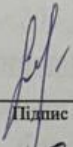


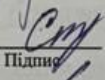
Хмельницький національний університет
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук

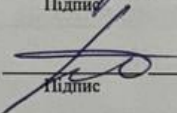
**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
БАКАЛАВРА**

на тему Метод розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного
неба засобами комп'ютерного зору

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

Виконала:	<u>студентка групи КН-22-1</u> Група виконавця	 Підпис	<u>Анастасія ШКЛЯРУК</u> Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
-----------	---	---	--

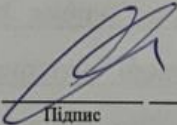
Керівник:	<u>ст. викладач каф. КН</u> Науковий ступінь, посада	 Підпис	<u>Тетяна СКРИПНИК</u> Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
-----------	---	---	--

Нормоконтроль:	<u>к.т.н., доц. каф. КН</u> Науковий ступінь, посада	 Підпис	<u>Руслан БАГРІЙ</u> Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
----------------	---	---	--

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КН, д.т.н., професор

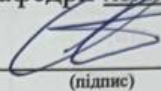
19 грудня 2026 р.

 Підпис	<u>Олександр БАРМАК</u> Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
---	---

Хмельницький 2026

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» лютого 2026 року

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба засобами комп'ютерного зору»

2. Завдання видано студентці Анастасії ШКЛЯРУК

(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи ст. викладач кафедри КН Тетяна СКРИПНИК

(посада, ім'я, прізвище)

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

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

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

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення точності розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба шляхом розроблення гібридного методу

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання: провести комплексний аналіз предметної області розпізнавання сузір'їв та існуючих підходів до розв'язання цієї задачі; розробити гібридний метод розпізнавання сузір'їв на основі аналізу фотографічних зображень з використанням моделей глибокого навчання; здійснити програмну реалізацію прототипу запропонованого методу; а також виконати тестування розробленого методу та оцінити його точність на основі обраних метрик.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

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

Виконавець:

студентка групи КН-22-1
Група виконавця

Підпис

Анастасія ШКЛЯРУК

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник:

ст. викладач кафедри
КН
Науковий ступінь, посада

Підпис

Тетяна СКРИПНИК

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба засобами комп'ютерного зору»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студентка групи КН-22-1 Анастасія Шклярук

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

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

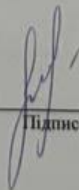
Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
66	17	9	51	3

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення точності розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба шляхом розроблення гібридного методу. Для досягнення мети та експериментального підтвердження працездатності підходу розроблено метод та його програмну реалізацію.

Практичне значення кваліфікаційної роботи полягає у створенні ефективного програмного рішення для любителів астрономії, освітніх платформ та дослідників предметної області, що дозволяє без залучення дороговартісного професійного обладнання чи специфічних знань автоматично генерувати аналітичні дані: ідентифікувати контури світлового забруднення міста, а також оперативно отримувати довідкову інформацію про знайдені небесні об'єкти.

Ключові слова: комп'ютерний зір, розпізнавання сузір'їв, глибоке навчання, YOLOv8, RANSAC, Python.

Виконавець: студентка групи КН-22-1
Група виконавця


Підпис

Анастасія ШКЛЯРУК
Ім'я, прізвище

Зміст

Перелік скорочень	3
Вступ.....	4
Розділ 1 Аналіз предметної області та огляд методів розпізнавання.....	6
1.1 Аналіз предметної області	6
1.2 Огляд моделей глибокого навчання для задач детекції об'єктів.....	7
1.3 Огляд теоретичних підходів до розв'язку подібних задач	10
1.4 Аналіз існуючих програмних засобів.....	12
1.5 Мета та завдання дослідження	14
Розділ 2 Метод розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба засобами комп'ютерного зору	16
2.1 Загальна концепція та структурна схема методу	16
2.2 Постановка та математична формалізація задачі розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба.....	18
2.3 Опис архітектури моделі глибокого навчання YOLOv8.....	24
2.4 Розроблення методу гібридного розпізнавання сузір'їв.....	27
2.5 Опис набору даних	31
2.6 Метрики оцінювання ефективності.....	35
2.7 Система організації експериментального дослідження	39
2.8. Висновки до розділу 2.....	40
Розділ 3. Експериментальне дослідження ефективності розробленого методу ...	42
3.1 Опис прикладного застосування	42
3.2 Реалізація експериментального тестування.....	47
3.3 Аналіз отриманих результатів	50
3.4 Аналіз обмежень запропонованого методу та напрями подальшого вдосконалення	57
3.5. Висновки до розділу 3.....	58
Висновки.....	60
Перелік посилань	63
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
AI	Artificial Intelligence
ML	Machine Learning
CV	Computer Vision
YOLO	You Only Look Once
CNN	Convolutional Neural Network
LR	Learning rate
Google Colab	Google Colaboratory
PIL	Python Imaging Library / Pillow
RANSAC	Random Sample Consensus
CLAHE	Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization
TP	True Positive
FP	False Positive
FN	False Negative
TN	True Negative

Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена розробленню методу автоматизованого розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба з застосуванням методів комп'ютерного зору, алгоритмів геометричного аналізу та моделей глибокого навчання. Розроблений метод орієнтований на підвищення точності ідентифікації сузір'їв за умов наявності шумів, різних масштабів зображення та неповної видимості зоряних конфігурацій.

Актуальність дослідження зумовлена розвитком інтелектуальних інформаційних систем, методів комп'ютерного зору та машинного навчання, що активно застосовуються для автоматизованого аналізу цифрових зображень. Одним із перспективних напрямів є розпізнавання сузір'їв за їх просторовою конфігурацією. На відміну від класичних задач класифікації зображень, у задачі розпізнавання сузір'їв основна інформація міститься у взаємному розташуванні зірок, відстанях між ними та геометричних співвідношеннях між точками.

Автоматизоване розпізнавання сузір'їв може використовуватись у навчальних астрономічних системах, цифрових планетаріях, мобільних застосунках для спостереження зоряного неба, а також у допоміжних системах орієнтування та навігації. Тому створення ефективних методів ідентифікації зоряних конфігурацій є актуальним науково-практичним завданням.

Сучасні програмні засоби для роботи із зоряним небом переважно орієнтовані на візуалізацію небесної сфери, астрометричні розрахунки або використання сенсорів мобільних пристроїв. Водночас задача автоматизованого визначення належності зображення до певного сузір'я за окремим цифровим зображенням без використання геолокації та додаткових сенсорних даних залишається складною та потребує подальших досліджень. Використання згорткових нейронних мереж та технології передавального навчання дозволяє створювати інтелектуальні системи для автоматизованого аналізу зоряних конфігурацій та підвищення точності їх розпізнавання.

Об’єкт дослідження – процес автоматизованого розпізнавання сузір’їв на цифрових зображеннях зоряного неба.

Предмет дослідження – методи та засоби комп’ютерного зору, геометричного зіставлення та глибокого навчання для автоматизованого розпізнавання сузір’їв на цифрових зображеннях зоряного неба.

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення точності розпізнавання сузір’їв на цифрових зображеннях зоряного неба шляхом розроблення гібридного методу, що поєднує засоби комп’ютерного зору, моделі глибокого навчання та алгоритми геометричної верифікації.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра:

- провести комплексний аналіз предметної області розпізнавання сузір’їв та існуючих підходів до розв’язання цієї задачі;
- розробити гібридний метод розпізнавання сузір’їв на основі аналізу фотографічних зображень з використанням моделей глибокого навчання;
- здійснити програмну реалізацію прототипу запропонованого методу;
- виконати тестування розробленого методу та оцінити його точність на основі обраних метрик.

Практичне значення роботи полягає у створенні програмного засобу для автоматизованого розпізнавання сузір’їв на цифрових зображеннях зоряного неба, який може використовуватися в освітніх, демонстраційних та дослідницьких астрономічних системах.

Розділ 1 Аналіз предметної області та огляд методів розпізнавання

1.1 Аналіз предметної області

Зорі є базовими астрономічними об'єктами, за якими людина з давніх часів формувала уявлення про будову нічного неба та орієнтувалася в просторі [1]. У фізичному розумінні зоря – це масивне самосвітне небесне тіло, що складається переважно з гарячої плазми, у надрах якого відбуваються термоядерні реакції, а світність і колір змінюються протягом життєвого циклу [2]. Для задач розпізнавання важливо, що на цифровому зображенні зоря відображається як точкове джерело світла з певною яскравістю та координатами [3]. Тому основна інформація для розпізнавання міститься не в кольорі чи текстурі, а у взаємному просторовому розташуванні зір.

Сучасна астрономія розглядає сузір'я не лише як умовні фігури, а як офіційно визначені ділянки небесної сфери. Міжнародний астрономічний союз закріпив 88 сузір'їв, що охоплюють усе небо. Зорі в межах одного сузір'я можуть перебувати на різних відстанях від Землі та не мати фізичного зв'язку між собою. Тому для комп'ютерного розпізнавання важливими є набір опорних зір, їхні координати, взаємні кутові відстані та топологія з'єднання [4].

Основними характеристиками зорі для цифрового оброблення зображень є видима зоряна величина, колір, спектральний клас і координати. Спектральні класи (O, B, A, F, G, K, M) та положення на діаграмі Герцшпрунга–Рассела пов'язують температуру, колір і світність зорі [5, 6]. У задачах розпізнавання сузір'їв найбільше значення має видима яскравість, оскільки найяскравіші зорі використовуються як опорні точки шаблону. Проте інтенсивність світіння може змінюватися під впливом змінності зорі [7], засвічення, хмарності та параметрів експозиції. Тому надійні методи повинні враховувати не лише фотометричні ознаки, а й просторову конфігурацію зір [8].

Формальну основу для побудови еталонних шаблонів забезпечують зоряні каталоги, які містять координати, зоряні величини та спектральні характеристики. Для розпізнавання сузір'їв важливими є каталоги Gaia DR3 [9],

Hipparcos і Tycho-2 [8], а також Bright Star Catalogue [10]. На їхній основі формуються набори ключових точок сузір'їв, координати яких нормалізуються та зіставляються з точками, виявленими на цифровому знімку.

Під час переходу від астрономічного опису до комп'ютерної моделі необхідно узгодити різні системи координат. У каталогах положення зорі задається прямим сходженням і схиленням відповідно до стандарту FITS [11], тоді як на цифровому зображенні використовуються піксельні координати, що залежать від поля зору камери, орієнтації кадру та оптичних спотворень. Для невеликих ділянок неба та аматорських знімків такий перехід достатньо точно описується перетворенням подібності (поворот, масштабування та зсув), яке зберігає кутові співвідношення між зорями [3].

