унаслідок звикання птахів (габітуації) до подразника [3]. Сучасні автоматизовані рішення (лазерні відлякувачі, ультразвукові випромінювачі, безпілотні літальні апарати) демонструють кращі результати, проте їхня дія є дієвою лише за умови своєчасного та точного виявлення появи птахів у зоні захисту [3]. Таким чином, ключовою ланкою будь-якої інтелектуальної системи захисту врожаю стає підсистема комп'ютерного зору, що в режимі, наближеному до реального часу, детектує птахів на кадрах із польових камер спостереження.

Алгоритмічний підхід трансформує зображення з фотопасток або стаціонарних камер у структуровані дані, фіксуючи для кожного знайденого птаха його просторові координати, клас та ступінь впевненості моделі. Складність задачі зумовлена низкою об'єктивних чинників: малим розміром об'єкта на загальному плані поля, варіативністю поз і ракурсів польоту, ефектом розмиття у русі (motion blur), мінливим освітленням, а також маскувальним злиттям оперення з фоном рослинності, ґрунту чи неба [4, 5].

Для структурного розуміння розроблюваного методу доцільно виділити основні компоненти його інформаційної моделі, спираючись на сучасні інженерні підходи до систем візуального моніторингу [6, 7]:

- вхідне фотозображення, яке є багатовимірним масивом пікселів, отриманим із польової камери, що містить шуми, тіні та артефакти стиснення й потребує попередньої обробки засобами бібліотеки OpenCV;
- модуль детекції та класифікації, це згортова нейронна мережа, яка локалізує птахів обмежувальними рамками й визначає клас об'єкта, забезпечуючи компроміс між точністю та швидкістю інференсу;
- підсистема логічного аналізу, що оцінює кількість, щільність та зони активності птахів, формуючи сигнал для активації засобів відлякування;
- підсистема звітності, що генерує статистичні зведення та теплові карти активності для агронома чи системи моніторингу врожаю.

Узагальнюючи, аналіз предметної області підтверджує доцільність розробки методу, що поєднує нейромережеву детекцію з логічним аналізом результатів у єдиному автоматизованому контурі обробки фотозображень для потреб сільськогосподарського моніторингу.

## **1.2 Огляд моделей глибокого навчання для задач детекції птахів**

Теоретичною основою для локалізації та класифікації птахів на зображеннях є згорткові нейронні мережі (CNN), які за принципом організації обчислень поділяються на двостадійні та одностадійні детектори [8].

Двостадійні архітектури (R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN [9]) спочатку генерують множину потенційних регіонів інтересу, після чого класифікують їх та уточнюють межі рамок. Такі моделі демонструють високу точність, зокрема для дрібних об'єктів, однак їхня обчислювальна складність і відносно низька швидкодія ускладнюють застосування у системах, що потребують опрацювання потоку зображень у режимі реального часу [10].

Для подолання проблеми швидкодії застосовують одностадійні детектори, такі як SSD [11] та сімейство архітектур YOLO [12]. Метод YOLO трактує детекцію не як порегіонну класифікацію, а як єдину задачу глобальної регресії: мережа аналізує усе зображення за один прямий прохід (forward pass), одночасно передбачаючи координати обмежувальних рамок та ймовірності класів. Принцип роботи базується на віртуальному розбитті вхідного зображення на регулярну сітку; комірка, у яку потрапляє центр об'єкта, стає відповідальною за його детекцію (рисунок 1.1).

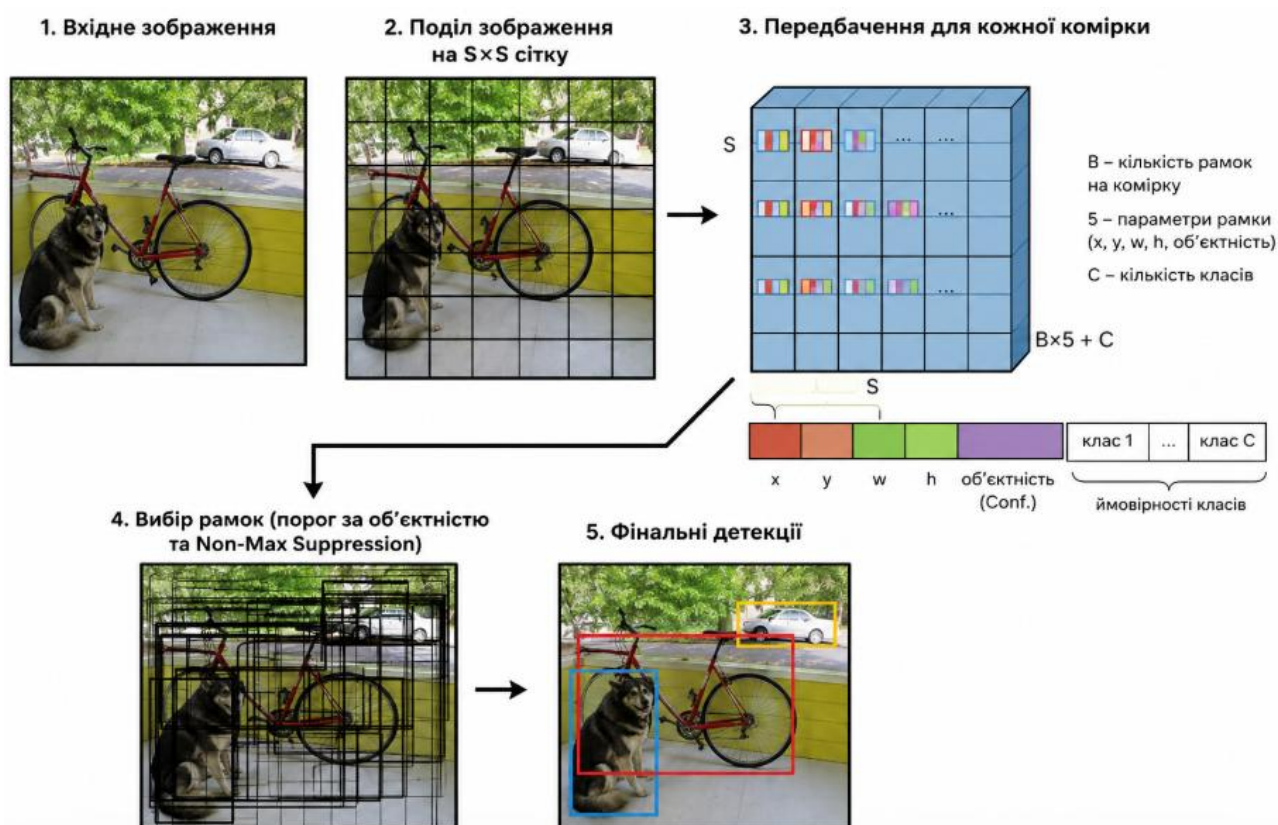


Рисунок 1.1 – Схема роботи алгоритму детекції YOLO: поділ на сітку та передбачення рамок [12]

Подальша еволюція методу до сучасних версій (YOLOv8 [13], YOLOv11 [14]) супроводжується переходом до компактних без'якірних (anchor-free) моделей, оптимізованих для роботи на периферійних платформах [15]. Головною перевагою без'якірного підходу є пряме прогнозування центру об'єкта замість залежності від жорстко фіксованих шаблонів, що покращує детекцію об'єктів зі змінною геометрією, а саме такими є птахи у різних фазах польоту.

Окрему групу становлять трансформаторні детектори (DETR та його похідні [16]), які усувають потребу в постобробці немаксимального придушення, однак характеризуються підвищеними обчислювальними вимогами та повільнішою збіжністю під час навчання. Результати порівняльного аналізу основних типів детекторів систематизовано у таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Порівняльний аналіз моделей глибокого навчання для детекції об’єктів

Тип детектора	Переваги	Недоліки	Придатність до Real-time
Faster R-CNN (двостадійний)	Висока точність, добра робота з дрібними об’єктами [9, 10]	Низька швидкодія, високі вимоги до GPU [10]	Низька
SSD (одностадійний)	Вища швидкість за R-CNN, помірне споживання пам’яті [11]	Гірша точність на малих об’єктах [11]	Середня
YOLOv8 / YOLOv11 (одностадійний)	Оптимальний баланс швидкодії та точності, anchor-free підхід [13, 14]	Чутливість до сильного розмиття руху [13]	Висока
DETR (трансформаторний)	Відсутність NMS, цілісне передбачення [16]	Повільна збіжність, висока обчислювальна складність [16]	Низька / Середня

Як видно з порівняльного аналізу, для задачі виявлення птахів у польових умовах найбільш релевантним є сімейство одностадійних детекторів YOLO, що забезпечує прийнятний баланс між точністю локалізації дрібних об’єктів та швидкодією, достатньою для оперативного моніторингу [13, 14].

### 1.3 Огляд теоретичних підходів до розв'язання подібних задач

Задача виявлення птахів тісно пов'язана із суміжними напрямками комп'ютерного зору моніторингом дикої природи за аерознімками, виявленням безпілотних апаратів та розпізнаванням дрібних рухомих об'єктів на тлі складного фону. Аналіз цих робіт дозволяє запозичити перевірені рішення для аграрного застосування.

У дослідженнях із виявлення птахів за зображеннями з безпілотних літальних апаратів встановлено, що архітектура Faster R-CNN забезпечує найвищу точність, тоді як моделі сімейства YOLO – найкращу швидкодію, що робить їх придатними для роботи в режимі, наближеному до реального часу [5]. У межах змагання «Drone vs. Bird» порівнювалися метаархітектури SSD та Faster R-CNN із різними екстракторами ознак (MobileNet-V2, ResNet-50/101/152, Inception-ResNet-V2), причому комбінація Faster R-CNN з ResNet-101 показала кращі показники середньої точності, однак ціною суттєвих обчислювальних витрат [4].

Окремою фундаментальною проблемою є виявлення об'єктів екстремально малого розміру (Small Object Detection): при проходженні через глибокі згорткові шари дрібні ознаки птаха схильні до згасання та втрати просторової роздільної здатності [17]. Для її подолання застосовують пірамідальні мережі ознак (Feature Pyramid Networks) [17], а також методи фрагментованого інференсу зображень високої роздільної здатності, що дають змогу зберегти піксельні ознаки малих цілей [18].

Для розрізнення біологічно подібних об'єктів (наприклад, птаха й безпілотника або птаха й фонового шуму) перспективними є гібридні підходи, що поєднують просторовий аналіз із часовим аналізом руху [19]. Загалом аналіз теоретичних підходів підтверджує доцільність застосування сучасного одностадійного детектора з подальшою спеціалізованою адаптацією під специфіку дрібних пернатих об'єктів на сільськогосподарських угіддях.

## 1.4 Аналіз існуючих програмних та апаратних засобів

Наявні рішення для захисту врожаю від птахів умовно поділяються на пасивні засоби відлякування (без автоматичного виявлення) та інтелектуальні системи, що поєднують детекцію з адаптивним відлякуванням [3].

Типовим представником інтелектуальних рішень є автоматизовані лазерні відлякувачі (наприклад, AVIX Autonomic та аналогічні установки URI Laser Scarecrow). Такі системи проєктують рухомий зелений лазерний промінь, який птахи сприймають як фізичну перешкоду, та за даними польових випробувань скорочують пошкодження врожаю на 80–85 % [20]. Проте більшість серійних установок працює за заздалегідь заданим розкладом або примітивним датчиком руху й не виконує семантичного розпізнавання саме птахів, що призводить до хибних спрацювань і прискореного зникання.

Дослідницькі прототипи демонструють інтеграцію глибокого навчання у контур відлякування: описано систему автоматичного відлякування диких птахів на основі нейромережевої детекції, поєднаної з механізмом обертання лазера [21], а також рішення з виявлення та відлякування зграй під час дозрівання плодів із застосуванням штучного інтелекту. Поширюються й мультимодальні акустичні мережі з ідентифікацією виду птаха та автономним відлякуванням на базі одноплатних комп'ютерів (Raspberry Pi) і технології LoRaWAN [22].

Водночас аналіз наявних рішень показує, що ключовим обмеженням більшості систем є відсутність повноцінного інтелектуального контуру прийняття рішень. Для практичного використання в аграрному середовищі недостатньо лише зафіксувати рух або активувати відлякувач за таймером, оскільки такі підходи не враховують тип об'єкта, його розташування, кількість птахів, повторюваність появи та умови зйомки [23–25]. Особливо важливими є вимоги до роботи в реальному часі, стійкості до змін освітлення, складного фону, часткового перекриття об'єктів і можливості запуску на доступному обладнанні. Саме тому перспективним є використання нейромережевих моделей детекції, які дають змогу не лише виявляти птахів на зображеннях, а й

формуванню основи для подальшого адаптивного керування засобами відлякування. Порівняльну характеристику типових засобів наведено у таблиці 1.2.

Таблиця 1.2 – Порівняльна характеристика існуючих засобів захисту врожаю від птахів

Критерій порівняння	Пасивні засоби (опудала, стрічки)	Серійні лазерні відлякувачі	Розроблювана система
Метод виявлення	Відсутній	Розклад / датчик руху	Автоматичний (CNN, YOLO)
Семантичне розпізнавання птахів	Ні	Ні / обмежене	Так
Стійкість до звикання	Низька	Середня	Підвищена (адаптивність)
Вартість впровадження	Низька	Висока	Доступна (Open Source)
Збір статистики й теплових карт	Ні	Обмежено	Так

Аналіз ринку свідчить, що ефективні комерційні системи здебільшого є дорогими та закритими, а доступні пасивні засоби швидко втрачають дієвість. Відтак актуальним є створення відкритого, економічно доступного методу нейромережевого виявлення птахів на фотозображеннях, придатного для інтеграції в системи сільськогосподарського моніторингу та захисту врожаю.

### 1.5 Мета та завдання роботи

За результатами проведеного аналізу предметної області, моделей, теоретичних підходів та існуючих засобів сформульовано мету та завдання кваліфікаційної роботи.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра полягає в підвищенні точності автоматизованого виявлення птахів на фотозображеннях шляхом розробки відповідного методу на основі глибокого навчання, орієнтованого на потреби сільськогосподарського моніторингу та захисту врожаю.

Для досягнення поставленої мети необхідно виконати такі завдання:

- провести огляд та аналіз сучасних методів комп'ютерного зору й моделей глибокого навчання для задач детекції птахів на фотозображеннях;
- формалізувати задачу автоматизованого виявлення птахів як задачу детекції об'єктів малого розміру на зображеннях зі складним фоном;
- розробити метод нейромережевого виявлення птахів, орієнтований на підвищення точності детекції дрібних об'єктів;
- реалізувати програмний засіб, що забезпечує обробку фотозображень та формування аналітичної звітності;
- провести експериментальне дослідження методу з використанням метрик точності детекції на спеціалізованому наборі даних.

Практичне значення одержаних результатів полягає у створенні доступного інструментарію для агрономів та фермерських господарств, який без залучення дороговартісного обладнання дозволяє автоматично виявляти птахів, оцінювати інтенсивність їхньої активності та формувати підґрунтя для своєчасної активації засобів захисту врожаю.

Висновки до розділу. У першому розділі здійснено аналіз предметної області автоматизованого виявлення птахів, розглянуто двостадійні, одностадійні та трансформаторні моделі детекції, проаналізовано теоретичні підходи до виявлення дрібних об'єктів і наявні засоби захисту врожаю. Обґрунтовано вибір одностадійної нейромережевої архітектури сімейства YOLO як основи розроблюваного методу, а також сформульовано мету, об'єкт, предмет і завдання дослідження, що визначають зміст подальших розділів роботи.

## Розділ 2 Метод нейромережевого виявлення птахів на фотозображеннях для сільськогосподарського моніторингу

### 2.1 Формалізація задачі виявлення птахів на фотозображеннях

Запропонований метод спрямований на підвищення точності та оперативності автоматизованого виявлення птахів на окремих фотозображеннях, отриманих із польових камер спостереження. Концептуально метод побудований як аналітичний конвеєр, що перетворює вхідне фотозображення спочатку у множину локалізованих об'єктів-птахів, а потім – у бінарне рішення про наявність загрози для ділянки разом із кількісними показниками для агромоніторингу.

Формальна постановка задачі полягає в наступному. Нехай задано вхідне фотозображення  $I$  у колірному просторі RGB. Необхідно побудувати алгоритмічний оператор, який для зображення визначає множину виявлених птахів  $D(I) = \{d_1, d_2, \dots, d_m\}$  з їх просторовими координатами та рівнем впевненості, а також формує підсумкове рішення  $\hat{y} \in \{0, 1\}$  про присутність хоча б одного птаха на зображенні. Саме рішення на рівні зображення є основою для оцінювання ризику ділянки та активації засобів захисту врожаю.

Структурно запропонований метод можна подати як послідовність взаємопов'язаних етапів, у межах яких вхідне зображення проходить попереднє опрацювання, нейромережеву детекцію, формування множини виявлених об'єктів та подальшу агрегацію результатів до рівня всього зображення. Така схема дає змогу відокремити етап локалізації птахів від етапу прийняття прикладного рішення, що є важливим для подальшого калібрування порога спрацювання, зменшення кількості хибних спрацювань і формування показників агромоніторингу. Метод розбивається на два логічно пов'язані рівні опрацювання (рисунок 2.1):

1. Низькорівневе опрацювання, що є просторовою детекцією об'єктів на фотозображенні за допомогою згорткової нейронної мережі (виявлення птахів обмежувальними рамками).

2. Високорівневе опрацювання, що є агрегацією результатів детекції до рівня зображення з калібруванням порога спрацювання, що формує підсумкове бінарне рішення та показники для моніторингу.

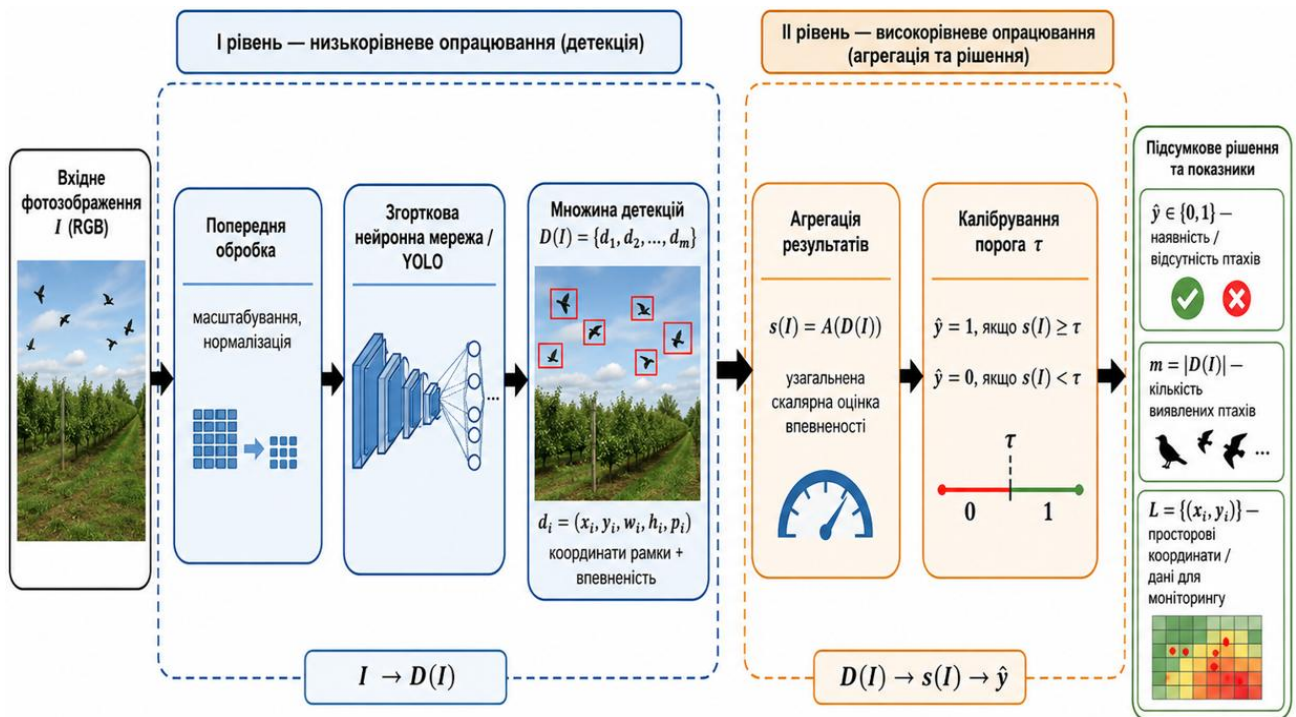


Рисунок 2.1 – Схема двохрівневого конвеєра запропонованого методу

Такий поділ є принциповою особливістю розробленого методу: на відміну від класичної детекції, де результатом є набір рамок, тут результат детектора додатково редукується до однієї скалярної оцінки впевненості на зображення, що дозволяє застосувати апарат бінарної класифікації та калібрування порога. Це безпосередньо відповідає прикладній задачі визначення, чи присутній птах на ділянці, та з якою надійністю.

### 2.1.1 Формалізований опис виявлення об'єкту птаху

Результатом роботи нейромережевого детектора для виявлення птахів на зображенні є масив об'єктів, кожен з яких описується поданням:

$$d = (x_1, y_1, x_2, y_2, C, p), \quad (2.1)$$

де  $(x_1, y_1)$  та  $(x_2, y_2)$  – координати лівого верхнього й правого нижнього кутів обмежувальної рамки у форматі « $x, y$ »;  $C$  – ідентифікатор класу об'єкта;  $p$  рівень впевненості моделі що виявлено об'єкт.

Модель оперує двома класами, передбаченими розміткою набору даних: клас «птаха» (bird, ідентифікатор 0) та допоміжний клас «немає птаха» (no-bird, ідентифікатор 1). Для подальшого аналізу береться до уваги лише клас «птаха»: усі рамки з  $C = 0$  формують множину корисних детекцій, а рамки інших класів ігноруються.

Для формалізації етапу відбору релевантних результатів детекції доцільно окремо описати процедуру формування множини корисних детекцій. На цьому етапі первинні передбачення нейромережевої моделі проходять фільтрацію за рівнем впевненості, очищення від дубльованих рамок за допомогою немаксимального придушення та відбір лише тих об'єктів, які належать до цільового класу «птаха». Саме отримана після цього множина використовується в подальшій агрегації до рівня зображення та формуванні підсумкового рішення.

### **Алгоритм 2.1 – Формування множини корисних детекцій класу «птаха»**

**Вхідні дані:** вхідне фотозображення  $I$ ; навчена модель детекції  $M$ ; мінімальний поріг впевненості детектора  $p_{min}$  поріг немаксимального придушення  $IoU_{NMS}$ .

**Вихідні дані:** множина корисних детекцій птахів  $D_b(I)$ .

1. Подати зображення  $I$  на вхід нейромережевої моделі  $M$ .
2. Отримати множину первинних передбачень:

$$D_0(I) = \{ d_i = (x_{1i}, y_{1i}, x_{2i}, y_{2i}, C_i, p_i) \}, i = 1, \dots, n$$

3. Відкинути передбачення з рівнем впевненості, меншим за мінімально допустимий:

$$D_1(I) = \{ d_i \in D_0(I) : p_i \geq p_{min} \}$$

4. Застосувати немаксимальне придушення (NMS) до множини  $D_1(I)$  за порогом  $IoU_{NMS}$ , щоб усунути дублікати рамок одного й того самого об'єкта:

$$D_2(I) = NMS(D_1(I), IoU_{NMS})$$

5. Відібрати лише ті детекції, що належать до класу «птаха»:

$$D_b(I) = \{ d_i \in D_2(I) : C_i = 0 \}$$

6. Повернути множину  $D_b(I)$ .

У розробленій системі значення  $p_{min}=0,001$  використовується для збереження навіть слабких передбачень детектора, тоді як остаточне рішення ухвалюється після подальшої агрегації та порогового калібрування.

### 2.1.2 Агрегація детекцій до рівня зображення

Для переходу від множини рамок до єдиного рішення на рівні зображення вводиться агрегувальна функція, що обчислює оцінку впевненості зображення  $s(I)$  як максимальну впевненість серед усіх рамок класу «птах»:

$$s(I) = \max \{ p_i : C_i = 0, d_i \in D(I) \}. \quad (2.2)$$

За відсутності жодної рамки класу «птах» вважається  $s(I) = 0$ . Вибір саме максимуму обґрунтований прикладною постановкою: для ухвалення рішення про наявність загрози достатньо хоча б одного впевнено виявленого птаха, тому найвпевненіша рамка є найбільш інформативним індикатором присутності об'єкта на ділянці.

Бінарне рішення про присутність птаха ухвалюється шляхом порівняння оцінки зображення з пороговим значенням  $\tau$ :

$$\hat{y}(I) = 1, \text{ якщо } s(I) \geq \tau; \quad \hat{y}(I) = 0, \text{ якщо } s(I) < \tau. \quad (2.3)$$

Поряд із бінарним рішенням метод формує допоміжний кількісний показник – число рамок класу «птах», впевненість яких перевищує поріг  $\tau$ . Цей показник використовується як орієнтовна оцінка кількості птахів на кадрі для журналу агромоніторингу.

### 2.1.3 Формалізація задачі калібрування порога

Ключовим елементом методу, що безпосередньо забезпечує підвищення точності, є калібрування порога  $\tau$  не вручну, а за окремою валідаційною підмножиною. Нехай  $V = \{(I_j, y_j)\}$  – валідаційна підмножина, де  $y_j \in \{0, 1\}$  – істинна позначка наявності птаха на зображенні. Оптимальний поріг  $\tau^*$  визначається як такий, що максимізує F1-міру на валідації:

$$\tau^* = \arg \max_{\tau} F1( Y, \hat{Y}(\tau) ), \quad (2.4)$$

де  $Y$  – вектор істинних позначок валідації,  $\hat{Y}(\tau)$  – вектор прогнозів, отриманих за правилом (2.3) при порозі  $\tau$ , а  $F1$  – гармонічне середнє точності (precision) та повноти (recall). Пошук виконується перебором скінченної множини кандидатів, сформованої зі значень оцінок  $s(I_j)$  на валідації, доповнених фіксованими опорними рівнями. Обраний у такий спосіб поріг застосовується незмінно під час тестування та у вебсистемі, що запобігає підлаштуванню під тестові дані.

### Алгоритм 2.2 – Калібрування порога спрацювання на валідаційній підмножині

**Вхідні дані:** навчена модель  $M$ ; валідаційна підмножина

$$V = \{ (I_j, y_j) \}, j = 1, \dots, q,$$

де  $y_j \in \{0, 1\}$ ; множина опорних порогів  $T_0 = \{0.05; 0.10; 0.25; 0.50; 0.75\}$ .

**Вихідні дані:** оптимальний поріг спрацювання  $\tau^*$ .

1. Для кожного зображення  $I_j \in V$  виконати детекцію за допомогою моделі  $M$ .

2. Для кожного  $I_j$  сформуванати множину корисних детекцій  $D_b(I_j)$  за алгоритмом 2.1.

3. Для кожного  $I_j$  обчислити оцінку впевненості:

$$s(I_j) = \max \{ p_i \in D_b(I_j) \}, \text{ якщо } D_b(I_j) \neq \emptyset; \quad s(I_j) = 0, \text{ якщо } D_b(I_j) = \emptyset$$

1. Сформуванати множину кандидатів порога:

$$T = \{ \text{round}( s(I_j), 4 ) : j = 1, \dots, q \} \cup T_0.$$

2. Для кожного  $\tau \in T$  обчислити прогноз:

$$\hat{y}_j(\tau) = 1, \text{ якщо } s(I_j) \geq \tau; \quad \hat{y}_j(\tau) = 0, \text{ якщо } s(I_j) < \tau.$$

3. Для кожного  $\tau$  обчислити значення F1-міри:

$$F1(\tau) = F1( Y, \hat{Y}(\tau) ), \text{ де } Y = (y_1, \dots, y_q), \text{ а } \hat{Y}(\tau) = (\hat{y}_1(\tau), \dots, \hat{y}_q(\tau)).$$

4. Обрати поріг, що забезпечує максимальне значення F1-міри:

$$\tau^* = \arg \max \{ \tau \in T \} F1(\tau).$$

5. Зберегти  $\tau^*$  для подальшого використання під час тестування та у вебсистемі.

Застосування цього алгоритму унеможлиблює ручне підбирання порога за тестовими даними та забезпечує відтворюваність процедури прийняття рішення.

Таким чином, формалізація методу поєднує задачу просторової детекції (низькорівневе опрацювання) із задачею бінарного оцінювання на рівні зображення та калібрування порога (високорівневе опрацювання), що далі деталізується у відповідних пунктах.

## 2.2 Детекція птахів за допомогою YOLO

Першим рівнем конвеєра є просторова локалізація птахів на фотозображенні. Головний виклик тут забезпечити прийнятну точність виявлення за обмежених обчислювальних ресурсів, оскільки навчання та інференс у розробленій системі виконуються на центральному процесорі (CPU). Двостадійні детектори типу R-CNN не підходять через надмірну обчислювальну складність, а тому ядром підсистеми детекції обрано одностадійну без'якірну неймережу YOLOv8 у компактній конфігурації nano (YOLOv8n).

Вибір моделі YOLOv8n обґрунтований трьома чинниками: компактністю (мінімальна кількість параметрів серед моделей сімейства, що критично для роботи на CPU), підтримкою без'якірного підходу (пряма регресія центру об'єкта замість залежності від фіксованих шаблонів-anchor, що покращує детекцію птахів зі змінною геометрією силуету) та наявністю попередньо натренованих ваг на наборі «COCO», придатних для донавчання під специфіку птахів.

Архітектура YOLOv8 класично поділяється на магістраль ознак (Backbone), блок агрегації (Neck) та модуль передбачення (Head) (рисунок 2.2). Магістраль виконує роль базового екстрактора ознак, зменшуючи роздільну здатність і нарощуючи семантичну глибину. Блок агрегації на базі архітектури PANet формує піраміду ознак шляхом двонаправленого злиття семантичних ознак глибоких шарів та просторових ознак ранніх шарів, що запобігає втраті

дрібних об'єктів. Розщеплена головка передбачення (Decoupled Head) поділяє тензор на дві паралельні гілки: класифікації об'єктів та регресії координат рамок.

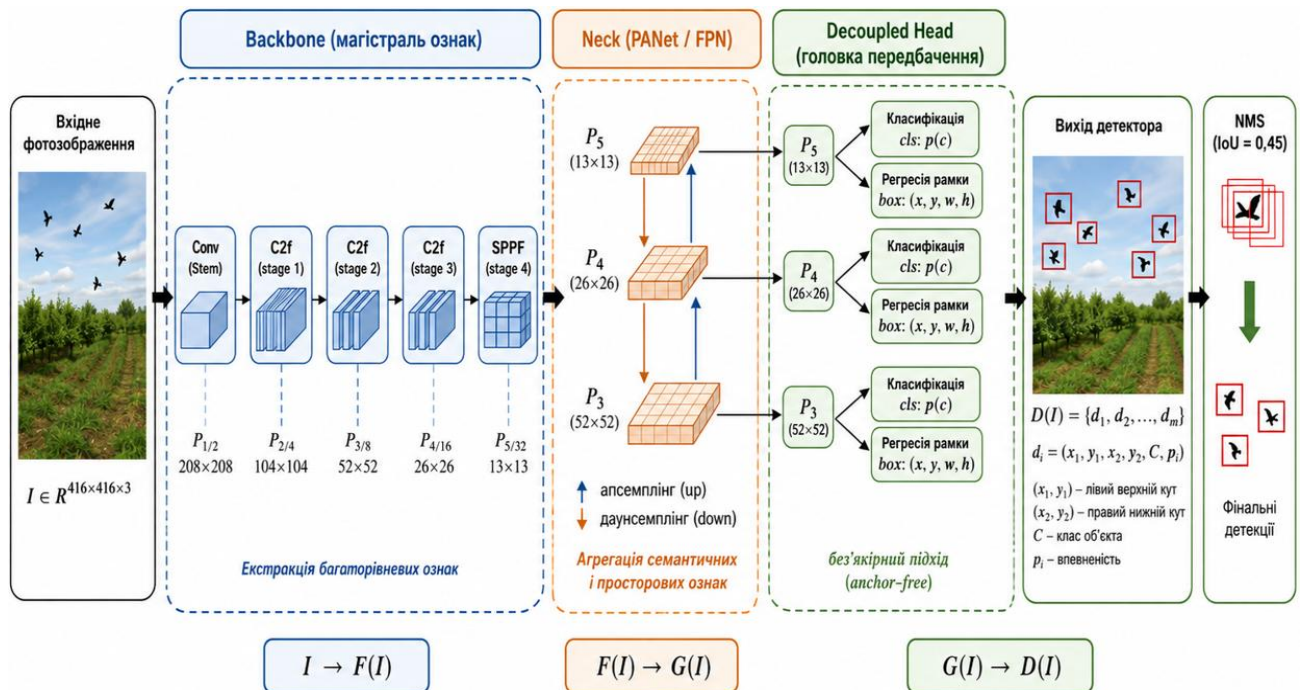


Рисунок 2.2 – Структурна схема неймережевої архітектури YOLOv8

На фінальному етапі детекції алгоритм немаксимального придушення (Non-Maximum Suppression, NMS) відфільтровує надлишкові передбачення за метрикою перетину площ (IoU), залишаючи для кожного об'єкта рамку з найвищою впевненістю. У розробленому методі під час інференсу застосовано поріг NMS за IoU, що дорівнює 0.45, та мінімальний поріг впевненості детектора 0.001. Свідомо низький поріг впевненості детектора використано навмисно: він дозволяє зберегти навіть слабкі детекції птахів, остаточне ж рішення ухвалюється не детектором, а каліброваним порогом  $\tau$  на рівні зображення (п. 2.1).

Налаштування вагових коефіцієнтів моделі під специфіку фотозображень птахів виконується методом донавчання (fine-tuning) на спеціалізованому наборі даних. Під час навчання ітеративно мінімізується багатокомпонентна функція втрат YOLOv8:

$$L = \lambda^1 L_{box} + \lambda^2 L_{cls} + \lambda^3 L_{dfl}, \quad (2.5)$$

де  $L_{box}$  – втрати локалізації обмежувальної рамки (на основі метрики CIoU);  $L_{cls}$  – втрати класифікації (бінарна перехресна ентропія);  $L_{dfl}$  – Distribution Focal

Loss, що відповідає за точне визначення меж об'єкта;  $\lambda^1$ ,  $\lambda^2$ ,  $\lambda^3$  – вагові коефіцієнти складових.

Оптимізація ваг здійснюється алгоритмом стохастичного градієнтного спуску в автоматичній конфігурації оптимізатора Ultralytics. Основні гіперпараметри донавчання, що відповідають фактичній реалізації, наведено в таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Гіперпараметри донавчання моделі детекції YOLOv8n

Параметр	Значення	Призначення
Базова модель	yolov8n.pt	Попередньо-натренована модель
Роздільна здатність (imgsz)	416×416	Компроміс точності та швидкодії на CPU
Кількість епох	3	Донавчання на датасеті
Розмір пакета (batch)	8	Обрано з урахуванням обмежень оперативної пам'яті
Обчислювальний пристрій	CPU	Реалізація без використання GPU
Початкова швидкість навчання (lr0)	0,01	Стартова швидкість градієнтного спуску
Імпульс (momentum)	0,937	Стабілізація напрямку оновлення ваг
Регуляризація (weight decay)	0,0005	Запобігання перенавчання
Рання зупинка (patience)	2	Зупинка за відсутності покращення
Зерно генератора (seed)	42	Відтворюваність результатів

Для підвищення стійкості моделі до варіативних умов зйомки застосовано стандартні методи аугментації даних бібліотеки Ultralytics: мозаїчну аугментацію, варіювання колірних характеристик у просторі HSV, горизонтальне віддзеркалення (з імовірністю 0.5), випадкове масштабування та зсув зображення. Ці перетворення імітують різні ракурси, освітлення та положення птахів у кадрі, що сприяє узагальнювальній здатності моделі.

Отримані на цьому рівні просторові координати та оцінки впевненості є вхідними даними для другого рівня конвеєра – агрегації до рівня зображення та калібрування порога.

## 2.3 Калібрування порога та формування рішення на рівні зображення

Другий рівень конвеєра реалізує перехід від множини детекцій до підсумкового рішення про наявність птаха на ділянці. Цей етап є визначальним для прикладної цінності методу, оскільки саме він трансформує результат детектора у чіткий сигнал для системи агромоніторингу.

Послідовність опрацювання на цьому рівні є такою. Для кожного зображення обчислюється оцінка впевненості  $s(I)$  за формулою (2.2). На валідаційній підмножині, для якої відомі істинні позначки наявності птаха, виконується пошук оптимального порога  $\tau^*$  за критерієм максимуму F1-міри (формула 2.4). Множина кандидатів формується зі значень оцінок  $s(I)$  на валідації, округлених до чотирьох знаків, доповнених опорними рівнями 0.05, 0.10, 0.25, 0.50 та 0.75. Обчислений поріг зберігається та надалі застосовується незмінно на тестовій підмножині й у вебсистемі під час обробки нових фотознімків.