На зображенні зоря є локальним максимумом яскравості, який необхідно відокремити від шуму, фону неба та сторонніх об'єктів. Для цього застосовують спеціалізовані інструменти, зокрема SExtractor [12] і Photutils [13]. На якість виявлення впливають світлове забруднення, атмосферне розсіювання, витримка, чутливість сенсора та цифрове стиснення. Частина слабких зір може бути відсутня на знімку, а окремі яскраві об'єкти можуть відповідати планетам або артефактам, що не входять до шаблону сузір'я. Отже, вхідні дані характеризуються розрідженістю корисного сигналу, залежністю від умов зйомки та переважанням геометричних ознак над фотометричними. Саме тому для розпізнавання сузір'їв доцільно застосовувати методи геометричного аналізу та комп'ютерного зору.

1.2 Огляд моделей глибокого навчання для задач детекції об'єктів

У межах цієї роботи сузір'я розглядається як об'єкт детекції, для якого визначаються обмежувальна рамка та клас належності. Для обґрунтування вибору нейромережевої моделі проаналізовано основні архітектури глибокого навчання, придатні для розв'язання цієї задачі.

Першими ефективними неймережевими детекторами були двостадійні моделі. Зокрема, Faster R-CNN [14] спочатку генерує регіони-кандидати за допомогою мережі пропозицій регіонів (RPN), а потім класифікує їх і уточнює координати рамок. Такий підхід забезпечує високу точність, однак через двоетапну обробку поступається швидкодією, що обмежує його використання в системах реального часу.

До одностадійних детекторів належать SSD [15], який виконує детекцію на ознаках різних масштабів, та RetinaNet [16], де застосовано функцію втрат Focal Loss для зменшення впливу дисбалансу між об'єктами та фоном. Такі моделі працюють значно швидше за двостадійні, зберігаючи високу точність.

Особливе місце займає сімейство YOLO (You Only Look Once). У процесі розвитку архітектури було реалізовано багатомасштабну детекцію в YOLOv3 [18], а також численні архітектурні та навчальні оптимізації в YOLOv4 [19] і YOLOv7 [20]. Сучасна модель YOLOv8 [21] використовує опорну мережу CSPDarknet, шию на основі FPN [22] і PAN для об'єднання ознак різних масштабів, а також безякірну голову детекції з окремими гілками класифікації та регресії рамок. Це забезпечує високу точність на наборах даних COCO [23] і PASCAL VOC [24] за збереження швидкодії, необхідної для роботи в реальному часі.

Для виділення ознак у детекторах широко застосовуються архітектури ResNet [25] із залишковими з'єднаннями, а також EfficientNet [26] і MobileNet [27], орієнтовані на оптимальне співвідношення точності та обчислювальних витрат. Важливим підходом є передавальне навчання, за якого модель, попередньо навчена на наборі ImageNet [28], донавчається на цільових даних. Це дає змогу суттєво зменшити потребу в обсязі розмічених даних [29, 30].

Порівняння розглянутих архітектур за критеріями точності, швидкодії та придатності до навчання на обмеженому наборі даних наведено в таблиці 1.1.

Аналіз сучасних моделей глибокого навчання показав, що архітектура YOLOv8 забезпечує найкраще співвідношення швидкодії та точності детекції об'єктів.

Таблиця 1.1 – Порівняння сучасних архітектур глибокого навчання для завдань комп'ютерного зору

Архітектура	Орієнтована кількість параметрів	Переваги	Недоліки
MobileNetV3	2-5 млн	Висока швидкодія, низькі вимоги до обчислювальних ресурсів, придатна для мобільних пристроїв	Нижча точність порівняно з більш складними архітектурами
EfficientNet-V0	5,3 млн	Висока точність при помірній кількості параметрів, ефективне масштабування	Менша швидкодія під час детекції об'єктів у режимі реальної години мережі
ResNet50	25,6 млн	Стійкість до проблеми затування градієнта, висока якість виділення ознак	Велика кількість параметрів і високі обчислювальні витрати
YOLOV8n	3,2 млн	Висока швидкість детекції, підтримка роботи в реальному часі, безякірна архітектура, висока точність локалізації	Дещо нижча точність порівняно з більшими модифікаціями YOLOv8
YOLOV8s	11,2 млн	Оптимальне співвідношення швидкодії та точності, ефективна	Потребує більших обчислювальних ресурсів порівняно

Архітектура	Орієнтована кількість параметрів	Переваги	Недоліки
		детекція об'єктів різних масштабів	з YOLOv8n

Завдяки безякірному механізму локалізації, підтримці багатомасштабного аналізу ознак і можливості ефективного донавчання на спеціалізованих наборах даних вона є придатною для оперативного розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба. Тому YOLOv8 обрано як нейромережеву основу розроблюваного методу розпізнавання сузір'їв.

1.3 Огляд теоретичних підходів до розв'язку подібних задач

Теоретичні підходи до автоматизованого розпізнавання сузір'їв, астрометричної прив'язки зображень і геометричного зіставлення зоряних структур доцільно поділити на три групи: класичні методи комп'ютерного зору, нейромережеві методи глибокого навчання та гібридні підходи. Особливістю задачі є те, що об'єктом аналізу виступає не окрема зоря, а просторова конфігурація множини точок, тому визначальними є геометричні зв'язки між зорями, а не колір, текстура чи контур.

Класичні методи комп'ютерного зору ґрунтуються на виділенні ознак та їх зіставленні з еталонами. Одним із найпростіших підходів є шаблонне зіставлення, коли канонічне зображення сузір'я масштабується та обертається для пошуку найбільшої подібності. Проте його ефективність суттєво знижується через зміну масштабу, повороту, неповну видимість зір і наявність шуму.

Іншим напрямом є використання локальних дескрипторів. До них належать SIFT [31], SURF [32] та ORB [33], які забезпечують виявлення характерних точок, інваріантних до масштабування та повороту. Однак для розпізнавання сузір'їв їх застосування обмежене, оскільки зорі переважно є

точковими об'єктами без вираженої локальної текстури. Тому основне значення має геометрія розташування зір.

Особливу роль відіграють методи геометричного зіставлення, орієнтовані на аналіз взаємного розташування точок і визначення параметрів просторових перетворень. Одним із найефективніших алгоритмів є RANSAC [34], який дозволяє знаходити відповідність між конфігураціями навіть за наявності шуму, помилкових відповідей та викидів. Це особливо важливо для зоряних зображень, де частина зір може бути відсутньою, а в кадрі можуть з'являтися сторонні світлові об'єкти.

Прикладом успішного використання геометричних інваріантів є система *astrometry.net* [35], що виконує астрометричну прив'язку зображень шляхом зіставлення інваріантних конфігурацій груп зір із попередньо сформованими індексами неба. Вона ефективно визначає координати, масштаб і орієнтацію знімка, однак орієнтована на локалізацію ділянки неба, а не на класифікацію сузір'їв.

Нейромережеві методи реалізують інший підхід, за якого модель самостійно навчається знаходити закономірності на основі розмічених даних [25]. У комп'ютерному зорі широко використовуються згорткові нейронні мережі [28] та одностадійні детектори об'єктів [17, 21], здатні одночасно визначати локалізацію та клас об'єкта. Їхніми перевагами є висока узагальнювальна здатність і стійкість до варіативності зображень, а недоліками — потреба у великих наборах даних та значних обчислювальних ресурсах. Частково ці обмеження усуваються за допомогою передавального навчання [26].

У дослідженнях 2020–2024 років глибокі нейронні мережі активно застосовуються для класифікації галактик, виявлення небесних об'єктів і сегментації туманностей [29]. Проте більшість таких робіт спрямовані на аналіз протяжних об'єктів, тоді як у задачі розпізнавання сузір'їв ключовим фактором є просторове розташування дискретних точок.

Перспективним є гібридний підхід, який поєднує нейромережевий і геометричний аналіз. У такій схемі YOLOv8 виконує швидке виявлення та

попередню класифікацію сузір'я, а RANSAC перевіряє геометричну відповідність між виявленими зорями та еталонною конфігурацією [34]. Огляд розвитку моделей YOLO до версій YOLOv8 і YOLO NAS наведено в роботі Х. Тервена, Д. Кордови Еспарси та Х. Ромеро Гонсалеса [51].

Отже, жоден із розглянутих підходів не є універсальним. Локальні дескриптори мають обмежену ефективність через точкову природу зір, шаблонне зіставлення чутливе до шуму та трансформацій, а нейромережеві методи потребують значного обсягу даних. Найбільш обґрунтованим є поєднання YOLOv8 і RANSAC, що забезпечує високу швидкодію, узагальнювальну здатність і надійну геометричну перевірку результатів.

1.4 Аналіз існуючих програмних засобів

Аналіз наявних програмних засобів показує, що сучасні рішення для роботи із зоряним небом переважно не розв'язують задачу автоматизованого розпізнавання сузір'їв безпосередньо за цифровим зображенням. Вони орієнтовані на моделювання небесної сфери, навігацію за допомогою геолокації та сенсорів або астрометричну обробку знімків. Тому їх доцільно розглядати як суміжні, а не прямі аналоги розроблюваної системи.

До першої групи належать планетарні симулятори, зокрема Stellarium [39]. Програма забезпечує реалістичну візуалізацію зоряного неба, відображення сузір'їв, планет і туманностей, а також моделювання вигляду неба залежно від часу та місця спостереження. Перевагами є висока точність відтворення та велика база астрономічних об'єктів, що дає змогу використовувати її для формування еталонних і навчальних зображень. Водночас Stellarium не аналізує фотографії та не виконує класифікацію сузір'їв за цифровими знімками.

Другу групу становлять мобільні застосунки доповненої реальності: Star Walk 2 [36], SkyView [37] і Google Sky Map [38]. Вони відображають назви сузір'їв і небесних об'єктів відповідно до напрямку, у який спрямований смартфон. Робота таких систем базується переважно на даних геолокації, часу,

акселерометра, гіроскопа та магнітометра, а не на аналізі самого зображення. Star Walk 2 [36] забезпечує інтерактивну візуалізацію неба та довідкову інформацію, SkyView [37] вирізняється зручністю пошуку об'єктів, а Google Sky Map [38] надає простий інструмент навігації. Проте жоден із цих застосунків не аналізує конфігурацію зір і не виконує класифікацію сузір'я за фотознімком.

До третьої групи належать наукові інструменти астрометричної обробки, найвідомішим з яких є *astrometry.net* [35]. Система працює безпосередньо із зображенням зоряного неба та зіставляє виявлені конфігурації зір із базою астрономічних індексів. Результатом є визначення координат поля зору, масштабу та орієнтації знімка. Однак *astrometry.net* призначена для астрометричної прив'язки, а не для класифікації сузір'їв як окремих класів.

Отже, розглянуті програмні засоби мають різне призначення: Stellarium [39] забезпечує моделювання зоряного неба, Star Walk 2 [36], SkyView [37] і Google Sky Map [38] реалізують навігацію на основі сенсорних даних, а *astrometry.net* [35] виконує астрометричну прив'язку зображень. Водночас жоден із них не є спеціалізованою системою автоматизованого категоріального розпізнавання сузір'їв за цифровим зображенням без використання додаткових сенсорних даних (таблиця 1.2). Це підтверджує наявність функціональної ніші для розроблення відповідного програмного засобу.

Таблиця 1.2 – Порівняння існуючих програмних засобів

Засіб	Переваги	Недоліки
Stellarium	Деталізована візуалізація	Немає автоматичного розпізнавання
Sky Map	Простота використання	Немає автоматичного розпізнавання
Star Walk 2	Зручний інтерфейс	Закритий код
Запропонований метод	Автоматичне розпізнавання	Потребує навчання моделі

Отже, аналіз існуючих програмних засобів підтверджує актуальність розроблення методу автоматизованої ідентифікації сузір'їв саме за цифровими

зображеннями. На відміну від Stellarium, запропонований підхід має бути орієнтований не на моделювання зоряного неба, а на аналіз реального або синтетичного знімка. На відміну від Star Walk 2, SkyView і Google Sky Map, він не повинен залежати від геолокації, гіроскопа чи магнітометра. На відміну від astrometry.net, його результатом має бути не лише визначення положення ділянки неба, а категоріальне рішення щодо належності зображення до конкретного сузір'я. Саме тому розроблення гібридного програмного рішення, яке поєднує нейромережеве виявлення з геометричною перевіркою, має практичну та дослідницьку цінність.

1.5 Мета та завдання дослідження

У результаті проведеного аналізу предметної області, сучасних моделей глибокого навчання, теоретичних підходів та існуючих програмних засобів встановлено доцільність використання нейромережевих методів детекції об'єктів для автоматизованого розпізнавання сузір'їв. З огляду на це метою роботи є підвищення точності розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба шляхом розроблення гібридного методу, що поєднує засоби комп'ютерного зору, моделі глибокого навчання та алгоритми геометричної верифікації.

Для досягнення поставленої мети в межах кваліфікаційної роботи бакалавра було визначено такі завдання:

- провести комплексний аналіз предметної області розпізнавання сузір'їв та існуючих підходів до розв'язання цієї задачі;
- розробити гібридний метод розпізнавання сузір'їв на основі аналізу фотографічних зображень з використанням моделей глибокого навчання;
- здійснити програмну реалізацію прототипу запропонованого методу;
- виконати тестування розробленого методу та оцінити його точність на основі обраних метрик.

Реалізація цих завдань забезпечує комплексний підхід до побудови системи автоматизованого аналізу астрономічних зображень. Запропонований

підхід не лише підвищує точність ідентифікації конфігурацій зірок у складних умовах зйомки, а й створює надійну основу для подальшого вдосконалення функціональних можливостей розробленого програмного комплексу.

Розділ 2 Метод розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба засобами комп'ютерного зору

2.1 Загальна концепція та структурна схема методу

Для реалізації запропонованого методу було визначено послідовність функціональних етапів обробки даних, які забезпечують автоматичне виявлення та ідентифікацію сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба. Структурна організація методу дозволяє розділити процес розпізнавання на окремі взаємопов'язані етапи та забезпечує можливість незалежного вдосконалення кожного з них.

Структурну схему реалізації методу наведено на рисунку 2.1.

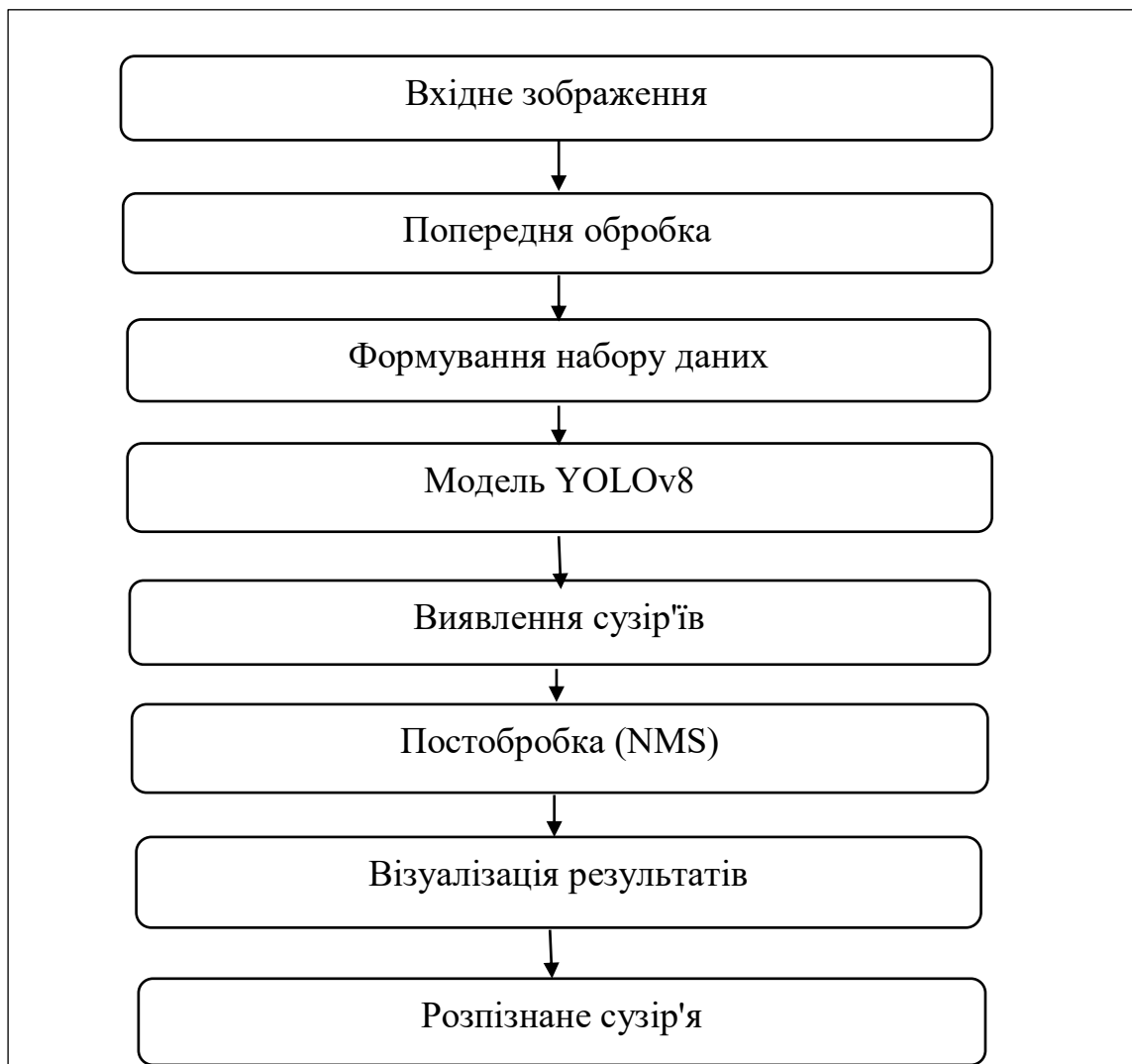


Рисунок 2.1 – Структурна схема системи розпізнавання сузір'їв

Першим етапом є отримання вхідного зображення зоряного неба. Джерелом даних можуть бути астрономічні каталоги, відкриті набори даних або зображення, сформовані за допомогою цифрових телескопів та камер спостереження.

На наступному етапі виконується попередня підготовка даних. Вона передбачає приведення зображень до єдиного формату та розміру, необхідного для подальшої обробки нейронною мережею. Така уніфікація забезпечує стабільність процесу навчання та тестування моделі.

Підготовлені дані надходять до модуля розпізнавання, де здійснюється автоматичний пошук характерних конфігурацій зір та визначення належності виявлених об'єктів до відповідних класів сузір'їв. На цьому етапі формується набір кандидатів із прогнозованими координатами та рівнями впевненості.

Після завершення процедури детектування результати проходять етап постобробки. Його призначенням є усунення надлишкових передбачень та відбір найбільш достовірних результатів розпізнавання. Це дозволяє підвищити якість локалізації сузір'їв та зменшити кількість хибних спрацьовувань.

Заключним етапом є формування вихідного результату. Для кожного виявленого сузір'я визначаються його назва, координати області розташування на зображенні та рівень достовірності класифікації. Отримані дані можуть бути використані для подальшого аналізу астрономічних зображень або інтеграції в інформаційні системи підтримки астрономічних досліджень.

Запропонована структурна організація забезпечує послідовне виконання всіх етапів обробки даних та створює основу для реалізації методу розпізнавання сузір'їв із використанням технологій глибокого навчання.

2.2 Постановка та математична формалізація задачі розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба

Задачу розпізнавання сузір'я на цифровому зображенні формалізуємо як задачу детекції об'єктів. Простір вхідних даних утворюється множиною растрових зображень

$$X = \{I \mid I: \Omega \rightarrow \mathbb{R}^3, \Omega \subset \mathbb{N}^2\} \quad (2.1)$$

де:

X – простір (множина) усіх можливих вхідних зображень;

I – окреме зображення, подане як функція, що кожному пікселю ставить у відповідність колір;

Ω – область визначення цієї функції, тобто множина цілочисельних координат пікселів ($\Omega \subset \mathbb{N}^2$) розмірності $H \times W$, де H – висота, а W – ширина зображення у пікселях;

$\mathbb{R}^3$ – простір значень функції, тобто три дійсні числа – інтенсивності червоного, зеленого та синього каналів.

Будь-яке зображення зоряного неба розглядається як двовимірна сітка пікселів, кожен з яких має колір, і саме над такими об'єктами працює детектор.

Простір вихідних рішень для однієї детекції визначається трійкою

$$y = (c, b, s), \quad c \in \{1, \dots, K\}, \quad b = (x, y, w, h), \quad s \in [0, 1] \quad (2.2)$$

де:

y – одна детекція (один знайдений об'єкт);

c – номер класу сузір'я з множини $\{1, \dots, K\}$, де $K = 16$ – кількість підтримуваних класів;

b – обмежувальна рамка об'єкта, задана чотирма числами: x та y – центр рамки, w – ширина, h – висота;

s – оцінка достовірності детекції, дійсне число у відрізку $[0, 1]$ (0 – об'єкта немає, 1 – повна впевненість).

Для кожного об'єкта модель повертає не лише клас, а трійку «що це (c), де воно (b), наскільки впевнено (s)».

Шуканий оператор детекції відображає зображення у скінченну множину детекцій

$$\Phi: X \rightarrow 2^Y, \quad \Phi(I) = \{y_1, y_2, \dots, y_m\} \quad (2.3)$$

де:

Φ – оператор (відображення) детекції;

X – простір зображень (рівн. 2.1);

Y – простір окремих детекцій (рівн. 2.2);

2^Y – множина всіх підмножин Y , тобто всі можливі набори детекцій;

$\Phi(I) = \{y_1, \dots, y_m\}$ – результат для конкретного зображення I , а m – кількість знайдених на ньому об'єктів.