Перевага такого підходу полягає в тому, що поріг спрацювання не задається експертом суб'єктивно, а визначається автоматично за даними, забезпечуючи збалансованість точності (precision) та повноти (recall) для конкретного набору. Це зменшує як кількість хибних тривог (важливо для уникнення зайвих активацій засобів відлякування), так і кількість пропущених птахів (важливо для своєчасного захисту врожаю). Логіку прийняття рішення на цьому рівні унаочнює блок-схема на рисунку 2.3.

Послідовність перетворень на обох рівнях конвеєра формалізовано у вигляді псевдокоду (Алгоритм 2.3).

### Алгоритм 2.3 – Виявлення птахів та калібрування порога

**Вхідні дані:** навчена модель детекції  $M$ ; валідаційна підмножина  $V$  з позначками; тестова підмножина  $T$ ; параметри інференсу ( $imgsz = 416$ ,  $conf = 0.001$ ,  $IoU = 0.45$ ).

**Вихідні дані:** калібрований поріг  $\tau^*$ ; метрики якості на тестовій підмножині.

1. Для кожного зображення  $I \in V$  виконати детекцію  $M(I)$  та обчислити оцінку  $s(I)$  за (2.2).
2. Сформувати множину порогів-кандидатів зі значень  $\{s(I)\}$  та опорних рівнів.
3. Для кожного кандидата  $\tau$  обчислити прогнози  $\hat{Y}(\tau)$  за (2.3) і значення F1 на  $V$ .
4. Обрати  $\tau^* = \arg \max F1$  (формула 2.4).
5. Для кожного зображення  $I \in T$  обчислити  $s(I)$  та прогноз  $\hat{y}(I)$  за порогом  $\tau^*$ .
6. Розрахувати метрики якості (п. 2.5) та зберегти артефакти.

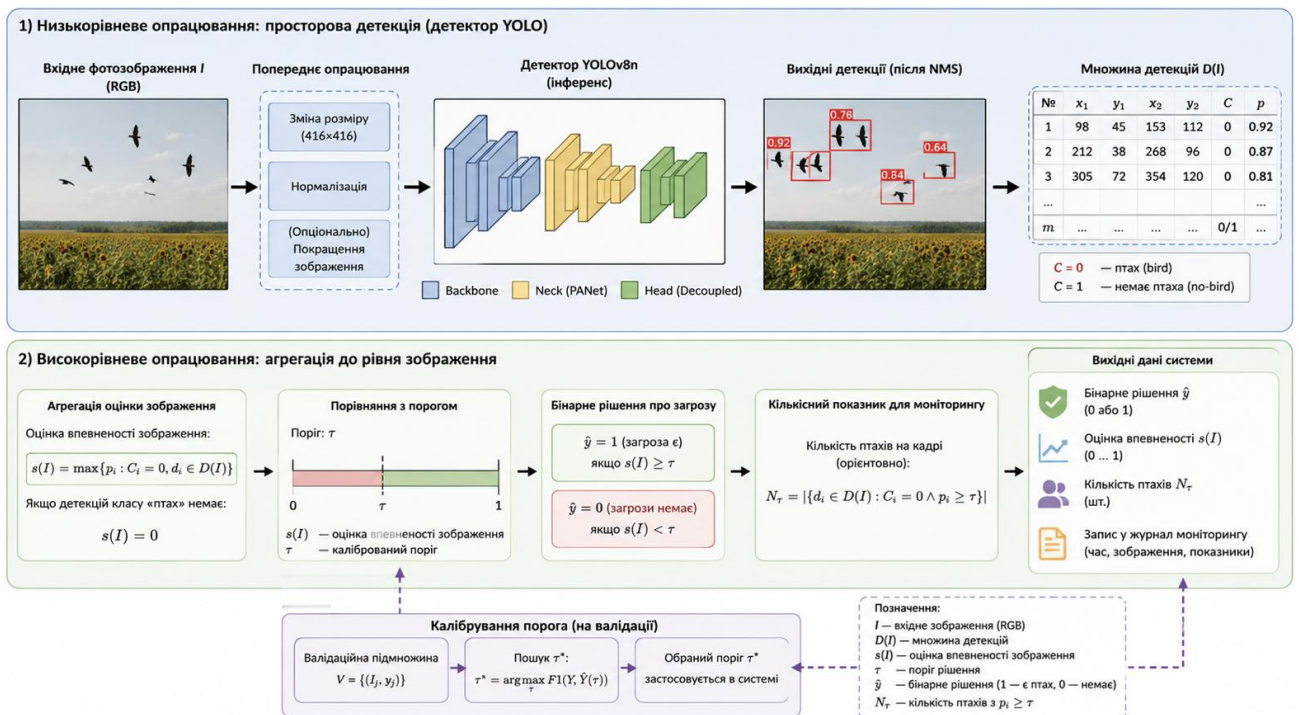


Рисунок 2.3 – Блок-схема агрегації детекцій та калібрування порога рішення

Сформоване на цьому рівні рішення разом із кількісними показниками передається до підсистеми візуалізації та журналу агромоніторингу, що описано у третьому розділі.

## 2.4 Опис набору даних

Для донавчання та оцінювання моделі використано відкритий спеціалізований набір даних «Bird Detection Dataset» [23] із платформи Kaggle.

Набір надано у форматі розмітки YOLO [24, 25] та містить фотозображення птахів у природному середовищі з обмежувальними рамками. Завантаження виконується автоматично засобами бібліотеки kagglehub [26], після чого з повного набору формується збалансована робоча підмножина.

Особливістю підготовки даних у розробленому методі є збалансоване формування підмножини за критерієм наявності птаха на зображенні. Кожне зображення відносять до позитивних (містить хоча б одну рамку класу «птах») або негативних (не містить птахів). Під час формування навчальної, валідаційної та тестової підмножин кількість позитивних і негативних зображень вирівнюється, що запобігає зміщенню моделі та коректному калібруванню порога. Поділ виконується з фіксованим зерном генератора ( $seed = 42$ ) [27], що гарантує відтворюваність. Кількісні характеристики сформованої підмножини наведено в таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 – Характеристики сформованої підмножини набору даних

Підмножина	Зображень	З птахом	Без птаха	Рамок
Навчальна (train)	800	400	400	1217
Валідаційна (valid)	200	100	100	316
Тестова (test)	200	100	100	274
Разом	1200	600	600	1807

На рисунку 2.4 наведено приклади зображень з датасету.

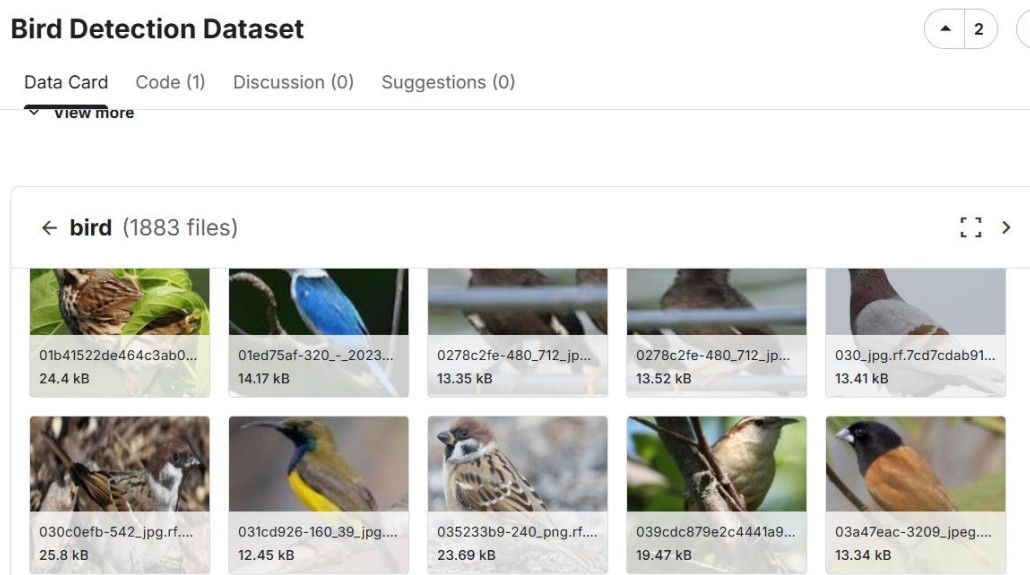


Рисунок 2.4 – Приклади зображень із набору даних

Розмітку збережено у двох класах - «bird» та «no-bird». Розподіл фотознімків у пропорції приблизно 67/17/17 % (800/200/200) відповідає класичній практиці глибокого навчання [28] та забезпечує достатній обсяг даних для донавчання компактної моделі за обмежений час.

Перед подаванням до нейромережі кожне зображення проходить попередню обробку [29]: масштабування до фіксованого розміру вхідного тензора 416×416 пікселів зі збереженням геометричних пропорцій (доповнення країв) та нормалізацію значень інтенсивності пікселів. Така обробка є компромісом між обчислювальною швидкістю на CPU та збереженням достатньої роздільної здатності для виявлення птахів.

## 2.5 Метрики оцінювання

Оскільки кінцеве рішення розробленого методу є бінарним (наявність або відсутність птаха на зображенні), оцінювання якості виконується на рівні зображення за метриками бінарної класифікації [30]. Усі результати роботи методу на тестовій підмножині розподіляються на чотири категорії на основі порівняння прогнозу з істинною позначкою [31]:

- істинно позитивні (TP) – на фото є птах, і метод його виявив;
- хибно позитивні (FP) – птаха немає, але метод спрацював (хибна тривога);
- хибно негативні (FN) – птах є, але метод його пропустив;
- істинно негативні (TN) – птаха немає, і метод коректно не спрацював.

На основі цих категорій обчислюються основні метрики. Точність (Accuracy) – частка правильно класифікованих фотознімків [32]:

$$Accuracy = \frac{(TP + TN)}{(TP + TN + FP + FN)}. \quad (2.6)$$

Влучність (Precision) показує частку правильних спрацювань серед усіх прогнозів «птах», тобто здатність методу не генерувати хибних тривог [33]:

$$Precision = \frac{TP}{(TP + FP)}. \quad (2.7)$$

Повнота (Recall) відображає частку знайдених фото з птахами серед усіх фактичних, тобто здатність методу не пропускати птахів [34]:

$$Recall = \frac{TP}{(TP + FN)}. \quad (2.8)$$

Специфічність (Specificity) – частка правильно відхилених фото без птахів [35]:

$$Specificity = \frac{TN}{(TN + FP)}. \quad (2.9)$$

F1-міра – гармонічне середнє влучності та повноти, що штрафує модель за низьке значення хоча б одного з показників і є головним критерієм калібрування порога [36]:

$$F1 = 2 \cdot \frac{(Precision \cdot Recall)}{(Precision + Recall)}. \quad (2.10)$$

Для оцінювання якості методу незалежно від конкретного порога використовуються інтегральні метрики. Метрика ROC AUC обчислює площу під ROC-кривою, що відображає залежність частки істинно позитивних від частки хибно позитивних класифікацій за різних порогів [37]. Метрика PR AUC (середня влучність) обчислює площу під кривою «влучність–повнота» [38], що є особливо інформативною для оцінювання здатності методу виявляти птахів. Значення обох метрик, наближені до одиниці, свідчать про високу дискримінаційну здатність моделі.

Окрім метрик рівня зображення, для контролю якості безпосередньо просторової детекції під час навчання відстежуються стандартні детекційні метрики Ultralytics: влучність та повнота детектора, а також середня усереднена точність mAP@50 і mAP@50–95. Вони характеризують якість локалізації рамок і використовуються для моніторингу процесу навчання [39].

Усі метрики рівня зображення обчислюються програмно засобами бібліотеки scikit-learn [40], а результати зберігаються у структурованих форматах (JSON, CSV) та візуалізуються у вигляді ROC-кривої, кривої «влучність–повнота», матриці помилок і гістограми розподілу впевненості.

## 2.6 Сценарій експериментального дослідження

Для забезпечення об'єктивності та відтворюваності результатів сформовано програму експериментального дослідження, що структурно поділяється на кілька етапів.

Мета експерименту – об'єктивна оцінка точності виявлення птахів на фотозображеннях за допомогою розробленого методу, а також підтвердження доцільності калібрування порога за валідаційною підмножиною.

Гіпотеза дослідження полягає в тому, що донавчання компактної без'якірної моделі YOLOv8n на збалансованому спеціалізованому наборі даних у поєднанні з калібруванням порога рішення за критерієм максимуму F1-міри дозволяє досягти збалансованих показників точності й повноти виявлення птахів на рівні зображення навіть за обмежених обчислювальних ресурсів.

Експерименти виконуються в ізольованому програмному середовищі. Обчислювальні засоби: мова програмування Python; фреймворк глибокого навчання PyTorch [41]; бібліотека Ultralytics [24] для роботи з YOLO; бібліотека OpenCV [42] для обробки зображень; бібліотека scikit-learn [40] для розрахунку метрик. Навчання та інференс здійснюються на центральному процесорі (CPU), що відповідає сценарію використання системи на доступному обладнанні без спеціалізованих графічних прискорювачів.

Програма експериментального дослідження включає такі сценарії:

1. Підготовка даних, формування збалансованої підмножини з відкритого набору Kaggle Bird Detection Dataset із фіксованим зерном генератора та поділом на навчальну, валідаційну й тестову частини.

2. Донавчання моделі YOLOv8n на навчальній підмножині з контролем функцій втрат і детекційних метрик на валідації для виявлення ознак перенавчання.

3. Калібрування порога, пошук оптимального порога рішення на валідаційній підмножині за критерієм максимуму F1-міри.

4. Тестування, оцінювання методу на ізольованій тестовій підмножині за метриками Accuracy, Precision, Recall, Specificity, F1, ROC AUC та PR AUC при зафіксованому каліброваному порозі.

5. Формування артефактів, збереження ROC-кривої, кривої «влучність–повнота», матриці помилок, гістограми розподілу впевненості, таблиць метрик і підсумкового звіту.

Для інтерпретації результатів встановлено такий зв'язок між метриками: значення F1-міри та ROC/PR AUC розглядаються як інтегральні показники якості методу, влучність характеризує стійкість до хибних тривоги, а повнота – здатність не пропускати птахів. Такий підхід дозволяє всебічно перевірити працездатність методу та сформуванню емпіричну доказову базу, що детально аналізується у третьому розділі.

## 2.7 Висновки до розділу 2

У другому розділі проведено формалізацію та розробку методу неймережевого виявлення птахів на фотозображеннях для потреб сільськогосподарського моніторингу. За підсумками виконаної роботи сформульовано такі результати.

1. Формалізовано задачу виявлення птахів як двохрівневий конвеєр: просторову детекцію об'єктів на зображенні з подальшою агрегацією результатів до бінарного рішення на рівні зображення. Запропоновано агрегуювальну функцію на основі максимальної впевненості рамок класу «птахи» та правило ухвалення рішення за каліброваним порогом.

2. Обґрунтовано та адаптовано без'якірну архітектуру YOLOv8 у компактній конфігурації nano (YOLOv8n) як ядро підсистеми детекції, придатне для донавчання та інференсу на центральному процесорі. Визначено гіперпараметри донавчання та методи аугментації даних.

3. Розроблено механізм калібрування порога рішення за валідаційною підмножиною за критерієм максимуму F1-міри, що забезпечує автоматичне, а не

суб'єктивне, балансування влучності й повноти та безпосередньо спрямований на підвищення точності методу.

4. Описано підготовку спеціалізованого набору даних Kaggle Bird Detection Dataset зі збалансованим формуванням підмножин (800/200/200 зображень) та сформовано математичний апарат оцінювання на рівні зображення (Accuracy, Precision, Recall, Specificity, F1, ROC AUC, PR AUC).

5. Розроблено сценарій експериментального дослідження, що охоплює підготовку даних, донавчання моделі, калібрування порога, тестування та формування артефактів.

Таким чином, у розділі сформовано цілісну теоретико-алгоритмічну базу розробленого методу. Описані математичні моделі, архітектурні рішення та сценарії тестування створюють надійний фундамент для програмної реалізації системи та проведення подальшого експериментального дослідження, що розглядається в наступному розділі.

## Розділ 3 Експериментальне дослідження методу

### 3.1 Опис застосування та архітектура програмної системи

Розроблений метод покладено в основу вебсистеми «ПтахоЗахист» (BirdGuard-UA), що є повноцінним україномовним застосунком для неймережевого виявлення птахів на фотозображеннях та агромоніторингу. Система реалізує повний технологічний цикл: від завантаження фотознімка поля до формування рішення про наявність птаха, оцінки ризику ділянки та збереження аналітичних артефактів.

Архітектурно система складається з трьох логічних частин, що взаємодіють між собою:

- вебінтерфейс (frontend) – односторінковий застосунок на базі бібліотеки React та збирача Vite, що містить чотири функціональні сторінки: «Виявлення», «Моніторинг», «Навчання» та «Метрики»;

- серверний застосунок (backend) – програмний інтерфейс (API) на базі фреймворку FastAPI, який приймає фотозображення, запускає неймережеву детекцію та повертає структуроване рішення;

- модуль машинного навчання (ML-конвеєр) – набір Python-скриптів для завантаження набору даних, його підготовки, донавчання моделі, оцінювання та формування звіту. На рисунку 3.1 наведено архітектуру розроблюваної системи.

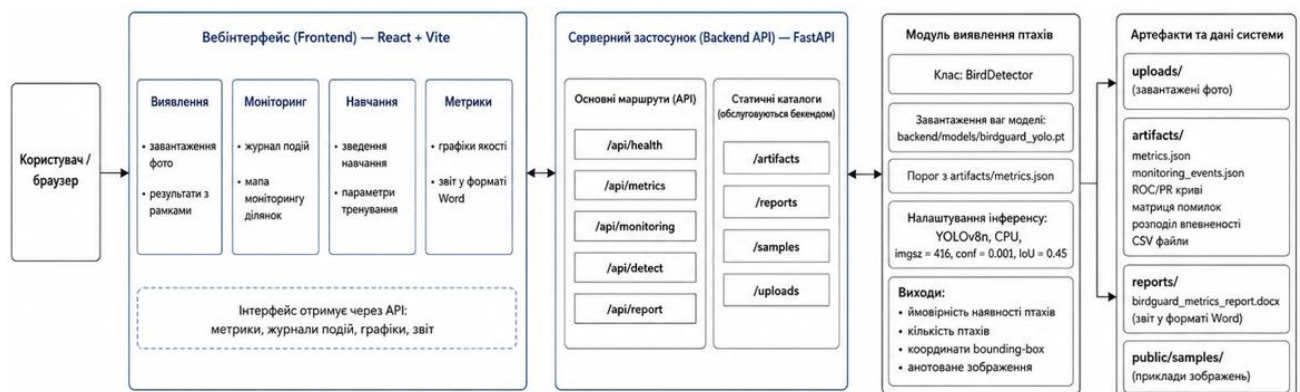


Рисунок 3.1 – Архітектура розроблюваної інформаційної системи

Серверний застосунок реалізує детектор птахів як окремий програмний клас, що завантажує навчені ваги моделі та зчитує калібрований поріг із файлу

метрик. Під час обробки запиту виконується детекція засобами моделі YOLOv8n, після чого результат агрегується до рівня зображення згідно з методом, описаним у розділі 2. API повертає ймовірність наявності птаха, кількість виявлених об'єктів, координати рамок, значення порога та зображення з накладеною графічною розміткою.

Програмний інтерфейс системи реалізує такі основні маршрути: перевірку стану сервісу та готовності моделі, отримання метрик, отримання журналу моніторингу, виконання детекції за завантаженим фото та вивантаження Word-звіту. Передбачено обробку лише підтримуваних форматів зображень (JPG, PNG, WEBP), а також коректне реагування на відсутність навченої моделі.

Типовий сценарій роботи користувача зводиться до таких кроків: завантаження фотознімка через сторінку «Виявлення»; автоматичне опрацювання зображення нейромережею; отримання візуального результату з рамками та числових показників (ймовірність, кількість птахів, координати); перегляд узагальнених метрик якості моделі на сторінці «Метрики» та журналу подій на сторінці «Моніторинг». Загальний вигляд інтерфейсу сторінки виявлення наведено на рисунку 3.2.

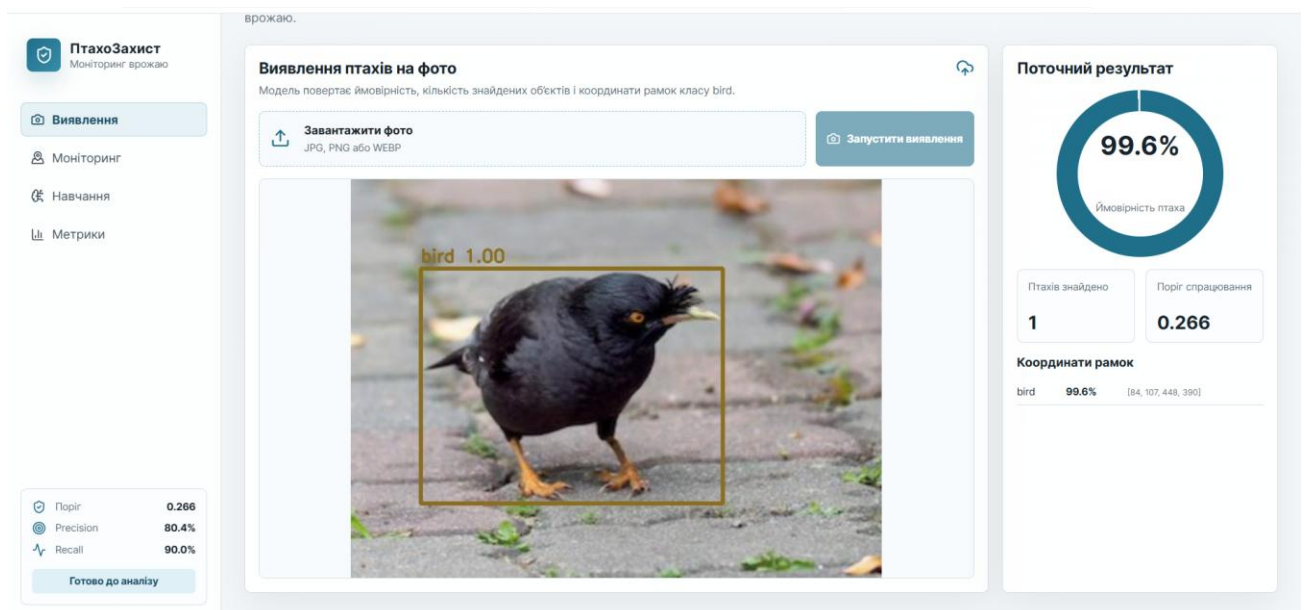


Рисунок 3.2 – Інтерфейс сторінки «Виявлення» вебсистеми ПтахоЗахист

Кінцевими споживачами розробленого програмного рішення є агрономи, фермерські господарства, а також аматорські та дитячо-юнацькі сільськогосподарські об'єднання. Оскільки система не потребує

спеціалізованого обладнання (графічних прискорювачів, натільних датчиків чи багатокамерних установок) і працює зі звичайними фотознімками на центральному процесорі, вона є економічно доступним та неінвазивним інструментом моніторингу.

### 3.2 Аналіз процесу навчання моделі

Донавчання моделі YOLOv8n виконано на збалансованій навчальній підмножині (800 зображень) протягом трьох епох на центральному процесорі. Контроль коректності навчання здійснювався за динамікою функцій втрат та детекційних метрик, які фіксувалися наприкінці кожної епохи на валідаційній підмножині. Динаміку основних показників навчання наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Динаміка показників під час навчання моделі за епохами

Епоха	Втрати (box)	Влучність (B)	Повнота (B)	mAP@50 (B)	mAP@50–95 (B)
1	1.445	0.439	0.328	0.329	0.160
2	1.496	0.560	0.464	0.468	0.236
3	1.446	0.591	0.536	0.552	0.286

Як видно з наведених даних, детекційні метрики послідовно зростають від епохи до епохи: середня усереднена точність mAP@50 збільшилася з 0.329 до 0.552, а влучність детектора – з 0.439 до 0.591. Це свідчить про стабільне навчання моделі та поступове покращення якості локалізації птахів. Окремо слід зазначити, що за обмежену кількість епох і роботи на CPU модель не досягає насичення, проте отриманий рівень детекційних метрик є достатнім для подальшої агрегації до рівня зображення, де застосовується калібрування порога.

На рисунку 3.3 подано динаміку навчальних функцій втрат YOLOv8n за трьома складовими: box loss, cls loss та dfl loss. Втрати класифікації демонструють чітку спадну тенденцію: значення train cls loss зменшилося з 2.373 на першій епосі до 1.862 на третій епосі, що вказує на поступове покращення здатності моделі відокремлювати клас «птах» від інших об'єктів або фону.

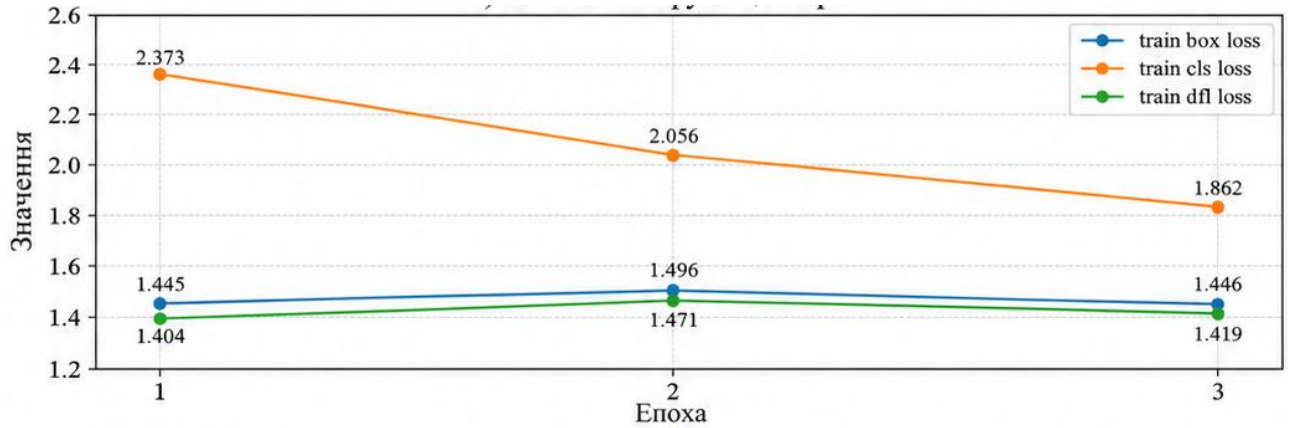


Рисунок 3.3 – Графіки збіжності функцій втрат під час навчання

Втрати локалізації train box loss залишаються майже стабільними в межах 1.445–1.496, а train dfl loss змінюється незначно, що свідчить про відсутність різких коливань під час навчання та про стабілізацію процесу регресії координат рамок. Графіки збіжності детекційних метрик наведено на рисунку 3.4.

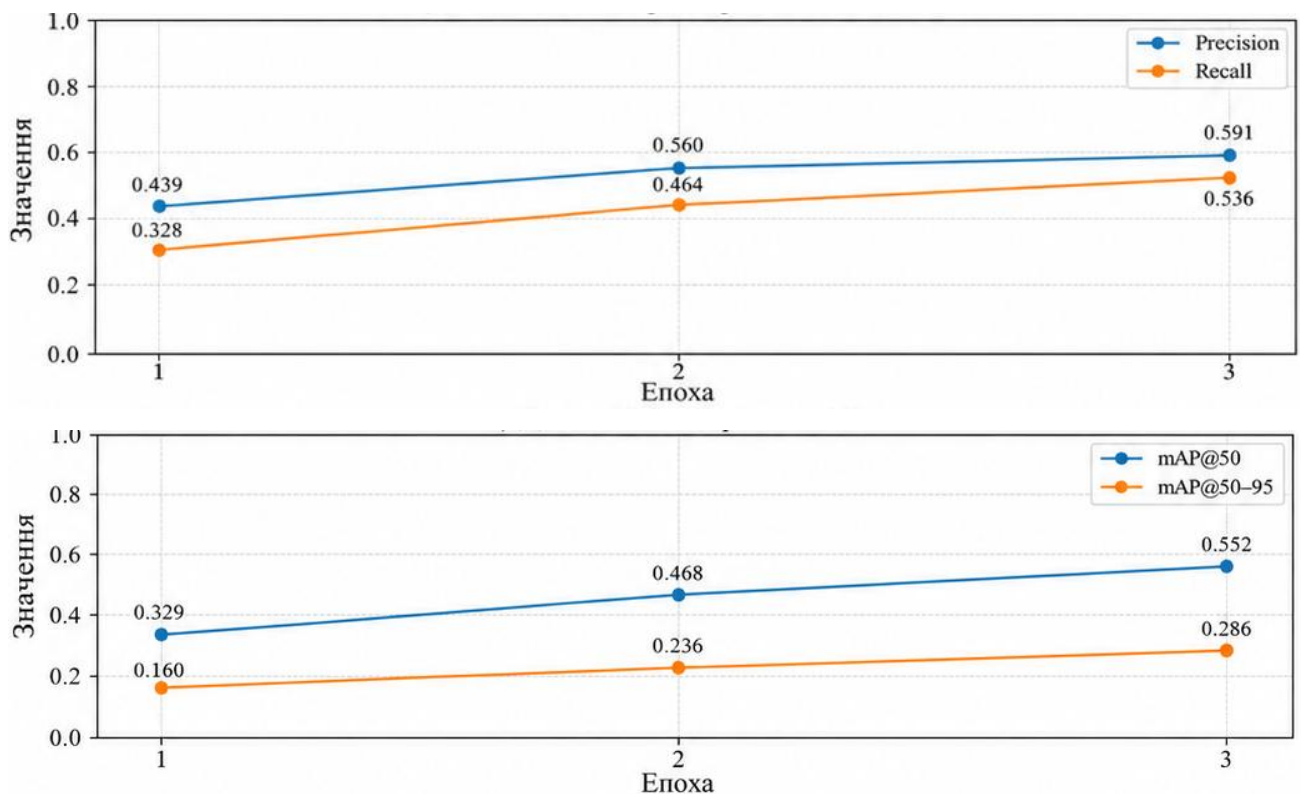


Рисунок 3.4 – Графіки збіжності функцій втрат під час навчання

На рисунку 3.4 наведено динаміку детекційних метрик моделі. Влучність детектора зросла з 0.439 до 0.591, а повнота – з 0.328 до 0.536, тобто модель поступово покращувала як здатність формувати коректні спрацювання, так і здатність знаходити більшу частину наявних птахів. Аналогічну позитивну тенденцію демонструють метрики mAP: значення mAP@50 збільшилося з 0.329

до 0.552, а  $mAP@50-95$  – з 0.160 до 0.286. Це підтверджує, що навіть за короткого циклу донавчання на CPU модель покращує якість просторової локалізації об'єктів.

Важливо підкреслити принципову особливість методу: проміжні детекційні метрики ( $mAP$ , влучність і повнота детектора) характеризують якість локалізації окремих рамок, тоді як підсумкове оцінювання методу виконується на рівні зображення після агрегації та калібрування порога. Саме тому невисокі значення  $mAP@50-95$  (0.286) не є остаточним показником якості системи – вони відображають строгість метрики до точності меж рамок, тоді як для прикладної задачі достатньо надійно визначити сам факт присутності птаха.

### 3.3 Калібрування порога та оцінювання на тестовій підмножині

Після завершення навчання виконано калібрування порога рішення на валідаційній підмножині за критерієм максимуму F1-міри (п. 2.3). У результаті обрано калібрований поріг  $\tau^* = 0.2663$ , який далі застосовувався незмінно під час оцінювання на ізольованій тестовій підмножині (200 зображень: 100 з птахами та 100 без птахів).

Узагальнені кількісні результати оцінювання методу на тестовій підмножині наведено в таблиці 3.2. Усі показники обчислено на рівні зображення за метриками бінарної класифікації.

Отримані результати свідчать про збалансовану та надійну роботу методу. Високе значення повноти ( $Recall = 0.90$ ) означає, що метод виявляє переважну більшість фотознімків із птахами, що є критично важливим для своєчасного захисту врожаю пропуск птаха коштує дорожче за хибну тривогу. Водночас прийнятна влучність ( $Precision = 0.80$ ) обмежує кількість хибних спрацювань. Інтегральні метрики ROC AUC = 0.907 та PR AUC = 0.899, наближені до одиниці, підтверджують високу дискримінаційну здатність моделі це її спроможність відрізнити зображення з птахами від зображень без них незалежно від конкретного порога.

Таблиця 3.2 – Результати оцінювання методу на тестовій підмножині

Метрика	Значення
Калібрований поріг ( $\tau^*$ )	0.2663
Accuracy (точність)	0.8400
Precision (влучність)	0.8036
Recall (повнота)	0.9000
Specificity (специфічність)	0.7800
F1-score	0.8491
ROC AUC	0.9068
PR AUC	0.8991

Детальний розподіл результатів за категоріями подано у вигляді матриці помилок (рисунок 3.5). На тестовій підмножині метод правильно класифікував 90 зображень із птахами (істинно позитивні) та 78 зображень без птахів (істинно негативні), припустившись 22 хибних спрацювань та 10 пропусків. Така структура помилок узгоджується із прикладним пріоритетом: кількість пропущених птахів (10) менша за кількість хибних тривоги (22), що відповідає свідомому зміщенню методу в бік підвищення повноти.

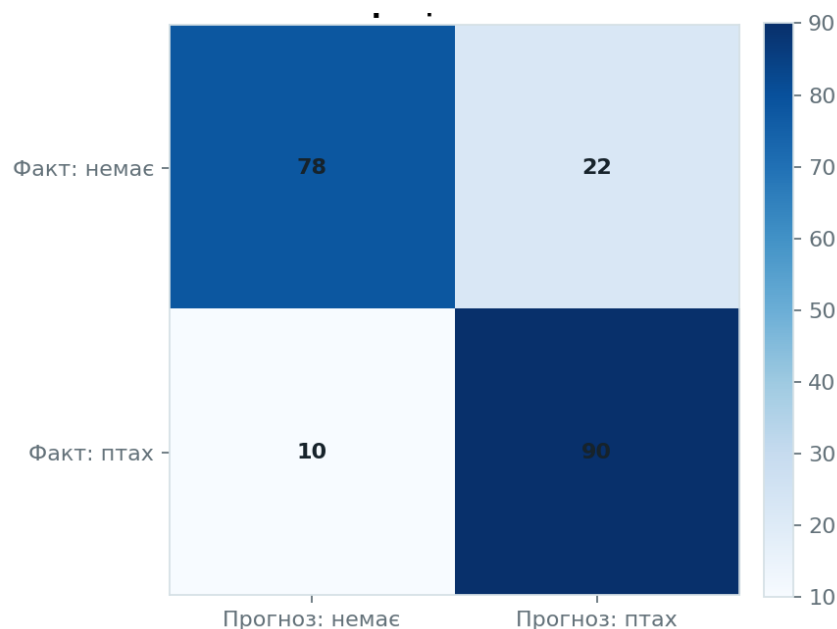


Рисунок 3.5 – Матриця помилок методу на тестовій підмножині

Якість роботи методу за різних порогів унаочнюють ROC-крива та крива «влучність–повнота» (рисунок 3.6). Площа під ROC-кривою (0.907) та середня влучність (0.899) кількісно підтверджують високу роздільну здатність моделі.