На одному кадрі може бути нуль, одне або кілька сузір'їв, тому оператор повертає множину детекцій змінного розміру, а не одну детекцію.

Ключовою величиною для зіставлення передбаченої рамки з еталонною є показник перекриття Жаккара (IoU):

$$\text{IoU}(b, \hat{b}) = \frac{\text{area}(b \cap \hat{b})}{\text{area}(b \cup \hat{b})} \quad (2.4)$$

де:

IoU – міра збігу двох рамок;

b – еталонна (істинна) рамка з розмітки;

$\hat{b}$ – рамка, передбачена моделлю;

$\text{area}(b \cap \hat{b})$ – площа перетину рамок (їх спільної частини);

$\text{area}(b \cup \hat{b})$ – площа об'єднання рамок (сумарна площа без подвійного врахування перетину).

Значення IoU змінюється від 0 (рамки не перетинаються) до 1 (повний збіг). Метрика показує, наскільки точно передбачена рамка накладається на справжню; детекцію вважають істинно позитивною, якщо IoU перевищує поріг (у роботі – 0,5).

Оцінка достовірності детекції моделюється як добуток імовірності наявності об'єкта та ймовірності його належності до певного класу:

$$s = P(\text{object}) \cdot p_c \quad (2.5)$$

де:

s – підсумкова достовірність детекції;

$P(\text{object})$ – оцінена моделлю ймовірність того, що в рамці справді присутній об'єкт;

p_c – оцінка належності до класу.

Достовірність детекції набуває високих значень лише тоді, коли модель одночасно впевнена у наявності об'єкта в заданій області зображення та правильно визначає його клас. Якщо хоча б одна зі складових має низьке значення, підсумкова достовірність також зменшується. Навчання детектора полягає в мінімізації сумарної функції втрат, що складається з трьох доданків – втрат локалізації рамки, класифікації та розподільної фокальної втрати:

$$L = \lambda_{\text{box}} \cdot L_{\text{box}} + \lambda_{\text{cls}} \cdot L_{\text{cls}} + \lambda_{\text{dfl}} \cdot L_{\text{dfl}} \quad (2.6)$$

де:

L – сумарна функція втрат, яку мінімізують під час навчання;

L_{box} – втрата локалізації (точності рамки);

L_{cls} – втрата класифікації (правильності класу);

L_{dfl} – розподільна фокальна втрата уточнення межі рамки;

$\lambda_{\text{box}}, \lambda_{\text{cls}}, \lambda_{\text{dfl}}$ – додатні вагові коефіцієнти, що задають внесок кожної складової у загальну суму.

Одне навчання одночасно покращує і положення рамок, і класифікацію, а ваги λ балансують ці цілі між собою.

Задачу навчання нейромережевого детектора можна подати як задачу оптимізації параметрів моделі. Необхідно знайти такі параметри мережі θ , за яких значення функції втрат є мінімальним:

$$\theta^* = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} L(\theta) \quad (2.6a)$$

де:

θ – множина всіх параметрів нейронної мережі (вагових коефіцієнтів та зміщень);

$L(\theta)$ – сумарна функція втрат, визначена рівнянням (2.6);

θ^* – оптимальний набір параметрів, що забезпечує найкращу якість детекції та класифікації сузір'їв на навчальній вибірці.

Таким чином, процес навчання моделі полягає у послідовному коригуванні параметрів мережі за допомогою алгоритму оптимізації до досягнення мінімального значення функції втрат.

Втрати класифікації обчислюються за допомогою функції бінарної крос-ентропії (BCE Loss), яка використовується в YOLOv8 для оцінювання правильності передбачення класу об'єкта:

$$L_{cls} = - \sum_i [y_i \cdot \ln(p_i) + (1 - y_i) \cdot \ln(1 - p_i)] \quad (2.7)$$

де:

L_{cls} – втрата класифікації;

$\sum_i$ – підсумовування за всіма класами i ;

y_i – істинна мітка класу i (дорівнює 1, якщо об'єкт належить класу i , та 0 інакше);

p_i – передбачена моделлю ймовірність класу i ;

$\ln$ – натуральний логарифм.

Вираз досягає мінімуму, коли передбачені ймовірності p_i збігаються з істинними мітками y_i ; логарифм різко штрафує впевнені, але хибні передбачення.

Використання BCE Loss забезпечує незалежне оцінювання належності об'єкта до кожного класу та добре узгоджується з безякірною архітектурою YOLOv8. Мінімізація цієї функції втрат сприяє підвищенню точності класифікації сузір'їв на зображеннях зоряного неба.

Втрати локалізації обчислюються як CIoU-втрата [40], що враховує перекриття рамок, відстань між їхніми центрами та узгодженість пропорцій:

$$L_{box} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, \hat{b})}{c^2} + \alpha \cdot v \quad (2.8)$$

де:

L_{box} – втрата локалізації за критерієм CIoU;

IoU – перекриття рамок (рівн. 2.4);

$\rho(b, \hat{b})$ – евклідова відстань між центрами передбаченої та еталонної рамок, а ρ^2 – її квадрат;

c – довжина діагоналі найменшого прямокутника, що охоплює обидві рамки (нормувальний множник);

v – міра неузгодженості співвідношень сторін рамок;

α – ваговий коефіцієнт цього доданка.

Доданок $(1 - IoU)$ збільшує перекриття рамок, доданок ρ^2/c^2 «притягує» центр передбаченої рамки до центра еталонної, а $\alpha \cdot v$ узгоджує їхні пропорції, завдяки чому навчання є збіжнішим і точнішим, ніж за оптимізації самого лише IoU .

Розподільна фокальна втрата (DFL) уточнює локалізацію межі рамки, навчаючи модель передбачати дискретний розподіл її положення між двома сусідніми рівнями:

$$L_{df} = -[(q_{i+1} - q) \cdot \ln(p_i) + (q - q_i) \cdot \ln(p_{i+1})] \quad (2.9)$$

де:

L_{df} – розподільна фокальна втрата для однієї межі рамки;

q – істинне (неперервне) положення межі;

q_i та q_{i+1} – два найближчі дискретні рівні, між якими лежить q ;

p_i та p_{i+1} – передбачені моделлю ймовірності цих рівнів;

$\ln$ – натуральний логарифм.

Замість прямого передбачення координати модель оцінює розподіл її можливих значень, а втрата змушує зосереджувати ймовірнісну «масу» навколо істинного положення q між сусідніми рівнями, що підвищує точність межі.

Імовірність належності об'єкта до класу (c) обчислюється за допомогою логістичної функції (сигмоїди):

$$p_c = \sigma(z_c) = \frac{1}{1 + e^{-z_c}} \quad (2.10)$$

де:

p_c – передбачена ймовірність належності об'єкта до класу c ;

σ – логістична функція (сигмоїда);

z_c – логіт, тобто ненормоване значення на виході мережі для класу c ;

e – основа натурального логарифма ($e \approx 2,718$).

Сигмоїда стискає будь-яке дійсне число z_c у відрізок $(0, 1)$, перетворюючи вихід мережі на ймовірність, причому кожен клас оцінюється незалежно від інших, що відповідає anchor-free схемі YOLOv8.

Безякірна голова детектора подає рамку відносно опорної точки як чотири відстані до її сторін, за якими відновлюються кутові координати рамки:

$$x_1 = c_x - l, \quad y_1 = c_y - t, \quad x_2 = c_x + r, \quad y_2 = c_y + b \quad (2.11)$$

де:

(c_x, c_y) – координати опорної точки (центру комірки сітки ознак), відносно якої передбачається рамка;

l, t, r, b – передбачені відстані від опорної точки до лівої, верхньої, правої та нижньої сторін рамки відповідно;

(x_1, y_1) – координати лівого верхнього кута рамки, (x_2, y_2) – координати правого нижнього кута.

«Безякірна» голова не використовує заздалегідь заданих шаблонних рамок, а напряму відновлює рамку з чотирьох відстаней, що спрощує модель і підвищує точність локалізації.

На завершальному етапі застосовується пригнічення немаксимальних рамок (NMS): з-поміж рамок одного класу зберігається рамка з найвищою достовірністю, а кожна інша рамка відкидається, якщо вона надто сильно перекривається зі збереженою:

$$s'_j = \begin{cases} 0, & \text{якщо } \text{IoU}(b_i, b_j) \geq \tau \text{ та } s_j < s_i, \\ s_j, & \text{якщо } \text{IoU}(b_i, b_j) < \tau. \end{cases} \quad (2.12)$$

де:

b_i – уже збережена рамка з вищою достовірністю s_i ;

b_j – рамка-кандидат із нижчою достовірністю s_j (тобто $s_j < s_i$);

$\text{IoU}(b_i, b_j)$ – їхнє взаємне перекриття (рівн. 2.4);

τ – поріг перекриття.

Алгоритм залишає найвпевненішу рамку й видаляє всі сильно перекривні з нею дублікати (за умови $\text{IoU} \geq \tau$), усуваючи кратні детекції одного й того самого об'єкта.

Наведені рівняння (2.1)–(2.12) формалізують простір вхідних даних, простір вихідних рішень, цільову функцію навчання та постобробку детектора і використовуються далі у псевдокоді методу (п. 2.3) та під час обчислення метрик якості (п. 2.5).

2.3 Опис архітектури моделі глибокого навчання YOLOv8

Як нейромережеву складову розроблюваного методу розпізнавання сузір'їв обрано модель YOLOv8, що є сучасним одностадійним безякірним детектором об'єктів. Архітектура цієї нейронної мережі складається з трьох ключових функціональних частин: опорної мережі, яка забезпечує виділення ієрархічних ознак цифрового зображення; блоку агрегування ознак, що об'єднує ознаки різних просторових масштабів; та фінального класифікаційно-регресійного блоку, який безпосередньо формує передбачення класів сузір'їв та координат їх обмежувальних рамок.

Деталізовану структурну специфікацію компонентів моделі YOLOv8 наведено у таблиці 2.2, а концептуальну топологію зв'язків шарів мережі проілюстровано на рисунку 2.2.

Таблиця 2.1 – Структурна схема моделі YOLOv8

Функціональна частина	Апаратні складові (модулі)	Призначення та роль алгоритму детекції
Backbone	Згорткові блоки (Conv), модулі C2f, блок SPPF	Виділення ієрархічних ознак на кількох масштабах; залишкові з'єднання прискорюють навчання
Neck	Модифіковані структури FPN+PAN	Низхідне та висхідне агрегування ознак для виявлення об'єктів (зірок, сузір'їв) різного розміру

Функціональна частина	Апаратні складові (модулі)	Призначення та роль алгоритму детекції
Head	Роздільні гілки cls / box, DFL	Безякірне передбачення ймовірностей класів та координат геометричних меж на трьох просторових рівнях.
Post-processing	Алгоритм Non-Maximum Suppression	Пригнічення немаксимальних рамок для фільтрації дублікатів та вибору найбільш релевантної локалізації об'єкта.