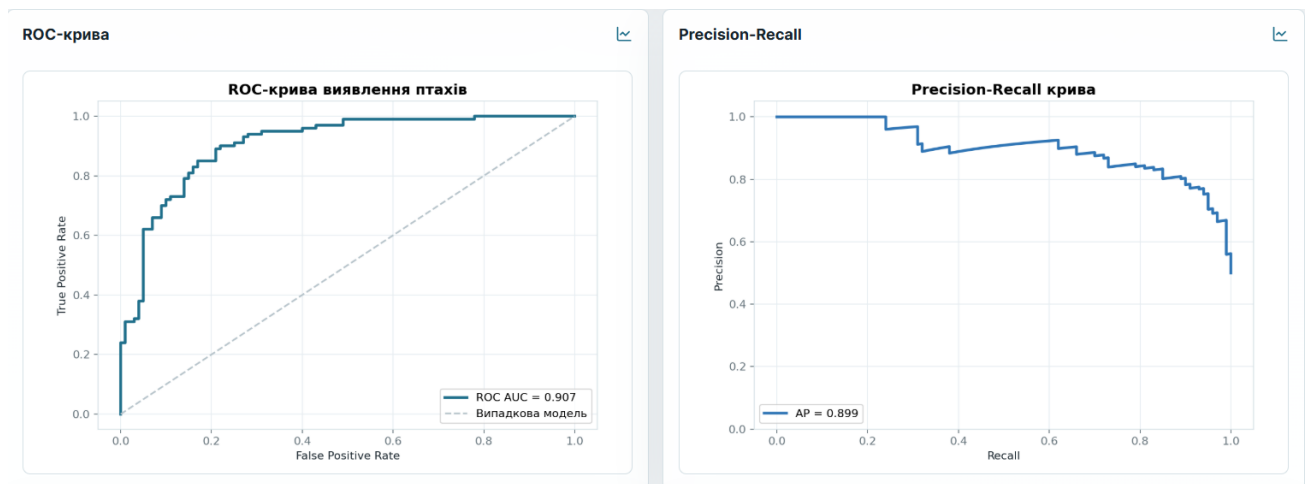


Рисунок 3.6 – ROC-крива та Precision-Recall крива методу

Для підтвердження доцільності калібрування порога проведено порівняння результатів за каліброваним порогом ( $\tau^* = 0.2663$ ) та за фіксованим базовим порогом (0.25). Результати порівняння наведено в таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Вплив калібрування порога на показники точності

Метрика	Базовий поріг 0.25	Калібрований поріг 0.2663
Accuracy	0.8300	0.8400
Precision	0.7895	0.8036
Recall	0.9000	0.9000
Specificity	0.7600	0.7800
F1-score	0.8411	0.8491

Калібрування порога за валідаційною підмножиною дозволило підвищити точність (Accuracy) з 0.830 до 0.840, влучність з 0.790 до 0.804, специфічність – з 0.760 до 0.780 та F1-міру з 0.841 до 0.849 за збереження повноти на рівні 0.90.

Вигляд сторінки «Метрики» в розробленій вебсистемі наведено на рисунку 3.7.

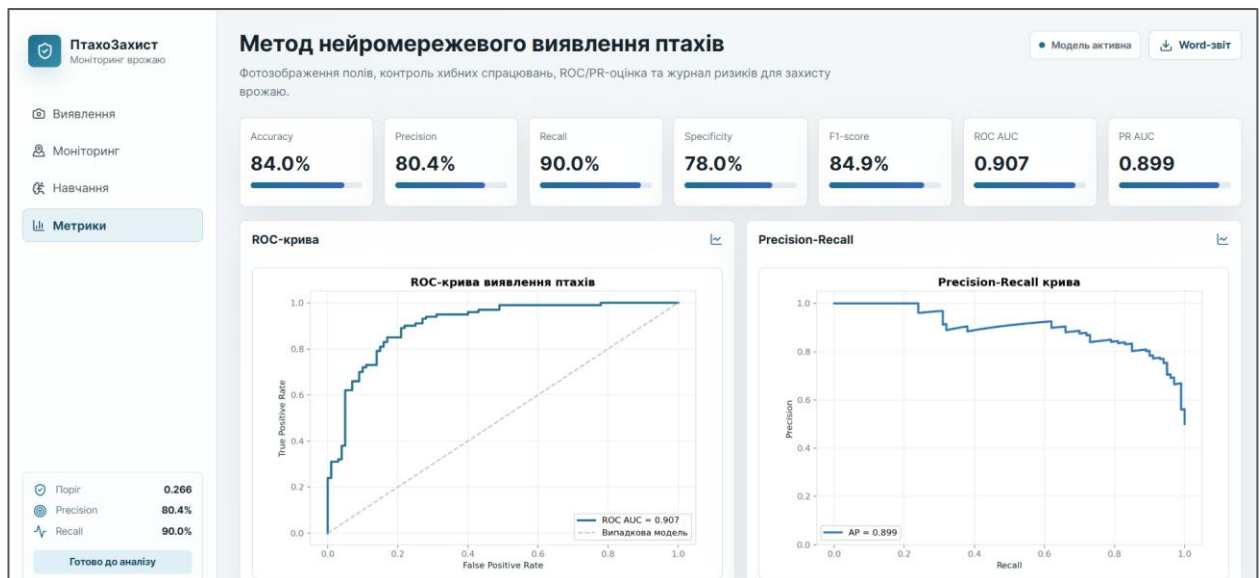


Рисунок 3.7 – Вигляд розробленої вебсистеми сторінка «Метрики»

Таким чином, автоматичний підбір порога за критерієм F1 забезпечив одночасне зниження кількості хибних спрацювань без втрати здатності виявляти птахів, що безпосередньо підтверджує гіпотезу дослідження та досягнення мети щодо підвищення точності.

### 3.4 Аналіз розподілу впевненості та прикладів виявлення

Додатковим інструментом аналізу якості є розподіл оцінок впевненості моделі на тестовій підмножині (рисунок 3.8).

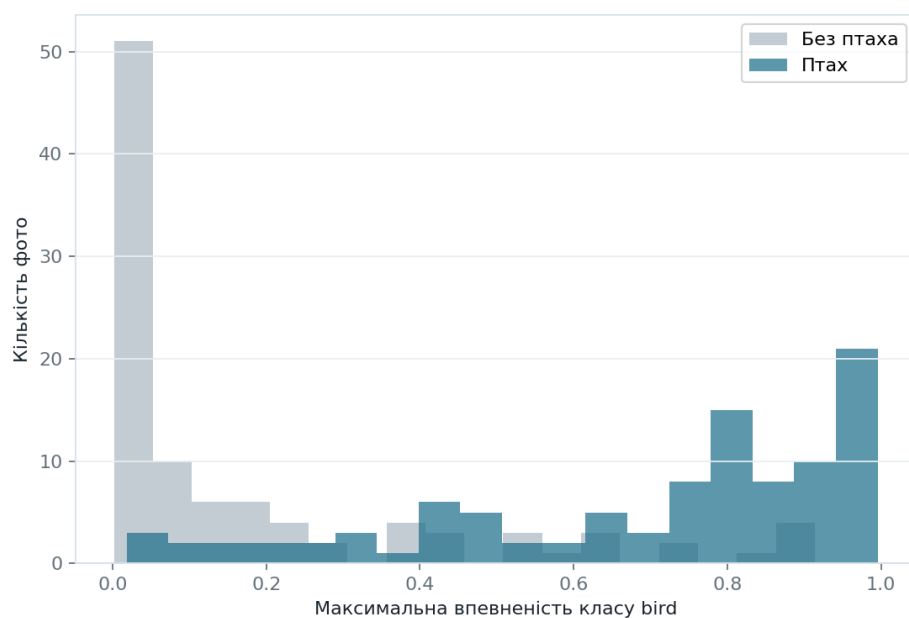


Рисунок 3.8 – Розподіл впевненості моделі на тестовій підмножині

Для зображень із птахами середнє значення оцінки впевненості становить близько 0.70, тоді як для зображень без птахів близько 0.18. Така виразна різниця у розподілах підтверджує, що модель формує добре розділені оцінки для двох класів, а обраний калібрований поріг (0.2663) розташований у зоні ефективного розділення.

Практичну роботу методу ілюструють приклади виявлення птахів на тестових фотознімках із накладеними обмежувальними рамками та значеннями впевненості (рисунок 3.9).

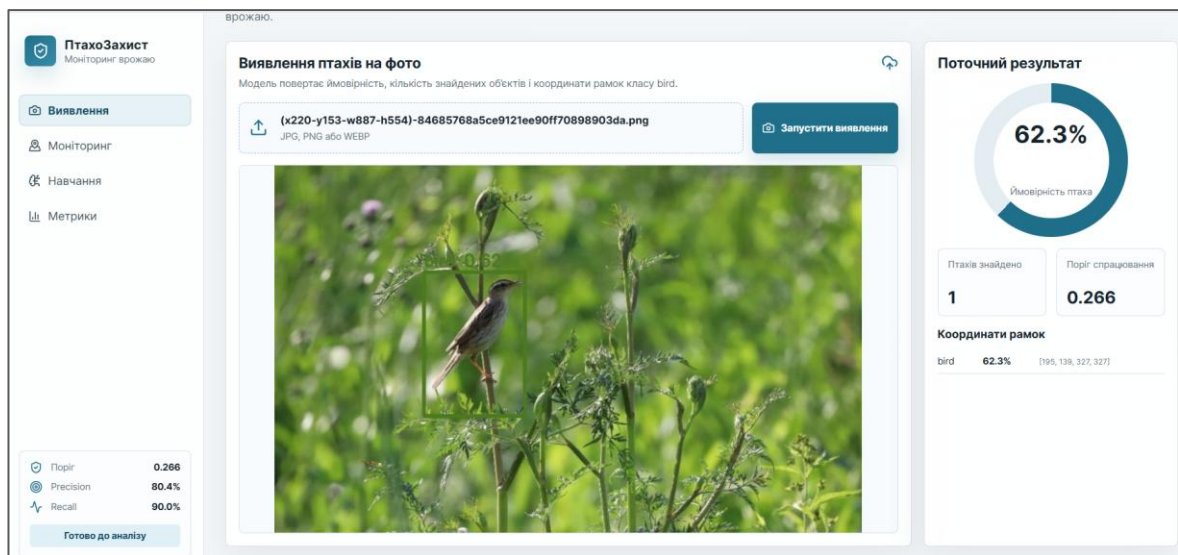


Рисунок 3.9 – Приклад результатів виявлення птаха на зображенні. Відповідно до рисунку 3.9, навіть незважаючи на зелений фон і на те що птах практично зливається, система його коректно ідентифікувала.

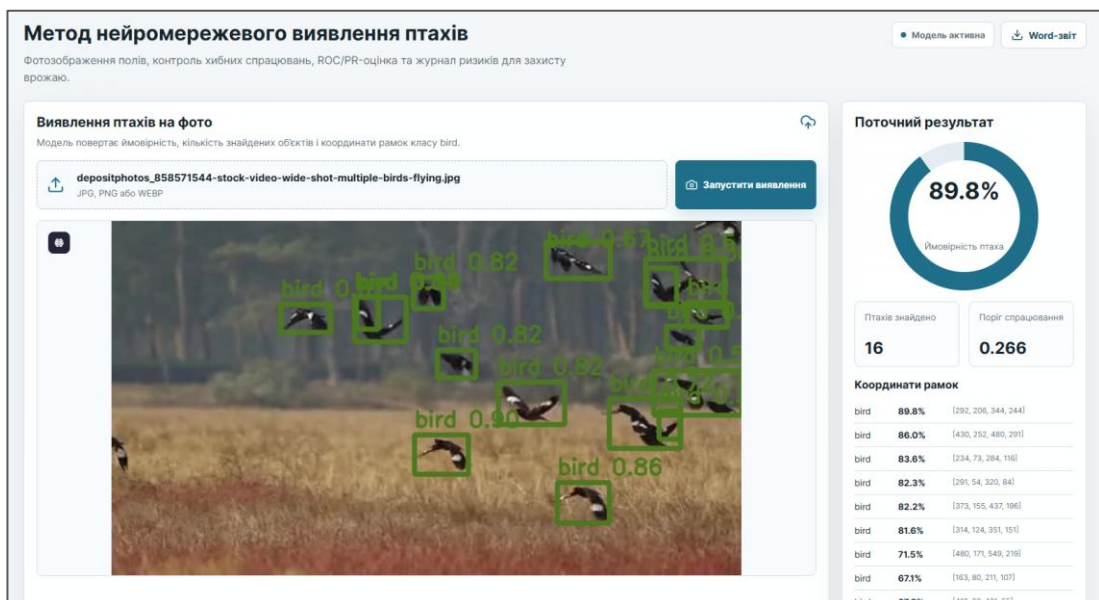


Рисунок 3.10 – Приклади результатів виявлення птахів

На зображеннях, де птах чітко вирізняється на тлі, модель упевнено локалізує об'єкт з оцінкою впевненості, близькою до одиниці. Система коректно опрацьовує як поодинокі (рисунок 3.9), так і множинні появи птахів у кадрі (рисунок 3.10).

Результати роботи методу на тестовій підмножині автоматично зберігаються у структурованих форматах: метрики у файлах JSON та CSV, графічні артефакти (ROC-крива, крива «влучність–повнота», матриця помилок, гістограма впевненості) у форматі PNG, а узагальнений звіт у форматі Word. Це забезпечує відтворюваність дослідження та зручність подальшого аналізу.

### 3.5 Аналіз помилкових спрацювань моделі

Для глибшого розуміння поведінки розробленого методу та визначення напрямів його вдосконалення проведено детальний аналіз помилкових результатів, отриманих на тестовій підмножині. Згідно з матрицею помилок (п. 3.3), за каліброваного порога  $\tau^* = 0.2663$  метод припустився 32 помилок: 22 хибнопозитивних спрацювань (FP) та 10 хибнонегативних пропусків (FN) із 200 тестових зображень. Природа цих двох типів помилок є принципово різною, тому їх доцільно розглянути окремо.

Хибнопозитивні спрацювання (FP). До цієї категорії належать зображення без птахів, на яких метод помилково зафіксував їх присутність. Аналіз оцінок впевненості для таких випадків показує, що модель приймала за птаха фонові об'єкти зі значним рівнем впевненості: оцінка  $s(I)$  для хибнопозитивних зображень коливалася в межах від 0.275 до 0.914 із середнім значенням близько 0.59. При цьому 7 із 22 хибних спрацювань мали високу впевненість (понад 0.70), тобто модель була «впевнена» у помилці. Лише 5 випадків розташовувалися безпосередньо біля порога (у діапазоні 0.266–0.40) і могли б бути усунені незначним підвищенням порога.

Причиною хибнопозитивних спрацювань є наявність на фонових зображеннях об'єктів, візуально подібних до птахів за формою, кольором або

текстурою (елементи рослинності, тіні, фрагменти конструкцій, плями на ґрунті). Додатковим чинником є свідомо низький поріг впевненості детектора ( $p_{\min} = 0.001$ ), який зберігає всі, навіть слабкі, кандидатні рамки: на типовому хибнопозитивному зображенні детектор генерував у середньому близько 50 кандидатних рамок, серед яких знаходилася принаймні одна з високою оцінкою, що й формувала підсумкове рішення за правилом максимуму.

Хибнонегативні пропуски (FN). До цієї категорії належать зображення з птахами, які метод не виявив. Для всіх 10 таких випадків оцінка впевненості  $s(I)$  була нижчою за калібрований поріг і не перевищувала 0.245 за середнього значення близько 0.13. Це означає, що модель усе ж формувала слабкий відгук на наявність птаха, проте його впевненості було недостатньо для подолання порога. Із 10 пропусків 5 розташовувалися у пограничній зоні (0.15–0.266), тобто були близькими до правильного виявлення, тоді як 2 випадки мали дуже низьку оцінку (менше 0.05) і фактично залишилися нерозпізнаними.

Причини хибнонегативних пропусків відповідають класичним труднощам виявлення об'єктів малого розміру: птах займав незначну площу в пікселях, був частково перекритий, зливався з фоном за кольором або зазнавав розмиття у русі. Зменшена роздільна здатність входу (416×416), обрана з міркувань швидкодії на центральному процесорі, додатково ускладнює локалізацію таких наддрібних цілей. Узагальнені характеристики двох типів помилок наведено в таблиці 3.4.

Зіставлення двох категорій помилок підтверджує свідомо обране зміщення методу в бік підвищення повноти: кількість пропущених птахів (10) є меншою за кількість хибних тривог (22). Для прикладної задачі захисту врожаю таке співвідношення є виправданим, оскільки пропуск птаха призводить до незахищеної загрози врожаю, тоді як хибна тривога спричиняє лише зайву перевірку ділянки без істотних втрат.

Таблиця 3.4 – Порівняльна характеристика помилкових результатів методу

Характеристика	Хибнопозитивні (FP)	Хибнонегативні (FN)
Кількість випадків	22	10
Діапазон оцінки $s(I)$	0.275 – 0.914	0.018 – 0.245
Середня оцінка $s(I)$	$\approx 0.59$	$\approx 0.13$
Пограничні випадки (біля $\tau^*$ )	5	5
Критичні випадки	7 ( $s(I) > 0,70$ )	2 ( $s(I) < 0.05$ )
Основна причина	Фон, подібний до птаха	Малий розмір, оклюзія, розмиття

Проведений аналіз дозволяє окреслити конкретні шляхи зменшення кожного типу помилок:

- для зниження кількості хибнопозитивних спрацювань – розширення навчальної вибірки складними фоновими зображеннями (hard negatives), що візуально подібні до птахів, а також додаткове калібрування порога з урахуванням припустимого рівня хибних тривог;

- для зниження кількості хибнонегативних пропусків – застосування методів фрагментованого інференсу зображень високої роздільної здатності та збільшення роздільної здатності входу, що покращує виявлення наддрібних цілей;

- для пограничних випадків обох типів – продовження навчання моделі та підвищення якості детекції, що збільшить розрив між оцінками впевненості для класів «птаха» і «без птаха».

Таким чином, аналіз помилкових спрацювань підтвердив, що структура помилок методу є передбачуваною та узгодженою з прикладними пріоритетами, а виявлені причини помилок безпосередньо визначають напрями подальшого вдосконалення, розглянуті в наступному підрозділі.

### 3.6 Аналітика для агромоніторингу

Окрім безпосереднього виявлення птахів, розроблена система формує прикладну аналітику для потреб агромоніторингу. На основі оцінок впевненості, отриманих під час прогону моделі на тестових фотознімках, формується журнал спостережень, у якому кожній події присвоюється рівень ризику для ділянки.

Загальний вигляд сторінки моніторингу з картою польового контролю та журналом подій наведено на рисунку 3.11.