Опорна мережа побудована на основі архітектури CSPDarknet із модулями C2f (Cross-Stage Partial з двома згортками), які поєднують переваги залишкових з'єднань [25] зі зниженою обчислювальною вартістю. Блок SPPF (Spatial Pyramid Pooling – Fast) розширює рецептивне поле без втрати роздільної здатності. Шия мережі поєднує піраміду ознак FPN [22], що передає семантично насичені ознаки з верхніх рівнів до нижніх, із мережею агрегування шляхів PAN, яка у зворотному напрямі підсилює локалізаційні ознаки. Голова детектора є безякірною та використовує роздільні гілки для класифікації й регресії рамок, причому координати рамки передбачаються через розподільну фокальну втрату (DFL), що підвищує точність локалізації.

Вибір архітектури YOLOv8 обґрунтовано результатами аналітичного огляду (п. 1.2): вона забезпечує найкращий баланс між годинами інференсу та метриками якості детекції, підтримує парадигму технології *transfer learning* та демонструє високу стабільність під час навчання на обмежених спеціалізованих вибірках астрономічних даних.

Загальну послідовність навчання розробленого нейромережевого детектора подано у вигляді математичного псевдокоду в алгоритмі 2.2.

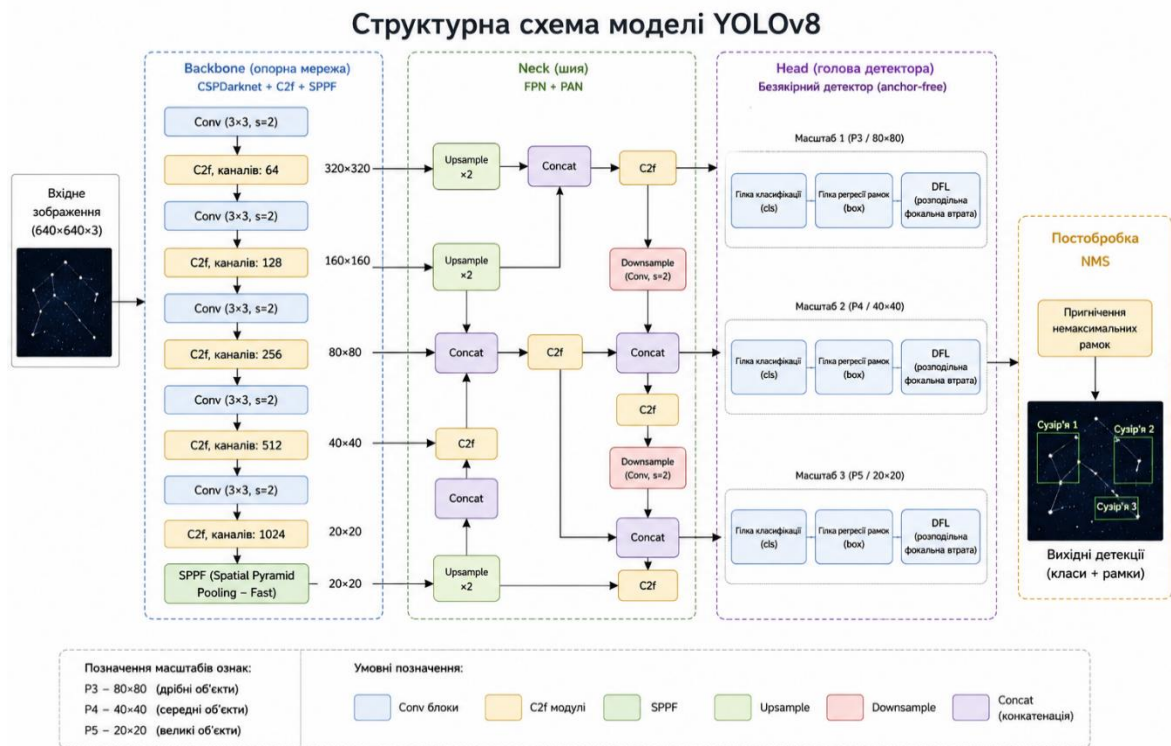


Рисунок 2.2 – Структурна схема моделі YOLOv8

Алгоритм 2.1 – навчання нейромережевого детектора YOLOv8.

Вхідні дані: тренувальна вибірка $D_{train} = \{(I, Y)\}$; валідаційна вибірка D_{val} ; переднавчені ваги θ_0 ; кількість епох E ; крок навчання η ; терпіння ранньої зупинки $patience$.

Вихідні дані: оптимальні ваги θ^* детектора з найкращим валідаційним mAP.

Кроки алгоритму:

- Ініціалізація: $\theta = load_pretrained(\theta_0)$ // ваги ImageNet [28]
- Для $epoch = 1 \dots E$ виконати:
 - для кожного батчу (I, Y) з D_{train} :
 - $\hat{Y} = forward(I, \theta)$ // передбачення (c, b, s) , рівн. (2.2)
 - $L = compute_loss(\hat{Y}, Y)$ // рівн. (2.6)–(2.9)
 - $\theta = \theta - \eta \cdot gradient(L, \theta)$ // крок SGD
 - $mAP_{val} = evaluate(\theta, D_{val})$ // рівн. (2.21)
 - якщо $improved(mAP_{val})$: зберегти $\theta^* = \theta$
 - якщо $no_improvement(patience)$: перервати цикл // рання зупинка
- Повернути θ^*

Алгоритм 2.1 реалізує навчання детектора за принципом передавального навчання з контрольованою ранньою зупинкою. Ініціалізація переднавченими на ImageNet вагами (крок 1) прискорює збіжність і частково компенсує обмежений

обсяг спеціалізованого набору даних. В основному циклі (крок 2) ваги ітеративно уточнюються стохастичним градієнтним спуском: для кожного батчу обчислюється передбачення, далі – сумарна функція втрат за рівняннями (2.6)–(2.9), після чого обрано модель. Після кожної епохи модель оцінюється на незалежній валідаційній вибірці за метрикою mAP (рівн. 2.21); ваги зберігаються лише тоді, коли валідаційний показник покращується, а за відсутності покращення впродовж patience epoch навчання припиняється достроково. Завдяки цьому метод повертає не ваги останньої епохи, а ваги θ^* із найкращою узагальнювальною здатністю, що запобігає перенавчанню та забезпечує відтворюваність результату за фіксованого зерна генератора випадкових чисел.

2.4 Розроблення методу гібридного розпізнавання сузір'їв

Розроблений метод реалізує наскрізне оброблення зображення двома незалежними гілками – гілкою комп'ютерного зору (геометричне зіставлення) та гілкою глибокого навчання (детекція YOLOv8), – результати яких об'єднуються модулем прийняття рішень Fusion. Формалізований опис методу подано у вигляді математичного псевдокоду (алгоритм 2.2).

Алгоритм 2.2 – гібридне розпізнавання сузір'я на зображенні.

Вхідні дані: цифрове зображення зоряного неба I ; навчені ваги детектора θ^* ; база еталонних шаблонів $T = \{T_1, \dots, T_{13}\}$; поріг достовірності λ ; поріг різниці $\delta = 0,15$.

Вихідні дані: фінальна мітка сузір'я s^* ; оцінка достовірності s^* ; рівень узгодженості джерел level.

Кроки алгоритму:

1. Попереднє оброблення зображення:
 - a. $I' = \text{preprocess}(I)$ // CLAHE, top-hat, нормалізація
 - b. $P = \text{detect_stars}(I')$ // зоряні точки, $|P| \leq 80$
2. Гілка комп'ютерного зору (геометричне зіставлення):
 - a. для кожного шаблону T_k з T :
 - i. $(M_k, s_k) = \text{ransac_similarity}(P, T_k)$ // рівн. (2.13)–(2.16)
 - b. $cv = \text{argmax}_k s_k$; $s_{cv} = \max_k s_k$
3. Гілка глибокого навчання (детекція):
 - a. $D = \text{yolo_detect}(I, \theta^*)$ // детекції (c, b, s) , рівн. (2.2), достовірність (2.5), NMS (2.12)

```

b. D = nms(D) // пригнічення немаксимальних рамок
c. yolo = argmax_s D; s_yolo = confidence(yolo)
4. Об'єднання результатів:
a. c_yolo = map_class(yolo) // YOLO-клас → шаблон КЗ
b. якщо cv = ∅ і yolo = ∅: повернути (∅, 0, NONE)
c. якщо cv ≠ ∅ і yolo = ∅: повернути (cv, s_cv, CV_ONLY)
d. якщо cv = ∅ і yolo ≠ ∅: повернути (c_yolo, s_yolo, YOLO_ONLY)
e. якщо cv = c_yolo:
    i. s* = 0,5 · (s_cv + s_yolo); повернути (cv, s*, HIGH)
f. інакше:
    i. c* = argmax(s_cv, s_yolo)
    ii. s* = max(s_cv, s_yolo)
    iii. якщо |s_cv - s_yolo| > δ: повернути (c*, s*, MEDIUM)
    iv. інакше: повернути (c*, s*, LOW)

```

Ключовим етапом гілки комп'ютерного зору (рядки 2a–2b алгоритму 2.2) є оцінювання геометричного перетворення між множиною виявлених зір $P = \{p_i\}$ та точками еталонного шаблону $T_k = \{q_j\}$. Оскільки зоряне поле невеликої ділянки неба пов'язане з еталоном перетворенням подібності, кожна точка відображається за правилом

$$T(p) = s \cdot R(\theta) \cdot p + t, \quad p = (x, y)^T \quad (2.13)$$

де:

$T(p)$ – образ точки p після перетворення;

$p = (x, y)^T$ – вектор координат зоряної точки на зображенні, де верхній індекс T позначає транспонування, тобто запис у вигляді стовпця;

s – коефіцієнт однорідного масштабування, однаковий за обома осями;

$R(\theta)$ – матриця повороту на кут θ ;

θ – кут повороту зоряного поля відносно еталона;

$t = (t_x, t_y)^T$ – вектор паралельного зсуву, де t_x і t_y – зсуви за горизонталлю та вертикаллю.

Перетворення подібності зберігає форму конфігурації зір (кути та відносні відстані) і допускає лише поворот, рівномірне масштабування та зсув – саме такими є відмінності між знімком невеликої ділянки неба й еталонним шаблоном.