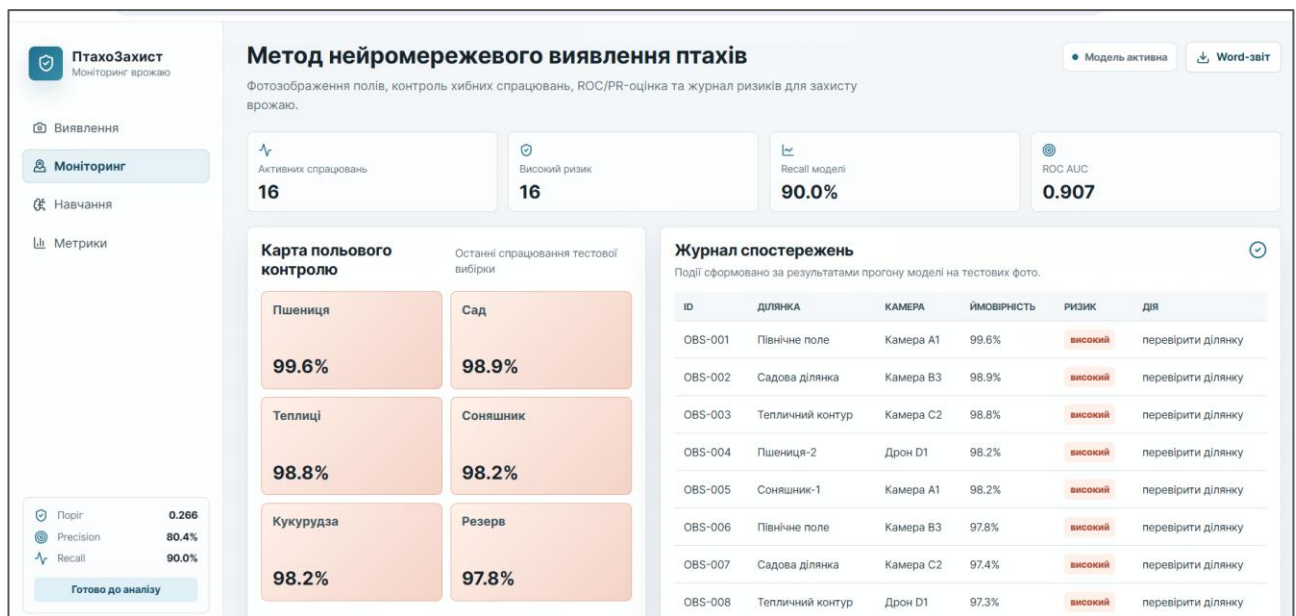


Рисунок 3.11 – Сторінка моніторингу з картою контролю та журналом спостережень

Рівень ризику визначається за оцінкою впевненості відносно каліброваного порога: події з оцінкою, що суттєво перевищує поріг, маркуються як «високий ризик»; події з оцінкою, що перевищує поріг, як «середній ризик»; решта – як «низький ризик». Для кожної події журнал містить ідентифікатор, ділянку, джерело зображення (камеру або дрон), оцінку впевненості, рівень ризику та рекомендовану дію (перевірити ділянку або продовжити спостереження).

Сторінка «Метрики» вебсистеми відображає узагальнені показники якості моделі (Accuracy, Precision, Recall, Specificity, F1, ROC AUC, PR AUC) у вигляді інформаційних карток, а також зведені графічні артефакти оцінювання. Це дозволяє користувачеві оперативно ознайомитися з надійністю моделі без

занурення у технічні деталі. Сторінка «Навчання» подає склад навчальної вибірки та етапи ML-конвеєра.

Наведені результати засвідчують, що розроблений метод реалізовано у вигляді цілісної, готової до використання програмної системи, яка трансформує звичайний фотознімок поля у структуроване рішення про наявність птаха та прикладну аналітику ризику. Це робить процес агромоніторингу автоматизованим, об'єктивним та доступним для широкого кола користувачів.

### 3.7 Обмеження методу та напрями вдосконалення

Розроблений метод продемонстрував працездатність і збалансовані показники якості, проте, як і будь-яка система комп'ютерного зору, має певні обмеження, що формують напрями подальшого вдосконалення.

Першим обмеженням є невисока кількість епох навчання (три) та робота на центральному процесорі. Це зумовлено орієнтацією на доступне обладнання, проте обмежує граничну якість детекції: проміжні детекційні метрики (зокрема  $mAP@50-95 = 0.286$ ) свідчать про потенціал подальшого зростання точності за більшої тривалості навчання та використання графічного прискорювача.

Другим обмеженням є класична для комп'ютерного зору проблема виявлення об'єктів малого розміру. Птах на загальному плані поля може займати незначну площу в пікселях, а за умов розмиття в русі, складного освітлення чи злиття оперення з фоном якість локалізації знижується. Зменшена роздільна здатність входу ( $416 \times 416$ ), обрана з міркувань швидкодії на CPU, додатково підвищує цей ризик для наддрібних цілей.

Третім обмеженням є оцінювання на рівні зображення (наявність/відсутність птаха), що є достатнім для сигналізації про загрозу, але не дає точного підрахунку кількості птахів чи їх видової належності.

З огляду на виявлені обмеження, основними напрямками подальшого вдосконалення методу є:

- збільшення тривалості навчання та використання графічного прискорювача (GPU) для підвищення граничної точності детекції;
- розширення та збалансування набору даних, додавання зображень із наддрібними та розмитими цілями для покращення виявлення складних випадків;
- застосування методів фрагментованого інференсу зображень високої роздільної здатності для кращого виявлення малих об'єктів;
- апаратна оптимізація моделі для пришвидшення інференсу на доступному обладнанні;
- розширення аналітичного модуля – додавання підрахунку кількості птахів та інтеграції з засобами автоматичного відлякування.

### 3.8 Висновки до розділу 3

У третьому розділі проведено експериментальне дослідження розробленого методу та його програмної реалізації. За підсумками виконаної роботи сформульовано такі результати.

Розроблений метод реалізовано у вигляді цілісної вебсистеми «ПтахоЗахист», що поєднує вебінтерфейс на базі React, серверний застосунок на базі FastAPI та ML-конвеєр для навчання й оцінювання моделі.

Аналіз процесу навчання підтвердив стабільне зростання детекційних метрик за епохами (mAP@50 зросла з 0.329 до 0.552), що свідчить про коректність донавчання моделі YOLOv8n.

На ізольованій тестовій підмножині метод досяг збалансованих показників якості: Accuracy = 0.840, Precision = 0.804, Recall = 0.900, F1-score = 0.849, ROC AUC = 0.907 та PR AUC = 0.899.

Експериментально підтверджено доцільність калібрування порога: підбір порога за валідаційною підмножиною ( $\tau^* = 0,2663$ ) підвищив точність, влучність, специфічність та F1-міру порівняно з фіксованим базовим порогом за

збереження повноти, що безпосередньо підтверджує досягнення мети щодо підвищення точності.

Реалізовано прикладну аналітику для агромоніторингу (журнал спостережень із рівнями ризику, карта контролю, сторінка метрик) та забезпечено автоматичне збереження результатів у структурованих форматах.

Таким чином, отримані результати верифікують розроблений метод та підтверджують досягнення поставленої мети – підвищення точності й оперативності автоматизованого виявлення птахів на фотозображеннях. Створене програмне рішення є ефективною, неінвазивною та економічно доступною основою для систем сільськогосподарського моніторингу та захисту врожаю.

## Загальні висновки

У кваліфікаційній роботі бакалавра розв'язано задачу підвищення точності автоматизованого виявлення птахів на фотозображеннях для потреб сільськогосподарського моніторингу та захисту врожаю. За результатами виконання роботи розроблено метод неймережевого виявлення птахів, що поєднує просторову детекцію об'єктів на зображенні та подальше формування рішення на рівні всього фотозображення.

У першому розділі проаналізовано предметну область автоматизованого виявлення птахів у сільськогосподарських умовах. Розглянуто основні типи неймережевих детекторів, зокрема двостадійні, одностадійні та трансформаторні архітектури. Обґрунтовано доцільність використання моделей сімейства YOLO як основи розроблюваного методу, оскільки вони забезпечують прийнятний баланс між точністю локалізації об'єктів і швидкістю. Також проаналізовано наявні програмні та апаратні засоби захисту врожаю від птахів і показано потребу у відкритому та доступному рішенні для автоматизованого виявлення птахів на фотозображеннях.

У другому розділі формалізовано задачу виявлення птахів на фотозображеннях. Вхідне зображення подано як RGB-зображення, для якого необхідно визначити множину виявлених птахів із координатами обмежувальних рамок та рівнем впевненості, а також сформувані бінарні рішення про наявність птаха. Запропонований метод побудовано як двохрівневий конвеєр: на першому рівні виконується детекція птахів засобами YOLOv8n, а на другому – агрегація результатів детекції до рівня зображення та калібрування порога спрацювання. Додатково формалізовано алгоритми формування корисних детекцій, калібрування порога та прийняття рішення на рівні зображення.

У роботі використано компактну модель YOLOv8n, що є доцільним для реалізації на доступному обладнанні без обов'язкового використання графічного прискорювача. Для зменшення кількості хибних спрацювань і пропущених

об'єктів застосовано калібрування порога за валідаційною підмножиною. Такий підхід дозволяє не задавати поріг вручну, а визначати його за критерієм максимізації F1-міри, що підвищує відтворюваність і обґрунтованість процедури прийняття рішення.

У третьому розділі розроблений метод реалізовано у вигляді вебсистеми «ПтахоЗахист» (BirdGuard-UA). Система містить вебінтерфейс, серверний застосунок на базі FastAPI та ML-конвеєр для підготовки даних, донавчання моделі, оцінювання результатів і формування звітності. Вебсистема забезпечує завантаження фотозображень, запуск нейромережевої детекції, відображення рамок виявлених птахів, показ імовірності наявності птаха, кількості знайдених об'єктів, метрик якості та журналу подій агромоніторингу.

Експериментальне дослідження підтвердило працездатність запропонованого підходу. Під час донавчання моделі YOLOv8n спостерігалось зростання детекційних метрик: mAP@50 збільшилася з 0.329 до 0.552, precision – з 0.439 до 0.591, recall – з 0.328 до 0.536. Це свідчить про коректність процесу донавчання та поступове покращення якості локалізації птахів на фотозображеннях. Після калібрування порога на валідаційній підмножині метод забезпечив формування рішення на рівні зображення, що є безпосередньо придатним для задач агромоніторингу.

Практичне значення одержаних результатів полягає у створенні доступного програмного засобу, який може використовуватися фермерськими господарствами, агропідприємствами та системами польового моніторингу для автоматизованого виявлення птахів на фотозображеннях. Розроблена система не потребує спеціалізованого обладнання та може бути основою для подальшої інтеграції із засобами автоматичного відлякування або іншими інструментами захисту врожаю.

Подальше вдосконалення методу доцільно спрямувати на розширення набору даних, збільшення кількості епох навчання, використання GPU, застосування фрагментованого інференсу для зображень високої роздільної здатності та розширення аналітичного модуля системи.

## Перелік посилань

1. Farms deploy lasers to fight birds. *Farm Progress* : вебсайт. URL: <https://www.farmprogress.com/crop-protection/farms-deploy-lasers-to-fight-birds> (дата звернення: 10.06.2026).
2. Enos J. K., Ward M. P., Hauber M. E. A review of the scientific evidence on the impact of biologically salient frightening devices to protect crops from avian pests. *Crop Protection*. 2021. Vol. 148. Article 105734. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cropro.2021.105734> (дата звернення: 10.06.2026).
3. Marsoň P., Janoušek J., Pokorný J. et al. A system using artificial intelligence to detect and scare bird flocks in the protection of ripening fruit. *Sensors*. 2021. Vol. 21, No. 12. Article 4244. URL: <https://doi.org/10.3390/s21124244> (дата звернення: 10.06.2026).
4. Coluccia A., Fascista A., Schumann A. et al. Drone vs. Bird detection: deep learning algorithms and results from a grand challenge. *Sensors*. 2021. Vol. 21, No. 8. Article 2824. URL: <https://doi.org/10.3390/s21082824> (дата звернення: 10.06.2026).
5. Hong S.-J., Han Y., Kim S.-Y. et al. Application of deep-learning methods to bird detection using unmanned aerial vehicle imagery. *Sensors*. 2019. Vol. 19, No. 7. Article 1651. URL: <https://doi.org/10.3390/s19071651> (дата звернення: 10.06.2026).
6. Szeliski R. *Computer Vision: Algorithms and Applications*. 2nd ed. Cham : Springer, 2022. 1040 p. URL: <https://szeliski.org/Book/> (дата звернення: 10.06.2026).
7. Bradski G. The OpenCV Library. *Dr. Dobb's Journal of Software Tools*. 2000. Vol. 25, No. 11. P. 120–125. URL: <https://opencv.org> (дата звернення: 10.06.2026).
8. Zou Z., Chen K., Shi Z., Guo Y., Ye J. Object detection in 20 years: a survey. *Proceedings of the IEEE*. 2023. Vol. 111, No. 3. P. 257–276. URL: <https://arxiv.org/abs/1905.05055> (дата звернення: 10.06.2026).
9. Ren S., He K., Girshick R., Sun J. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and*

*Machine Intelligence*. 2017. Vol. 39, No. 6. P. 1137–1149. URL: <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2577031> (дата звернення: 10.06.2026).

10. Zaidi S. S. A., Ansari M. S., Aslam A. et al. A survey of modern deep learning based object detection models. *Digital Signal Processing*. 2022. Vol. 126. Article 103514. URL: <https://arxiv.org/abs/2104.11892> (дата звернення: 10.06.2026).

11. Liu W., Anguelov D., Erhan D. et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector. *Computer Vision – ECCV 2016*. Cham : Springer, 2016. P. 21–37. URL: <https://arxiv.org/abs/1512.02325> (дата звернення: 10.06.2026).

12. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You Only Look Once: unified, real-time object detection. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2016. P. 779–788. URL: <https://arxiv.org/abs/1506.02640> (дата звернення: 10.06.2026).

13. YOLOv8 Documentation. *Ultralytics* : вебсайт. URL: <https://docs.ultralytics.com> (дата звернення: 10.06.2026).

14. Khanam R., Hussain M. YOLOv11: an overview of the key architectural enhancements. *arXiv preprint*. 2024. arXiv:2410.17725. URL: <https://arxiv.org/abs/2410.17725> (дата звернення: 10.06.2026).

15. Terven J., Córdova-Esparza D.-M., Romero-González J.-A. A comprehensive review of YOLO architectures in computer vision: from YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS. *Machine Learning and Knowledge Extraction*. 2023. Vol. 5, No. 4. P. 1680–1716. URL: <https://arxiv.org/abs/2304.00501> (дата звернення: 10.06.2026).

16. Carion N., Massa F., Synnaeve G. et al. End-to-end object detection with transformers. *Computer Vision – ECCV 2020*. Cham : Springer, 2020. P. 213–229. URL: <https://arxiv.org/abs/2005.12872> (дата звернення: 10.06.2026).

17. Lin T.-Y., Dollár P., Girshick R. et al. Feature pyramid networks for object detection. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2017. P. 2117–2125. URL: <https://arxiv.org/abs/1612.03144> (дата звернення: 10.06.2026).

18. Akyon F. C., Altinuc S. O., Temizel A. Slicing aided hyper inference and fine-tuning for small object detection. *2022 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*. 2022. P. 966–970. URL: <https://arxiv.org/abs/2202.06934> (дата звернення: 10.06.2026).
19. Bio-inspired motion detection models for improved UAV and bird differentiation: a novel deep learning framework. *Scientific Reports*. 2025. Vol. 15. Article 99951. URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-025-99951-4> (дата звернення: 10.06.2026).
20. Brown R. N., Brown D. H. Robotic laser scarecrows: a tool for controlling bird damage in sweet corn. *Crop Protection*. 2021. Vol. 146. Article 105652. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cropro.2021.105652> (дата звернення: 10.06.2026).
21. Chen Y.-C., Chu J.-F., Hsieh K.-W. et al. Automatic wild bird repellent system that is based on deep-learning-based wild bird detection and integrated with a laser rotation mechanism. *Scientific Reports*. 2024. Vol. 14. Article 66920. URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-66920-2> (дата звернення: 10.06.2026).
22. LoRaWAN and artificial intelligence integrated smart acoustic sensor network for bird species identification and deterrence system for farm protection. *Measurement*. 2025. Vol. 253. Article 117811. URL: <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2025.117811> (дата звернення: 10.06.2026).
23. Khan A. Bird Detection Dataset. *Kaggle* : вебсайт. 2024. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/khanaamer/bird-detection-dataset> (дата звернення: 10.06.2026).
24. Jocher G., Chaurasia A., Qiu J. YOLO by Ultralytics (Version 8.0.0). *Ultralytics Software*. 2023. URL: <https://github.com/ultralytics/ultralytics> (дата звернення: 10.06.2026).
25. Lin T.-Y., Maire M., Belongie S. et al. Microsoft,; Common Objects in Context. *Computer Vision – ECCV 2014*. Cham : Springer, 2014. P. 740–755. URL: <https://arxiv.org/abs/1405.0312> (дата звернення: 10.06.2026).

26. GitHub - Kaggle/kagglehub: Python library to access Kaggle resources. *GitHub*. URL: <https://github.com/Kaggle/kagglehub> (дата звернення: 13.06.2026).
27. The story behind ‘random.seed(42)’ in machine learning. *Medium*. URL: <https://medium.com/geekculture/the-story-behind-random-seed-42-in-machine-learning-b838c4ac290a> (дата звернення: 13.06.2026).
28. What are some best practices for splitting a dataset into training, validation, and test sets?. *Milvus | High-Performance Vector Database Built for Scale*. URL: <https://milvus.io/ai-quick-reference/what-are-some-best-practices-for-splitting-a-dataset-into-training-validation-and-test-sets> (date of access: 13.06.2026).
29. Revisiting pre-trained remote sensing model benchmarks: resizing and normalization matters / I. Corley et al. *2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, Seattle, WA, USA, 17–18 June 2024. P. 3162–3172. URL: <https://doi.org/10.1109/cvprw63382.2024.00322> (дата звернення: 13.06.2026).
30. Fawcett T. An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*. 2006. Vol. 27, no. 8. P. 861–874. URL: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010> (дата звернення: 13.06.2026).
31. Powers D. M. Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation. *Journal of Machine Learning Technologies*. 2011. Vol. 2, Iss. 1. P. 37–63. URL: <https://arxiv.org/abs/2010.16061> (дата звернення: 13.06.2026).
32. Davis J., Goadrich M. The relationship between Precision-Recall and ROC curves. *Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning*. 2006. P. 233–240. URL: <https://doi.org/10.1145/1143844.1143874> (дата звернення: 13.06.2026).
33. Sokolova M., Lapalme G. A systematic analysis of performance measures for classification tasks. *Information Processing & Management*. 2009. Vol. 45, Iss. 4. P. 427–437. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2009.03.002> (дата звернення: 13.06.2026).