У координатній (розгорнутій) формі це саме перетворення подається через чотири параметри a, b, t_x, t_y :

$$\begin{aligned}x' &= a \cdot x - b \cdot y + t_x, \\y' &= b \cdot x + a \cdot y + t_y, \\a &= s \cdot \cos\theta, \quad b = s \cdot \sin\theta.\end{aligned}\tag{2.14}$$

де:

(x, y) – вихідні координати точки;

(x', y') – координати точки після перетворення;

$a = s \cdot \cos\theta$ – параметр, що поєднує масштаб s і косинус кута повороту θ ;

$b = s \cdot \sin\theta$ – параметр, що поєднує масштаб s і синус кута повороту θ ;

t_x, t_y – зсуви за горизонтальною та вертикальною осями.

Такий запис є лінійним за параметрами (a, b, t_x, t_y) , тому їх легко оцінити методом найменших квадратів за кількома парами відповідних точок.

Перетворення має чотири ступені свободи (a, b, t_x, t_y) й однозначно оцінюється за трьома парами відповідностей, проте є перевизначеним, що дає змогу відрізнити істинні зіставлення від хибних за величиною залишків. Параметри оцінює алгоритм RANSAC [34]: на кожній ітерації береться мінімальна вибірка з трьох пар, обчислюється перетворення та підраховуються інлаєри. Пара (p_i, q_i) вважається інлаєром, якщо після перетворення відстань між точками не перевищує порога ε :

$$\|T(p_i) - q_i\| \leq \varepsilon\tag{2.15}$$

де:

p_i – i -та виявлена зоряна точка на зображенні;

q_i – відповідна їй точка еталонного шаблону;

$T(p_i)$ – образ точки p_i після перетворення (рівн. 2.13);

$\|T(p_i) - q_i\|$ – евклідова норма, тобто довжина вектора різниці між перетвореною точкою та еталонною точкою;

ε – допустимий поріг відхилення у пікселях.

Якщо після підгонки перетворення передбачене положення зорі $T(p_i)$ близьке до еталонного q_i у межах ε , пара вважається узгодженою (інлаєром), інакше – викидом.

Геометричний score кандидата визначається як частка інлаєрів серед усіх зіставлених точок; шаблон із найбільшим score обирається як результат гілки комп'ютерного зору:

$$s_{cv} = \frac{N_{in}}{N}, \quad c_{cv} = \arg \max_k s_{cv}(T_k) \quad (2.16)$$

де:

s_{cv} – геометричний score, тобто оцінка достовірності кандидата-шаблону;

N_{in} – кількість інлаєрів, тобто узгоджених пар точок;

N – загальна кількість зіставлених точок;

T_k – k -й еталонний шаблон сузір'я;

$\arg \max_k$ – операція вибору такого шаблону T_k , для якого значення $s_{cv}(T_k)$ є максимальним;

c_{cv} – обраний клас або шаблон гілки комп'ютерного зору.

Чим більша частка зір, які після перетворення добре лягають на еталон, тим вища впевненість у розпізнаванні, тому обирається шаблон із максимальною узгодженістю.

Етап препроцесінгу (рядок 1) включає адаптивне вирівнювання контрасту CLAHE, морфологічну операцію top-hat для підсилення точкових джерел на нерівномірному фоні та нормалізацію яскравості. Детекція зір (рядок 2) виокремлює до 80 найяскравіших локальних максимумів із підлогою абсолютної яскравості, що відсікає шумові спрацювання на майже-чорному фоні. У гілці комп'ютерного зору (рядки 3–5) для кожного еталонного шаблону методом RANSAC оцінюється перетворення подібності (4 ступені свободи: поворот, однорідне масштабування та зсув) між виявленими зорями та шаблоном; обрання саме перетворення подібності замість афінного є принциповим, оскільки за трьох опорних точок афінне перетворення (6 ступенів свободи) є точно визначеним і дає нульові залишки навіть для хибних відповідностей, тоді як перетворення подібності є перевизначеним і природно розрізняє істинні та хибні зіставлення за величиною залишків.

Гілка глибокого навчання (рядки 6–7) застосовує навчений детектор YOLOv8 та пригнічення немаксимальних рамок NMS. Модуль Fusion (рядки 8–14) спершу зіставляє клас YOLO з простором шаблонів комп’ютерного зору (13 із 16 класів мають відповідні шаблони; класи moon, pleiades, canis_minor не мають геометричного шаблону), після чого за п’ятьма сценаріями формує фінальне рішення та визначає рівень узгодженості джерел: HIGH (обидві гілки збігаються), MEDIUM/LOW (розбіжність із суттєвою або несуттєвою різницею достовірностей), CV_ONLY або YOLO_ONLY (спрацювала лише одна гілка), NONE (жодна). Рівень узгодженості візуалізується користувачу, що забезпечує інтерпретованість рішення.

2.5 Опис набору даних

Джерелом даних для навчання та тестування нейромережевої складової слугував відкритий набір «Stars and Constellation» з платформи Roboflow [41], розмічений у форматі YOLOv8. Набір містить 1750 зображень зоряного неба з обмежувальними рамками 16 класів об’єктів: aquila, bootes, canis_major, canis_minor, cassiopeia, cygnus, gemini, leo, lyra, moon, orion, pleiades, sagittarius, scorpius, taurus, ursa_major.

Для навчання та тестування моделі використано датасет цифрових зображень зоряного неба, який містить приклади найбільш поширених сузір’їв, видимих у північній півкулі небесної сфери. Зображення містять різні умови спостереження, що дозволяє підвищити стійкість моделі до змін яскравості, контрастності та рівня шумів.

Кожне зображення було анотоване у форматі YOLO, що передбачає збереження координат обмежувальних прямокутників та міток класів для відповідних сузір’їв. Для забезпечення коректності навчання набір даних поділено на тренувальну, валідаційну та тестову вибірки у співвідношенні 70 %, 20 % та 10 % відповідно, кількісні характеристики яких наведено у таблиці 2.2.

З метою підвищення узагальнювальної здатності моделі застосовано процедури аугментації даних, зокрема випадкові повороти зображень, масштабування, зміни яскравості та контрастності, а також додавання шуму. Це дозволяє моделювати різні умови спостереження зоряного неба та зменшує ризик перенавчання нейронної мережі.

Таблиця 2.2 – Структура набору даних для навчання та тестування моделі

Вибірка	Кількість зображень	Кількість файлів розмітки	Кількість об'єктів (сузір'їв)	Частка від загального обсягу, %
Тренувальна	1225	1225	4483	70
Валідаційна	350	350	1360	20
Тестова	175	175	666	10
Усього	1750	1750	6509	100

Як видно з таблиці 2.2, сформований набір даних містить 1750 зображень зоряного неба та 6509 розмічених об'єктів, що належать до досліджуваних класів сузір'їв. Найбільшу частину набору даних становить тренувальна вибірка (70 %), що забезпечує достатній обсяг даних для навчання моделі. Валідаційна (20%) та тестова (10%) вибірки використовуються для контролю процесу навчання та незалежного оцінювання узагальнювальної здатності розробленого методу.

Візуалізацію розподілу зображень за вибірками наведено на рисунку 2.3.

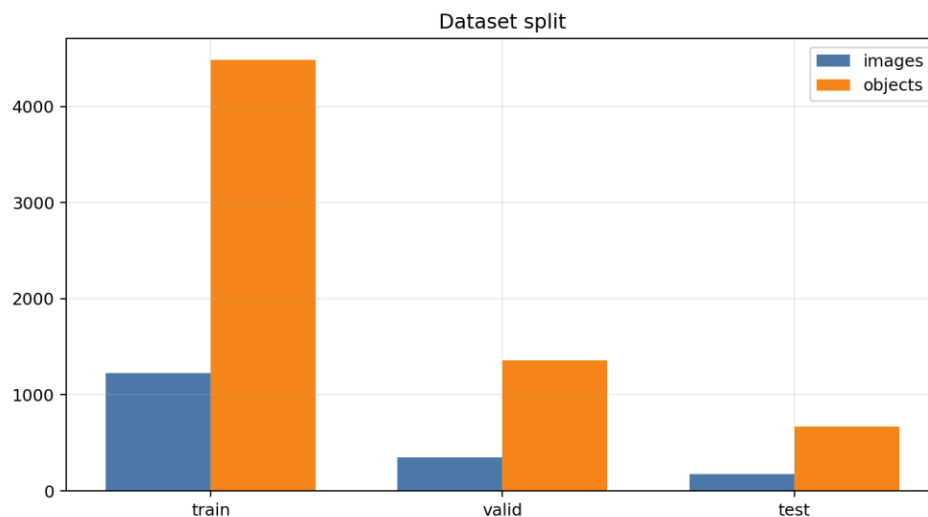


Рисунок 2.3 – Розподіл зображень набору даних за тренувальною, валідаційною та тестовою вибірками

Розподіл кількості розмічених об'єктів за класами є нерівномірним: найчисленнішими є класи *ursa_major* (608 об'єктів), *cassiopeia* (589) та *lyra* (559), тоді як найменш представленими – *sagittarius* (248) та *scorpius* (280). Діаграму балансу класів наведено на рисунку 2.4; вона свідчить про помірний дисбаланс, який враховується під час інтерпретації покласових метрик у третьому розділі.

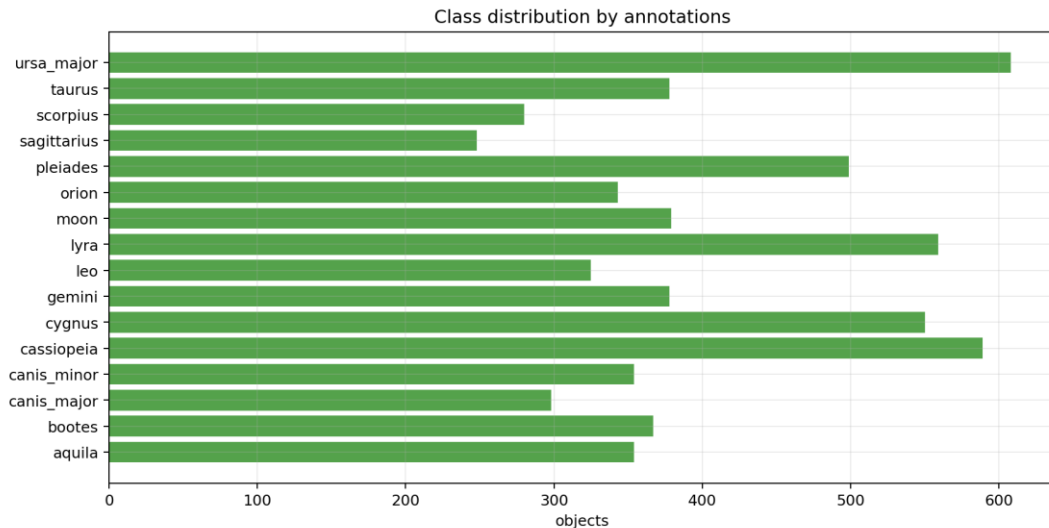


Рисунок 2.4 – Розподіл кількості розмічених об'єктів за класами

Узагальнену характеристику розмічень – розподіл координат центрів, розмірів рамок та частот класів – подано на рисунку, що автоматично формується інструментами навчання та підтверджує коректність розмітки набору.

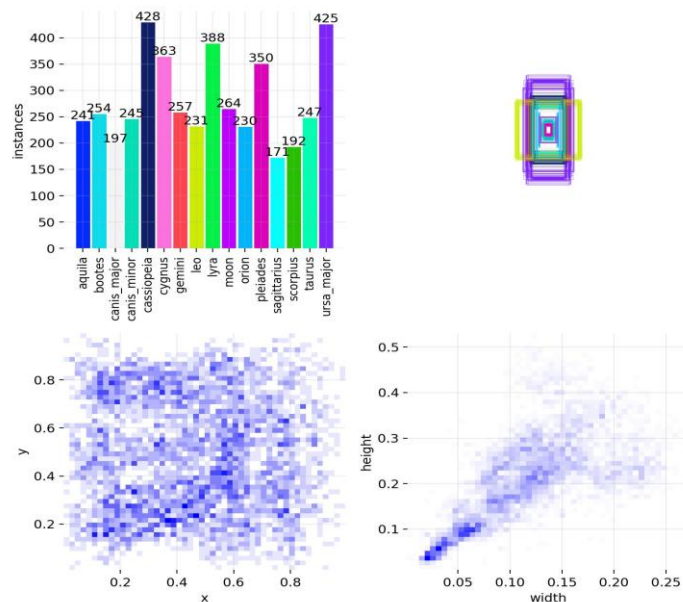


Рисунок 2.5 – Узагальнена статистика розмічень набору даних (частоти класів, положення та розміри рамок)

Приклад тренувального батчу із накладеними обмежувальними рамками та мітками класів наведено на рисунку 2.6. Він демонструє типову варіативність вхідних зображень: різні масштаби, орієнтацію та яскравість зоряних конфігурацій.

Передоброблення зображень перед подаванням у мережу включає приведення до розміру 640×640 пікселів та нормалізацію інтенсивностей. Для розширення варіативності тренувальної вибірки застосовано вбудовані методи аугментації [42] (мозаїчне склеювання, випадкові геометричні та фотометричні перетворення). До обмежень набору даних належить те, що більшість зображень сформовано за допомогою планетарного симулятора та споріднених джерел, що може спричиняти доменний зсув відносно реальних астрофотографій (п. 3.3).



Рисунок 2.6 – Приклад тренувального батчу з розміткою обмежувальних рамок

Наведений приклад батчу демонструє типову структуру вхідних даних і коректність розмітки набору. Кожне зображення є кадром зоряного неба, на якому обмежувальними рамками виділено області сузір'їв, а число біля рамки

відповідає індексу класу (0–15) згідно зі списком підтримуваних класів. Видно, що сузір'я представлені з різним масштабом, орієнтацією, яскравістю фону та щільністю зір, а на окремих кадрах присутні кілька рамок одночасно. Така варіативність підтверджує репрезентативність вибірки та змушує модель спиратися не на абсолютне положення чи розмір об'єкта, а на стійку просторову конфігурацію зір. Рівномірне та щільне прилягання рамок до зоряних угруповань свідчить про якість розмітки, а різноманіття умов зйомки забезпечує узагальнювальну здатність детектора після навчання.

2.6 Метрики оцінювання ефективності

Для оцінювання якості детектора використано стандартні метрики, що обчислюються на основі чотирьох базових величин:

TP – кількість правильно виявлених об'єктів;

FP – кількість хибних детекцій, коли модель «знайшла» об'єкт там, де його немає;

FN – кількість пропущених справжніх об'єктів;

TN – кількість правильно відхиленних негативних випадків.

Загальну частку правильних рішень характеризує влучність:

$$\text{Асс} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (2.17)$$

де:

TP + TN – кількість усіх правильних рішень;

TP + TN + FP + FN – загальна кількість рішень;

Асс – загальна частка правильних відповідей моделі.

Ассурасу показує загальну частку правильних відповідей, однак за нерівномірного розподілу класів вона мало інформативна, тому далі використовують точність і повноту. Метрика ассурасу наведена для повноти викладу, однак у задачах детекції об'єктів основними є Precision, Recall та mAP, оскільки кількість TN визначається неоднозначно.

Точність визначає частку правильних серед усіх передбачених моделлю детекцій:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.18)$$

де:

P – точність;

TP – правильні детекції;

FP – хибні детекції;

$TP + FP$ – усі детекції, які видала модель.

Precision відповідає на запитання «яка частка знайденого є справжніми об'єктами» і знижується за великої кількості хибних спрацювань.

Повнота визначає частку виявлених об'єктів серед усіх наявних:

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.19)$$

де:

R – повнота;

TP – знайдені об'єкти;

FN – пропущені об'єкти;

$TP + FN$ – усі справжні об'єкти.

Recall відповідає на запитання «яку частку справжніх об'єктів модель знайшла» і знижується за великої кількості пропусків.

F1-міра є гармонічним середнім точності та повноти й використовується для пошуку компромісного порога достовірності:

$$F_1 = \frac{2 \cdot P \cdot R}{P + R} \quad (2.20)$$

де:

F_1 – F1-міра;

P – точність;

R – повнота.

Гармонічне середнє є високим лише тоді, коли обидві величини високі водночас; якщо хоча б одна з них мала, F1 теж мала, що змушує балансувати між хибними спрацюваннями та пропусками.

Основною метрикою детекції є середня точність AP, що дорівнює площі під кривою «precision–recall», та її усереднення за класами – mean Average Precision (mAP):

$$AP = \int_0^1 p(r) dr, \quad mAP = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K AP_k \quad (2.21)$$

де:

AP – площа під кривою точності як функції повноти;

$p(r)$ – точність за заданого рівня повноти r ;

$\int_0^1$ – інтегрування за повнотою від 0 до 1, тобто усереднення точності за всіма рівнями повноти;

mAP – середнє значення AP за класами;

K – кількість класів;

AP_k – середня точність для k -го класу;

$\sum_{k=1}^K$ – підсумовування за всіма класами.

AP узагальнює якість детекції одного класу за всіма порогамі достовірності, а mAP усереднює її за всіма класами, даючи єдиний підсумковий показник.

За багатокласового оцінювання використовують також макро-усереднення точності та повноти, що надає рівної ваги кожному класу незалежно від його чисельності:

$$P_{macro} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K P_k, \quad R_{macro} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K R_k \quad (2.22)$$

де:

P_{macro} – макро-усереднена точність;

R_{macro} – макро-усереднена повнота;

P_k – точність для k -го класу;

R_k – повнота для k -го класу;

K – кількість класів;

$\sum_{k=1}^K$ – підсумовування за всіма класами;

$\frac{1}{K}$ – множник, що задає середнє арифметичне за класами.

Макро-усереднення не дозволяє численним класам «затмарити» рідкісні, тому об'єктивніше відображає якість моделі на незбалансованому наборі даних.

Для покласового аналізу помилок будують матрицю помилок C , елемент c_{ij} якої дорівнює кількості об'єктів класу i , віднесених моделлю до класу j . Зручніший для візуального порівняння нормований за рядками варіант обчислюється як

$$\hat{c}_{ij} = \frac{c_{ij}}{\sum_j c_{ij}} \quad (2.23)$$

де:

c_{ij} – кількість об'єктів істинного класу i , які модель віднесла до класу j ;

$\sum_j c_{ij}$ – загальна кількість об'єктів істинного класу i , тобто сума по рядку матриці;

$\hat{c}_{ij}$ – нормоване значення, тобто частка;

$i = j$ – умова діагонального елемента, який відповідає правильній класифікації;

$i \neq j$ – умова позадіагонального елемента, який відповідає плутанині між класами.

Діагональні елементи, де $i = j$, відповідають правильним класифікаціям, а позадіагональні – плутанинам між класами; нормування за рядком приводить значення до часток у відрізьку $[0,1]$ незалежно від чисельності класу.

Зокрема, $mAP@0.5$ обчислюється за порогом $IoU = 0,5$ (рівн. 2.4), а $mAP@0.5:0.95$ усереднюється за порогами IoU від 0,5 до 0,95 із кроком 0,05 і є суворішою оцінкою якості локалізації. Додатково для оцінювання роздільної здатності класифікатора будуються ROC-криві (залежність частки істинно позитивних від частки хибно позитивних) та обчислюється площа під ними

(AUC). Сукупність наведених метрик (2.17)–(2.23) повністю відповідає природі задачі детекції об'єктів і застосовується у третьому розділі.

2.7 Система організації експериментального дослідження

План експериментального дослідження сформовано таким чином, щоб забезпечити об'єктивне оцінювання ефективності запропонованого методу, можливість відтворення отриманих результатів та аналіз внеску окремих компонентів гібридної системи. Для проведення експериментів використовується набір даних, описаний у п. 2.4, який містить 1750 зображень сузір'їв, розподілених на навчальну, валідаційну та тестову вибірки у співвідношенні 1225/350/175. Такий поділ дозволяє виконувати навчання моделі, контролювати якість її роботи під час навчального процесу та проводити незалежне підсумкове оцінювання.

З метою забезпечення відтворюваності результатів для всіх експериментів фіксується початкове значення генератора випадкових чисел ($\text{seed} = 42$). Це дає змогу отримувати однакові результати під час повторного запуску навчання за однакових умов та коректно порівнювати різні конфігурації моделі.

Перший сценарій експериментального дослідження передбачає навчання неймережевого детектора YOLOv8m із використанням передавального навчання. Початкові ваги моделі завантажуються з попередньо навченого варіанта, що дозволяє скоротити час навчання та покращити якість детекції на спеціалізованому наборі даних. Навчання проводиться протягом 100 епох із постійним контролем значення валідаційної метрики mAP. Для запобігання перенавчанню використовується механізм ранньої зупинки з параметром $\text{patience} = 25$, який автоматично припиняє навчання за відсутності покращення результатів протягом визначеної кількості епох.

Другий сценарій спрямований на оцінювання якості навченої моделі. Після завершення навчання виконується тестування на валідаційній та тестовій вибірках із використанням стандартних метрик детекції об'єктів: Precision (P),

Recall (R), mAP@0.5 та mAP@0.5:0.95. Для детального аналізу результатів додатково будуються матриці помилок, ROC-криві та PR-криві. Це дозволяє оцінити не лише загальну точність моделі, а й особливості її роботи для окремих класів сузір'їв. Третій сценарій передбачає проведення порівняльного дослідження, метою якого є визначення внеску кожної складової запропонованого методу. Для цього аналізуються три режими роботи системи: використання лише методів комп'ютерного зору (cv_only), використання лише нейромережевого детектора YOLOv8 (yolo_only) та повний гібридний режим (hybrid), у якому результати нейромережевої детекції поєднуються з геометричним зіставленням зоряних конфігурацій. Порівняння отриманих результатів дозволяє визначити ефективність використання механізму Fusion та оцінити доцільність поєднання різних підходів у межах однієї системи.