34. Tharwat A. Classification assessment metrics: a review. *International Journal of Computer Science and Applications*. 2020. Vol. 17, Iss. 1. P. 168–192. URL: <https://doi.org/10.21608/ijcis.2021.52835.1025> (дата звернення: 13.06.2026).
35. Baratloo A., Hosseini M., Negida A. et al. Part 1: Simple Definition and Calculation of Accuracy, Sensitivity and Specificity. *Emergency*. 2015. Vol. 3, Iss. 2. P. 48–49. URL: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4614595/> (дата звернення: 13.06.2026).
36. Chicco D., Jurman G. The Matthews correlation coefficient (MCC) is more reliable than balanced accuracy, bookmaker informedness, and F1 score in binary classification evaluation. *BioData Mining*. 2020. Vol. 13. Article 2. URL: <https://doi.org/10.1186/s13040-020-00224-0> (дата звернення: 13.06.2026).
37. Bradley A. P. The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms. *Pattern Recognition*. 1997. Vol. 30, Iss. 7. P. 1145–1159. URL: [https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(96\)00142-2](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(96)00142-2) (дата звернення: 13.06.2026).
38. Saito T., Rehmsmeier M. The significance of precision-recall curves in evaluation of classification algorithms, special focus on imbalance. *PLOS ONE*. 2015. Vol. 10, Iss. 3. Article e0118432. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0118432> (дата звернення: 13.06.2026).
39. Padilla R., Netto S. L., da Silva E. A. B. A survey on performance metrics for object-detection algorithms. *Proceedings of the International Conference on Systems, Signals and Image Processing*. 2020. P. 237–242. URL: <https://doi.org/10.1109/IWSSIP48289.2020.9145130> (дата звернення: 13.06.2026).
40. Pedregosa F., Varoquaux G., Gramfort A. et al. Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*. 2011. Vol. 12. P. 2825–2830. URL: <https://jmlr.org/papers/v12/pedregosa11a.html> (дата звернення: 13.06.2026).
41. Paszke A., Gross S., Massa F. et al. PyTorch: An imperative style, high-performance deep learning library. *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2019. Vol. 32. P. 8024–8035. URL:

<https://proceedings.neurips.cc/paper/2019/hash/bdb6cd904d07434945154026bba3d5d4-Abstract.html> (дата звернення: 13.06.2026).

42. Bradski G. The OpenCV Library. Dr. Dobb's Journal of Software Tools. 2000. Vol. 25, Iss. 11. P. 120–125. URL: <https://www.drdobbs.com/open-source/the-opencv-library/184404319> (дата звернення: 13.06.2026).

# ДОДАТКИ

## Додаток А

### Програмні коди

Вихідний код, використаний у дослідженні, доступний у репозиторії GitHub: <https://github.com/Gurigorii/birdguard-ua> (дата звернення: 14.06.2026).

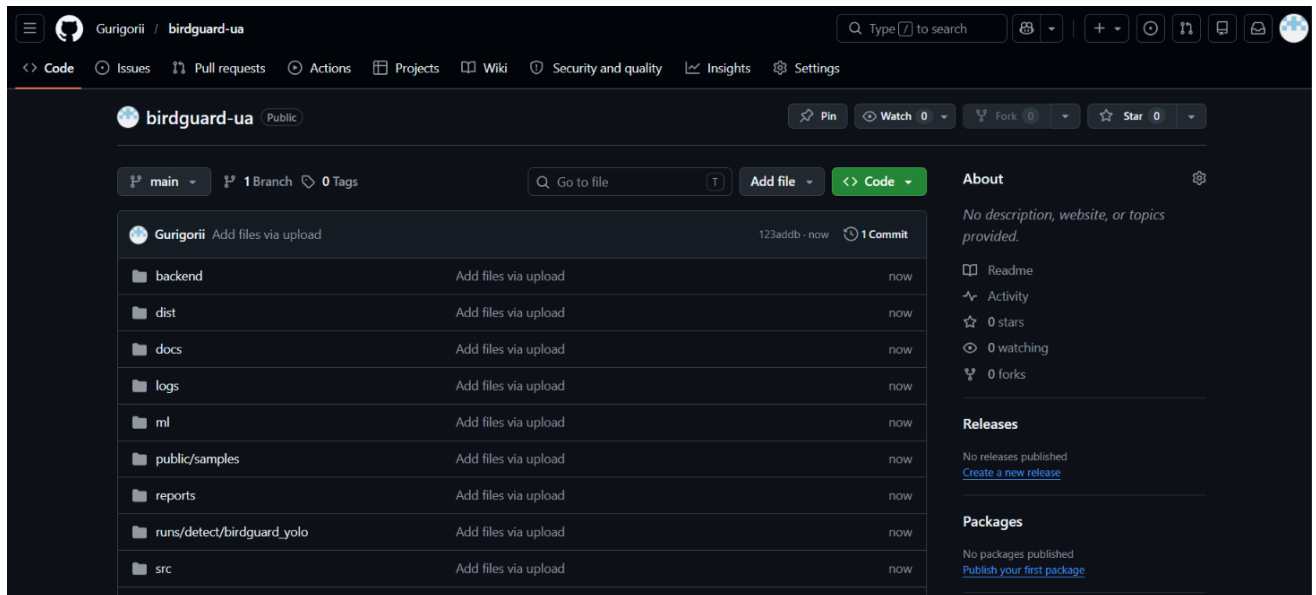


Рисунок А.1 – Головна сторінка репозиторію

Структура репозиторію наступна:

- backend/                    FastAPI API та модель детекції
- backend/models/        навчені ваги birdguard\_yolo.pt
- ml/                         скрипти download / prepare / train / evaluate / report
- src/                        React/Vite інтерфейс
- artifacts/                metrics.json, CSV, ROC/PR-графіки, confusion matrix
- reports/                 Word-звіт
- public/samples/        приклади результатів для сайту

## Додаток Б

### Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

# МЕТОД НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО ВИЯВЛЕННЯ ПТАХІВ НА ФОТОЗОБРАЖЕННЯХ ДЛЯ СІЛЬСЬКОГОСПОДАРСЬКОГО МОНІТОРИНГУ ТА ЗАХИСТУ ВРОЖАЮ



**Виконав:**  
*студент групи КН-22-2*  
**Георгій САРКІСЯН**



**Керівник:**  
*ст. викл. каф. КН*  
**Тетяна СКРИПНИК**

## Актуальність

Актуальність теми зумовлена потребою у підвищенні ефективності сільськогосподарського моніторингу та своєчасного захисту врожаю від птахів. У багатьох аграрних культурах птахи можуть спричинити пошкодження плодів, насіння та посівів, що призводить до економічних втрат і потребує оперативного реагування з боку фермерських господарств. Традиційні засоби відлякування, зокрема опудала, світловідбивні стрічки, акустичні пристрої або робота за фіксованим розкладом, не забезпечують достатньої адаптивності, оскільки не враховують фактичну наявність птахів на ділянці та можуть призводити до хибних спрацювань або швидкого звикання птахів до подразника.

Застосування методів комп'ютерного зору та глибокого навчання дає змогу автоматизувати процес виявлення птахів на фотозображеннях, отриманих із польових камер спостереження, без використання дороговартісного спеціалізованого обладнання. Особливо актуальним є використання одностадійних нейромережових детекторів, здатних локалізувати об'єкти на зображенні та формувати кількісні показники для подальшого агромоніторингу. Водночас задача виявлення птахів у польових умовах є складною через малий розмір об'єктів у кадрі, змінне освітлення, складний фон, часткове перекриття рослинністю, різні ракурси польоту та варіативність зовнішнього вигляду птахів.

Отже, актуальним є розроблення методу нейромережового виявлення птахів на фотозображеннях, який поєднує просторову детекцію об'єктів із подальшим формуванням рішення на рівні всього зображення. Такий підхід дозволяє не лише локалізувати птахів обмежувальними рамками, а й визначати факт їхньої присутності на ділянці, оцінювати рівень впевненості моделі та формувати дані для журналу агромоніторингу. Розроблення такого методу має практичне значення для створення доступних програмних засобів підтримки прийняття рішень у системах захисту врожаю.

## Мета і задачі роботи

**Об'єкт дослідження** – процес автоматизованого нейромережевого виявлення птахів на фотозображеннях для потреб сільськогосподарського моніторингу.

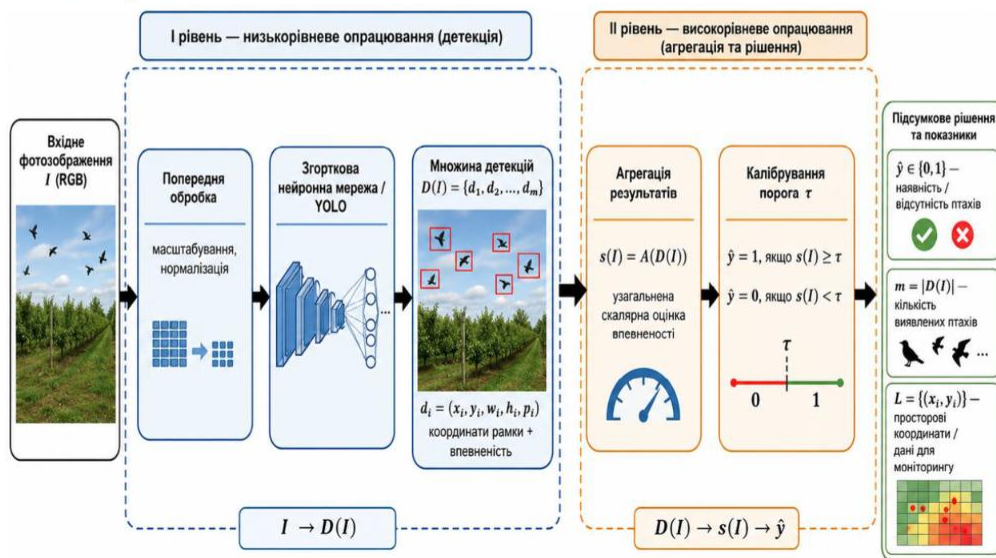
**Предмет дослідження** – методи та засоби нейромережевої детекції птахів на фотозображеннях в умовах змінного фону, освітлення та малого розміру об'єктів.

**Мета кваліфікаційної роботи бакалавра** підвищення точності автоматизованого виявлення птахів на фотозображеннях шляхом розробки відповідного методу на основі глибокого навчання, орієнтованого на потреби сільськогосподарського моніторингу та захисту врожаю.

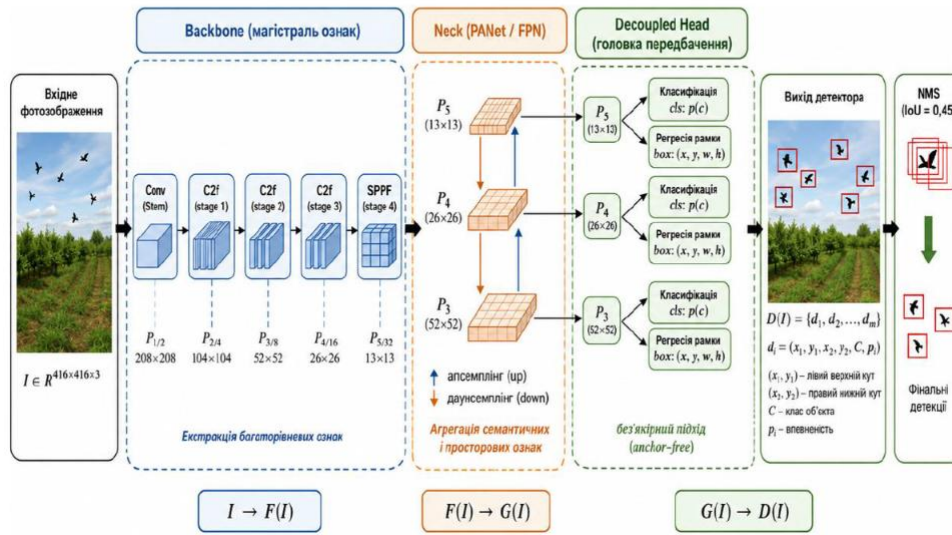
Для досягнення поставленої мети слід вирішити такі **завдання**:

- провести огляд та аналіз сучасних методів комп'ютерного зору й моделей глибокого навчання для задач детекції птахів на фотозображеннях;
- формалізувати задачу автоматизованого виявлення птахів як задачу детекції об'єктів малого розміру на зображеннях зі складним фоном;
- розробити метод нейромережевого виявлення птахів, орієнтований на підвищення точності детекції дрібних об'єктів;
- реалізувати програмний засіб, що забезпечує обробку фотозображень та формування аналітичної звітності;
- провести експериментальне дослідження методу з використанням метрик точності детекції на спеціалізованому наборі даних.

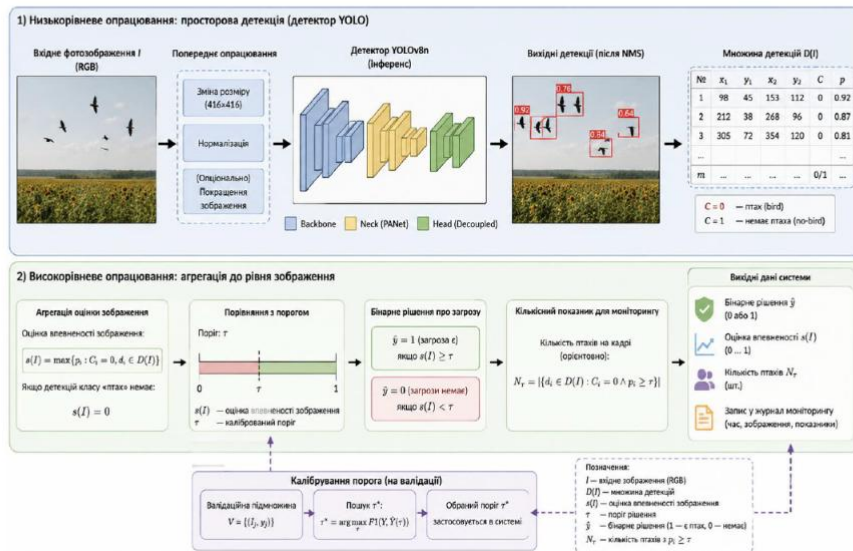
## Формалізація задачі виявлення птахів на фотозображеннях



## Детекція птахів за допомогою YOLO



## Блок-схема агрегації детекцій та калібрування порога рішення



## Опис набору даних

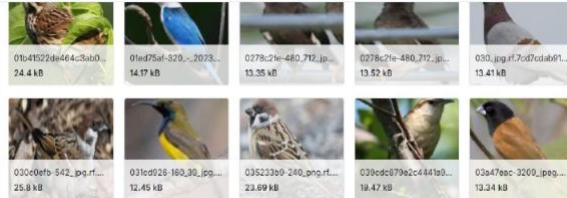
### Набір даних «Bird Detection Dataset»

#### Bird Detection Dataset

Data Card Code (1) Discussion (0) Suggestions (0)

View more

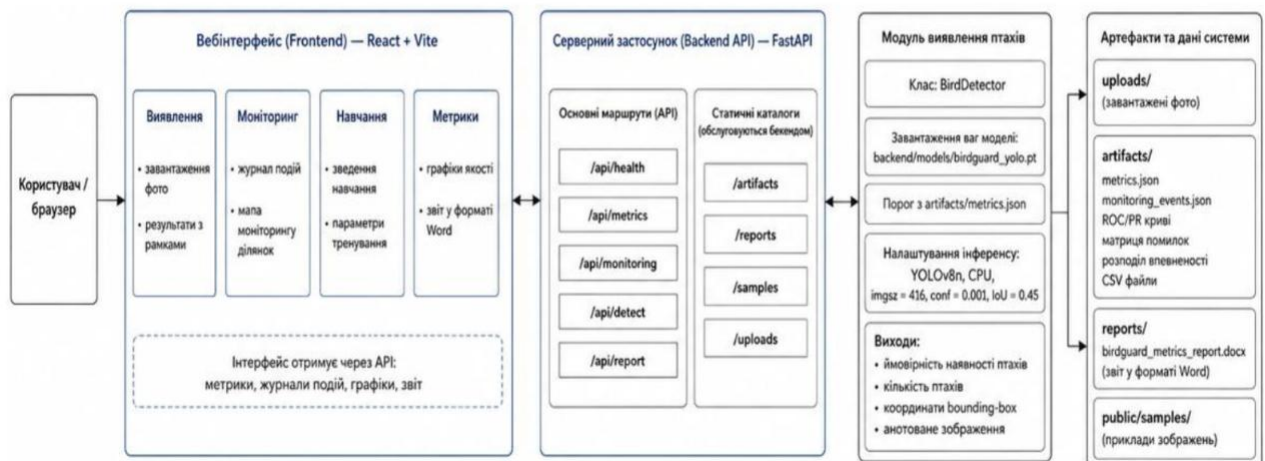
← bird (1883 files)



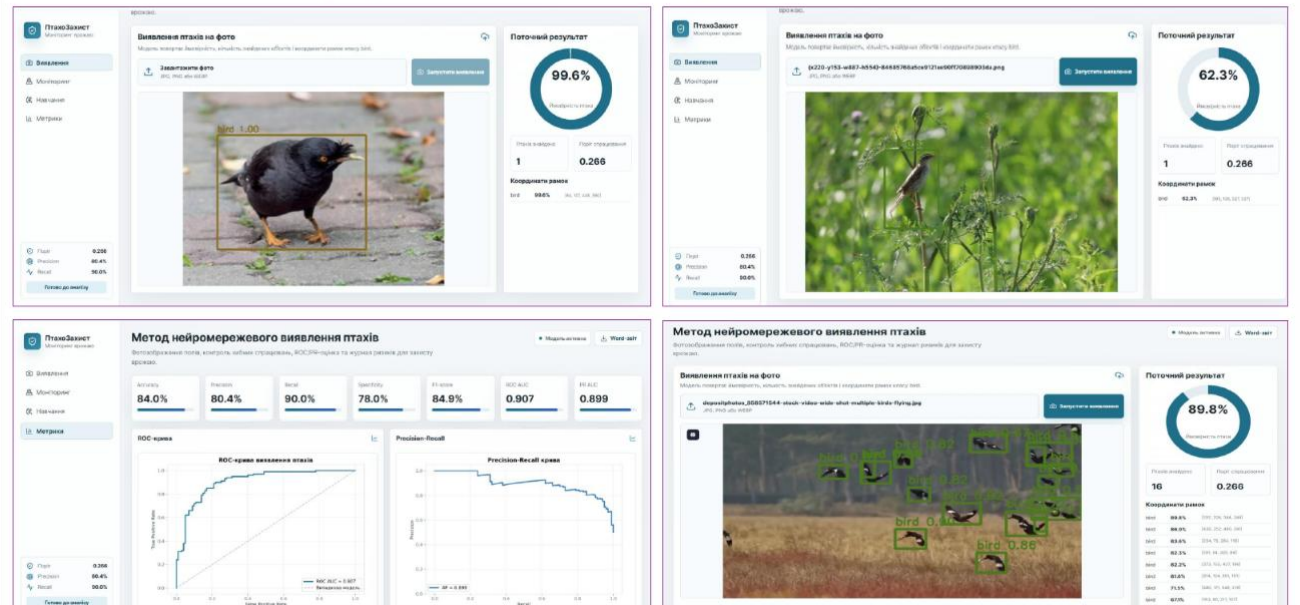
### Характеристики сформованої підмножини набору даних

Підмножина	Зображень	З птахом	Без птаха	Рамок
Навчальна (train)	800	400	400	1217
Валідаційна (valid)	200	100	100	316
Тестова (test)	200	100	100	274
Разом	1200	600	600	1807

## Архітектура розроблюваної інформаційної системи

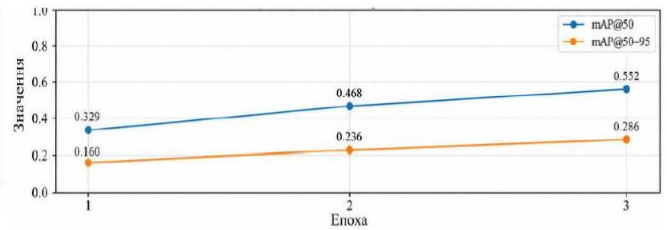
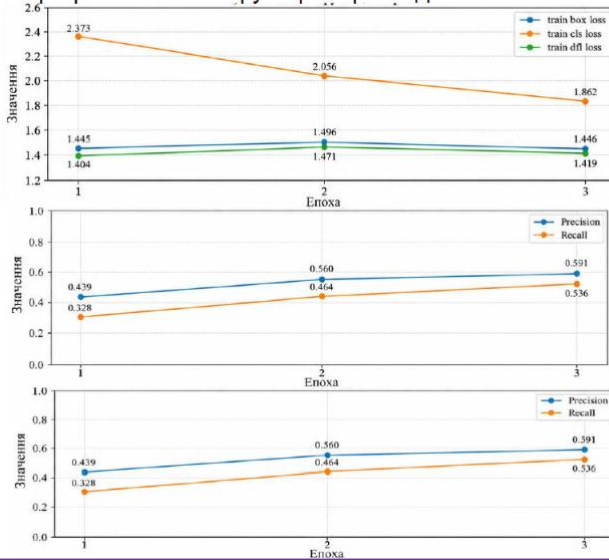


# Інтерфейс інтелектуальної системи



# Аналіз процесу навчання моделі

Графіки збіжності функцій втрат під час навчання



Динаміка показників під час навчання моделі за епохами

Епоха	Втрати (box)	Влучність (P)	Повнота (R)	mAP@50 (B)	mAP@50-95 (B)
1	1.445	0.439	0.328	0.329	0.160
2	1.496	0.560	0.464	0.468	0.236
3	1.446	0.591	0.536	0.552	0.286

## Калібрування порога та оцінювання на тестовій підмножині

Результати оцінювання методу на тестовій підмножині

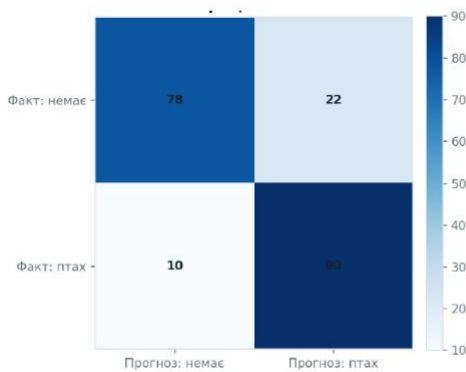
Метрика	Значення
Калібрований поріг ( $\tau^*$ )	0.2663
Accuracy (точність)	0.8400
Precision (влучність)	0.8036
Recall (повнота)	0.9000
Specificity (специфічність)	0.7800
F1-score	0.8491
ROC AUC	0.9068
PR AUC	0.8991

Вплив калібрування порога на показники точності

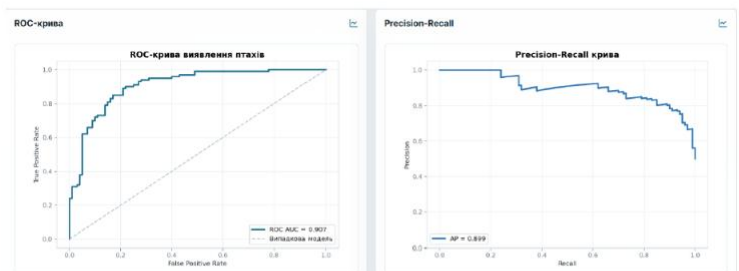
Метрика	Базовий поріг 0.25	Калібрований поріг 0.2663
Accuracy	0.8300	0.8400
Precision	0.7895	0.8036
Recall	0.9000	0.9000
Specificity	0.7600	0.7800
F1-score	0.8411	0.8491

## Калібрування порога та оцінювання на тестовій підмножині

Матриця помилок методу на тестовій підмножині

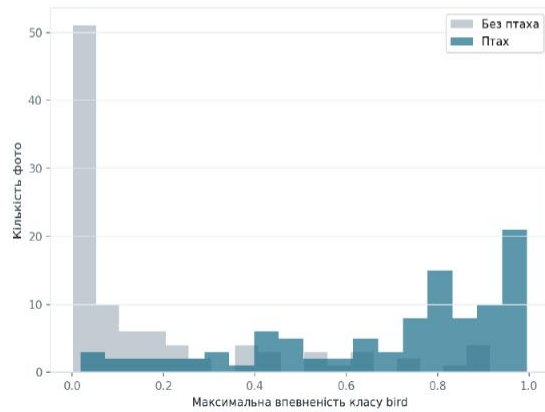


ROC-крива та Precision-Recall крива методу

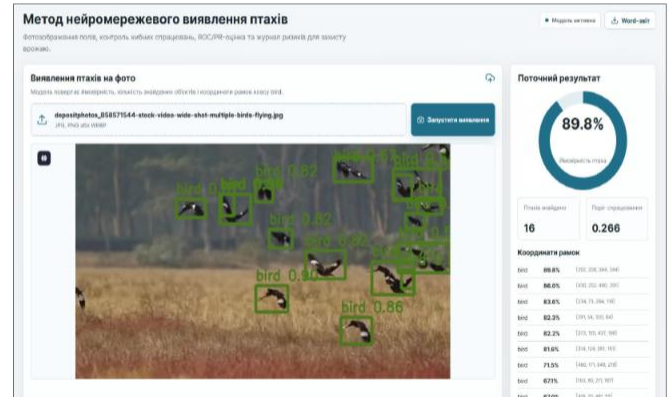


## Аналіз розподілу впевненості та прикладів виявлення

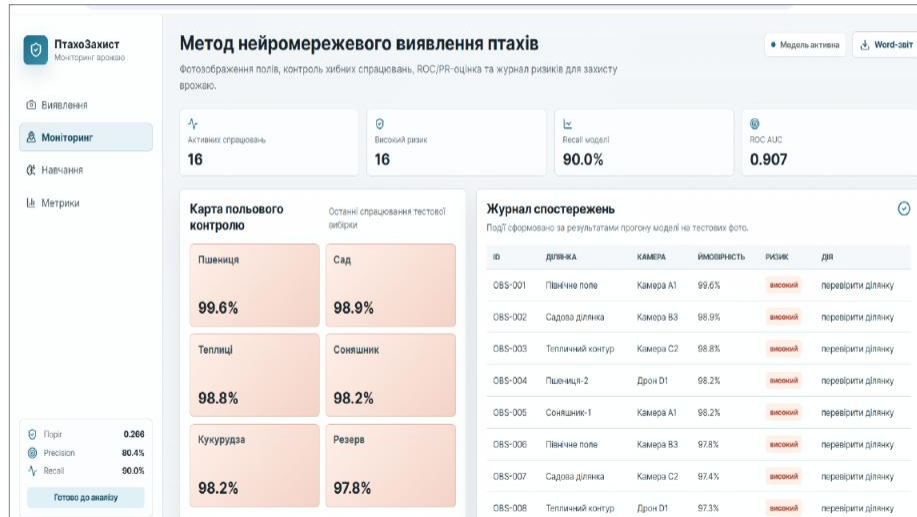
Розподіл впевненості моделі на тестовій підмножині



Приклади результатів виявлення птахів



## Аналітика для агромоніторингу



## Обмеження методу та напрями вдосконалення

Першим обмеженням є невисока кількість епох навчання (три) та робота на центральному процесорі. Це зумовлено орієнтацією на доступне обладнання, проте обмежує граничну якість детекції: проміжні детекційні метрики (зокрема  $mAP@50-95 = 0.286$ ) свідчать про потенціал подальшого зростання точності за більшої тривалості навчання та використання графічного прискорювача.

Другим обмеженням є класична для комп'ютерного зору проблема виявлення об'єктів малого розміру. Птах на загальному плані поля може займати незначну площу в пікселях, а за умов розмиття в русі, складного освітлення чи злиття оперення з фоном якість локалізації знижується. Зменшена роздільна здатність входу (416×416), обрана з міркувань швидкодії на CPU, додатково підвищує цей ризик для наддрібних цілей.

Третім обмеженням є оцінювання на рівні зображення (наявність/відсутність птаха), що є достатнім для сигналізації про загрозу, але не дає точного підрахунку кількості птахів чи їх видової належності.

З огляду на виявлені обмеження, основними напрямками подальшого вдосконалення методу є:

- збільшення тривалості навчання та використання графічного прискорювача (GPU) для підвищення граничної точності детекції;
- розширення та збалансування набору даних, додавання зображень із наддрібними та розмитими цілями для покращення виявлення складних випадків;
- застосування методів фрагментованого інференсу зображень високої роздільної здатності для кращого виявлення малих об'єктів;
- апаратна оптимізація моделі для пришвидшення інференсу на доступному обладнанні;
- розширення аналітичного модуля – додавання підрахунку кількості птахів та інтеграції з засобами автоматичного відлякування.

## Висновки

**У кваліфікаційній роботі бакалавра розв'язано задачу підвищення точності автоматизованого виявлення птахів на фотозображеннях для потреб сільськогосподарського моніторингу та захисту врожаю. За результатами виконання роботи розроблено метод неймережевого виявлення птахів, що поєднує просторову детекцію об'єктів на зображенні та подальше формування рішення на рівні всього фотозображення.**

Мету досягнуто повністю. Експериментальне дослідження підтвердило працездатність запропонованого підходу. Під час донавчання моделі YOLOv8n спостерігалось зростання детекційних метрик:  $mAP@50$  збільшилася з 0.329 до 0.552, precision – з 0.439 до 0.591, recall – з 0.328 до 0.536. Це свідчить про коректність процесу донавчання та поступове покращення якості локалізації птахів на фотозображеннях. Після калібрування порога на валідаційній підмножині метод забезпечив формування рішення на рівні зображення, що є безпосередньо придатним для задач агромоніторингу.

Практичне значення одержаних результатів полягає у створенні доступного програмного засобу, який може використовуватися фермерськими господарствами, агропідприємствами та системами польового моніторингу для автоматизованого виявлення птахів на фотозображеннях. Розроблена система не потребує спеціалізованого обладнання та може бути основою для подальшої інтеграції із засобами автоматичного відлякування або іншими інструментами захисту врожаю.

ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!

---

## 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: Георгій САРКІСЯН

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод нейромережевого виявлення птахів на фотозображеннях для сільськогосподарського моніторингу та захисту врожаю

Науковий керівник: Тетяна СКРИПНИК, ст.викл. каф. КН

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1:8.94%

Коефіцієнт подібності 2:3.41%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 13

Інтервали: 0

Білі знаки: 50

Дата створення звіту: 2026-06-16 20:26:58.0

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:

2026-06-17

Дата

експерт

*Детровський Р. С. Д*



Wed Jun 17 10:27:59 EEST 2026, Петровський Сергій Степанович, Хмельницький національний університет, ХНУ

## Anti-Plagiarism (http://ap.km.ua) v-16.718

**Максимальне співпадіння з одним документом 4.0%**

**Словники перевірки: UA, US, RU. Помилка в документах: 16%**

ID: 275708 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод нейромережевого виявлення птахів на фотозображеннях для сільськогосподарського моніторингу та захисту врожаю Додано в БД: 2026-06-17 Автора: Георгій САРКІСЯН Керівники: Тетяна СКРИПНИК Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	73712	611	5922 (8%)	83 (14%)

### Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод нейромережевого виявлення птахів на фотозображеннях для сільськогосподарського моніторингу та захисту врожаю

Автор студент групи КН-21- 2 Саркісян Георгій Едуардович

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 програмними засобами 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>відповідає</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 Саркісяна Георгія Едуардовича 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, які не мають авторства і містять поширені конструкції та загальновідомі терміни, скорочення. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином, робота є законною та приймається до захисту.

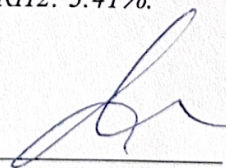
Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою Anti-Plagiarism: 4%;

- за системою StrikePlagiarism КП1: 8.94%, КП2: 3.41%.

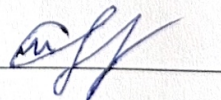
18.06.2026

Завідувач кафедри



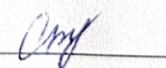
Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Тетяна СКРИПНИК



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
МОН УКРАЇНИ



Кафедра комп'ютерних наук

**ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА  
на кваліфікаційну роботу бакалавра**

студента КН-21-2 Саркісян Георгій Едуардович  
за темою Метод оцінки деградації торф'яників за фотозображеннями засобами  
глибокого навчання

**1. Актуальність теми**

Застосування інтелектуальних технологій у сільському господарстві є важливим напрямом сучасних досліджень. Свочасне виявлення птахів на сільськогосподарських угіддях дозволяє зменшити втрати врожаю та підвищити ефективність моніторингу. Тому розроблення методу нейромережевого виявлення птахів за фотозображеннями є актуальним і практично значущим завданням.

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

Об'єктом дослідження є процес автоматичного виявлення птахів на фотозображеннях, а предметом – методи комп'ютерного зору та глибокого навчання для аналізу зображень. У роботі використано сучасні технології машинного навчання, що відповідає вимогам стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки.

**3. Професійні та особистісні якості бакалавра**

Під час виконання кваліфікаційної роботи студент Саркісян Георгій Едуардович проявив себе відповідальним, дисциплінованим та самостійним здобувачем освіти. Продемонстрував належний рівень теоретичної підготовки та вміння застосовувати сучасні інформаційні технології для вирішення практичних завдань.

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

Усі етапи дослідження, від аналізу предметної області до програмної реалізації методу та проведення експериментів, виконані студентом самостійно.

**5. Ступінь оволодіння методами дослідження**

Студент продемонстрував високий рівень володіння методами оброблення зображень, машинного та глибокого навчання, а також сучасними засобами розроблення програмного забезпечення.

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

Тема роботи повністю розкрита. Проведено аналіз сучасних підходів до виявлення об'єктів на зображеннях, розроблено метод нейромережевого виявлення птахів та здійснено його програмну реалізацію й експериментальне дослідження.

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


Кваліфікаційна робота має чітку структуру, матеріал викладено логічно, послідовно та відповідно до вимог академічного письма.

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

Розроблений метод може бути використаний у системах сільськогосподарського моніторингу, автоматизованого спостереження за посівами та інтелектуальних системах захисту врожаю.

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

Кваліфікаційна робота бакалавра Саркісяна Георгія Едуардовича виконана на високому рівні, відповідає встановленим вимогам та може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка – «добре».

Керівник  старший викладач каф. КН Тетяна СКРИПНИК



## РЕЦЕНЗІЯ

### на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента КН-22-2 Саркісян Георгій Едуардович  
за темою: Метод нейромережевого виявлення птахів на фотозображеннях для сільськогосподарського моніторингу та захисту врожаю

#### 1. Актуальність обраної теми

Тематика кваліфікаційної роботи відповідає сучасним тенденціям розвитку штучного інтелекту, комп'ютерного зору та інтелектуальних систем аграрного сектору. Однією з актуальних проблем сільського господарства є своєчасне виявлення птахів, які можуть завдавати значної шкоди сільськогосподарським культурам і знижувати врожайність. Використання методів нейромережевого аналізу фотозображень для автоматичного виявлення птахів дає можливість створювати ефективні системи моніторингу та захисту врожаю, підвищуючи рівень автоматизації аграрних процесів. Це визначає актуальність і практичну значущість проведеного дослідження.

#### 2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Автором кваліфікаційної роботи бакалавра повністю розкрито поставлену мету та виконано визначені завдання. У роботі проаналізовано предметну область, досліджено сучасні методи комп'ютерного зору та нейромережеві підходи до виявлення об'єктів на цифрових зображеннях, спроектовано та реалізовано метод нейромережевого виявлення птахів на фотозображеннях для сільськогосподарського моніторингу та захисту врожаю, а також проведено відповідне дослідження ефективності запропонованого підходу.

#### 3. Зміст кожного розділу роботи

У першому розділі кваліфікаційної роботи проаналізовано предметну область, особливості впливу птахів на сільськогосподарські угіддя, сучасні методи комп'ютерного зору та нейромережеві технології виявлення об'єктів, а також сформульовано мету та завдання дослідження. У другому розділі наведено опис розробленого методу, алгоритмів обробки фотозображень та побудови нейромережевої моделі, а також деталізовано проєктування програмної реалізації. У третьому розділі представлено програмну реалізацію методу та результати експериментального дослідження щодо оцінювання ефективності запропонованого підходу.

#### 4. Оцінка розробленого методу та його практична цінність

Розроблений метод дозволяє автоматизувати процес виявлення птахів на фотозображеннях та може бути використаний у системах сільськогосподарського моніторингу, інтелектуальних системах захисту врожаю, безпілотних платформах спостереження та програмних комплексах підтримки прийняття рішень у сфері точного землеробства.

#### 5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Кваліфікаційна робота бакалавра виконана на високому рівні. Матеріал викладено чітко, логічно та послідовно. Наявні таблиці, рисунки, схеми та графіки сприяють кращому сприйняттю результатів дослідження та підтверджують обґрунтованість сформульованих висновків.

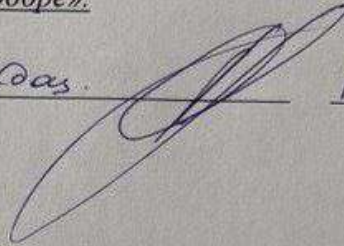
6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Суттєві недоліки у кваліфікаційній роботі відсутні. Як побажання, можна рекомендувати розширити експериментальні дослідження шляхом використання більшої кількості фотозображень, отриманих за різних погодних умов і рівнів освітлення, а також провести порівняльний аналіз із сучасними нейромережевими архітектурами виявлення об'єктів. Однак зазначені зауваження не знижують наукової та практичної цінності отриманих результатів.

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

З огляду на високий рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, кваліфікаційна робота бакалавра Саркісяна Георгія Едуардовича може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка – «добре».

Рецензент к.ф.м.н., доц.



Раксєв А. О.