Важливою умовою дослідження є використання незалежної тестової вибірки, яка не бере участі в процесі навчання моделі. Це забезпечує об'єктивне оцінювання узагальнювальної здатності розробленого методу та дозволяє визначити його придатність до роботи з новими зображеннями. Порівняння результатів на валідаційній і тестовій вибірках також дає змогу виявити можливі ознаки перенавчання та оцінити стабільність роботи моделі.

2.8. Висновки до розділу 2

У другому розділі було здійснено проєктування методу розпізнавання сузір'їв і формалізовано задачу як задачу детекції об'єктів на цифровому зображенні. Визначено простір вхідних даних, простір вихідних рішень, структуру передбачення моделі, показник перекриття рамок IoU, функції втрат, метрики оцінювання та процедури постобробки результатів. Така математична формалізація дала змогу чітко описати логіку роботи системи та забезпечити зв'язок між теоретичною постановкою задачі й подальшою програмною реалізацією. Як нейромережеву основу системи було обґрунтовано використання моделі YOLOv8, що поєднує високу швидкодію, достатню точність локалізації

та придатність до роботи з обмеженим спеціалізованим набором даних. Архітектура моделі включає backbone для виділення ознак, neck для багатомасштабного агрегування інформації та anchor-free head для передбачення класів і координат обмежувальних рамок. Водночас самостійне використання YOLOv8 не усуває всіх ризиків хибного розпізнавання, тому до структури методу було включено геометричну гілку на основі RANSAC і модуль Fusion для узгодження результатів неймережевої та геометричної перевірки.

У розділі також описано набір даних «Stars and Constellation», який містить 1750 зображень зоряного неба, 6509 розмічених об'єктів і 16 класів, з поділом на тренувальну, валідаційну та тестову вибірки у співвідношенні 1225/350/175 зображень. Обрані метрики Precision, Recall, F1, mAP@0.5, mAP@0.5:0.95, матриця помилок, ROC- та PR-криві забезпечують комплексне оцінювання як класифікаційної здатності моделі, так і точності локалізації. Отже, другий розділ сформував повну методичну основу для реалізації та експериментальної перевірки методу.

Розділ 3. Експериментальне дослідження ефективності розробленого методу

3.1 Опис прикладного застосування

Розроблений метод орієнтований на застосування в галузі навчально-дослідницької астрономії та аматорського спостереження зоряного неба. Його призначення полягає в автоматизації процесу ідентифікації сузір'їв за цифровими зображеннями без необхідності використання додаткових навігаційних або сенсорних даних. Практична реалізація методу виконана у вигляді десктопного застосунку-прототипу, який приймає на вхід цифрове зображення ділянки зоряного неба, автоматично виконує його аналіз, визначає найбільш імовірне сузір'я та надає оцінку достовірності отриманого результату. Крім того, застосунок відображає інформацію про процес прийняття рішення, що підвищує зрозумілість та інтерпретованість результатів розпізнавання.

Типовий сценарій використання розробленого застосунку розпочинається із завантаження користувачем цифрового зображення зоряного неба з локального диска. Після цього система автоматично виконує попередню обробку зображення та запускає два незалежні етапи аналізу: нейромережеву гілку за допомогою моделі YOLOv8 і геометричне зіставлення зоряних конфігурацій засобами комп'ютерного зору. Отримані результати передаються до модуля об'єднання результатів, який формує остаточне рішення щодо належності зображення до певного сузір'я.

Результати роботи системи відображаються у графічному інтерфейсі у вигляді окремих блоків: результат комп'ютерного зору, передбачення моделі YOLOv8 та фінальний результат гібридного методу. Додатково користувачеві надається інформація про рівень узгодженості між окремими джерелами прийняття рішення та журнал виконання основних етапів обробки зображення.

Для проведення експериментів і порівняння ефективності окремих складових системи передбачено можливість вибору одного з трьох режимів

роботи: режим комп'ютерного зору (CV-only), режим нейромережевого аналізу (YOLO-only), Гібридний режим (Hybrid).

Розроблений застосунок орієнтований насамперед на астрономів-аматорів, викладачів, студентів та дослідників, які працюють із цифровими зображеннями зоряного неба. Для астрономів-аматорів система надає можливість швидко визначити сузір'я за фотографією без необхідності самостійного пошуку відповідних зоряних карт або використання спеціалізованих астрономічних програм. У навчальному процесі застосунок може використовуватися для демонстрації принципів роботи сучасних методів комп'ютерного зору та глибокого навчання. Для дослідників система становить інтерес як експериментальна платформа для порівняння різних підходів до розпізнавання зоряних конфігурацій та оцінювання їх ефективності.

Програмний засіб реалізовано мовою Python. Графічний інтерфейс користувача побудовано за допомогою бібліотеки PyQt6, що забезпечує зручну взаємодію із системою та наочне відображення результатів роботи. Для оброблення та аналізу зображень використано бібліотеки OpenCV [43] і NumPy [44], а нейромережеву детекцію реалізовано на основі моделі YOLOv8 із використанням фреймворку PyTorch [45]. Розрахунок метрик якості та візуалізація результатів виконуються засобами бібліотек scikit-learn [46] і Matplotlib [47].

Архітектуру застосунку побудовано за модульним принципом, що спрощує його супровід, модернізацію та подальший розвиток. Призначення основних модулів програмного засобу наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Основні програмні модулі прототипу

Модуль	Призначення
pipeline.py	Оркестратор гібридного методу: викликає гілки КЗ і YOLO та модуль Fusion
cv_module.py	Геометричне зіставлення зоряних конфігурацій (RANSAC, перетворення подібності)
yolo_detector.py	Обгортка детектора Ultralytics YOLOv8 з коректним

Модуль	Призначення
	резервним режимом
fusion.py	Правило об'єднання результатів та визначення рівня узгодженості джерел
star_detector.py	Детекція до 80 найяскравіших зоряних точок
demo_memory.py	Резервне розпізнавання за банком еталонних зображень (інваріантне до повороту)
ui/main_window.py	Графічний інтерфейс, перемикання режимів, журнал оброблення

Для підвищення стійкості роботи системи в прототипі передбачено резервний механізм розпізнавання у вигляді демонстраційної пам'яті. Його призначення полягає в підтримці процесу ідентифікації сузір'їв у випадках, коли основні модулі комп'ютерного зору та нейромережевої детекції не можуть сформуванати достатньо впевнений результат. На відміну від основного підходу, цей механізм не потребує додаткового навчання моделі, а працює на основі порівняння вхідного зображення з набором попередньо підготовлених еталонних прикладів.

Для кожного еталонного зображення формується набір компактних ознак, які використовуються як своєрідний «відбиток» зображення. З метою забезпечення стійкості до зміни орієнтації еталонні зразки зберігаються у кількох варіантах повороту та дзеркального відображення. Завдяки цьому система здатна коректно працювати із зображеннями, отриманими під різними кутами спостереження, що є характерним для реальних фотографій зоряного неба.

Резервний механізм виконує допоміжну функцію та використовується лише в ситуаціях, коли основний конвеєр розпізнавання не забезпечує достатнього рівня впевненості. Такий підхід дозволяє підвищити робастність системи та забезпечити отримання правдоподібного результату навіть за складних умов зйомки.

Загальну логіку роботи програмного засобу наведено на рисунку 3.1. Після завантаження вхідного зображення виконується його попередня обробка та детекція зоряних об'єктів. Далі паралельно працюють дві незалежні гілки аналізу: модуль комп'ютерного зору та нейромережевий детектор YOLOv8. Отримані результати передаються до модуля Fusion, який виконує їх об'єднання, формує остаточне рішення щодо належності зображення до певного сузір'я та обчислює рівень достовірності отриманого результату.



Рисунок 3.1 – Схема логіки роботи програми

Файлову структуру проєкту (дерево) наведено на рисунку 3.2. Вона відображає модульну організацію застосунку: ядро методу зосереджено в теці `src/`, графічний інтерфейс – в `ui/`, ваги навченої моделі – в `models/`, еталонні шаблони та описи – у `templates/` і `descriptions/`, а артефакти навчання – у `constellation_yolo_runs/`.

```

Constellation-recognizer/
├── app.py                # точка входу GUI-застосунку
├── setup.bat / start.bat # встановлення та запуск
├── requirements.txt      # залежності
├── src/                 # ядро методу
│   ├── pipeline.py      # оркестратор CV + YOLO + Fusion
│   ├── cv_module.py     # геометричне зіставлення (RANSAC)
│   ├── yolo_detector.py # детектор YOLOv8 (Ultralytics)
│   ├── fusion.py        # правило об'єднання результатів
│   ├── star_detector.py # детекція зоряних точок
│   ├── preprocessing.py # препроцесинг зображення
│   ├── template_matcher.py # RANSAC / similarity
│   └── geometric_matcher.py # геометричні методи
  
```

class_mapping.py	# YOLO-клас → CV-шаблон
supported_classes.py	# список 16 класів
demo_memory.py	# резервне розпізнавання
graph_builder.py	# побудова графа сузір'я
visualizer.py	# візуалізація результату
evaluate_hybrid.py	# порівняння режимів
ui/main_window.py	# графічний інтерфейс (PyQt6)
models/best.pt	# ваги навченої моделі YOLOv8
templates/	# еталонні шаблони сузір'їв (.json)
descriptions/	# україномовні описи класів
demo_inputs/	# демо-зображення
colab/	# навчання YOLOv8 у Google Colab
constellation_yolo_runs/	# артефакти навчання (метрики, графіки)
tests/	# автоматичні перевірки (pytest)
README.md	# опис проекту та інструкція

Рисунок 3.2 – Структура (дерево) проекту

Компонування головного вікна застосунку наведено на рисунку 3.3. Інтерфейс побудовано таким чином, щоб забезпечити зручний доступ до основних функцій системи та наочне відображення результатів розпізнавання. У верхній частині розміщено панель керування, яка містить елементи завантаження зображення, вибору моделі та перемикання режимів роботи системи. Центральну частину вікна займає область відображення зображення з результатами детекції. Праворуч розташовано блок результатів, де окремо відображаються передбачення модуля комп'ютерного зору, моделі YOLOv8 та фінальне рішення гібридного методу. У нижній частині вікна знаходяться вкладки з додатковою інформацією про процес обробки, детекції та прийняття рішення.

Панель керування: [Завантажити зображення]	
Область зображення (вхідне фото з накладеними рамками детекції та підписами)	Блок CV: назва – % Блок YOLO: назва – % Блок Final: назва – % + рівень узгодженості (колір рамки)
Вкладки: [YOLO детекції] [Деталі зірок] [Фінальне рішення] [Лог обробки]	

Рисунок 3.3 – Схема компонування графічного інтерфейсу

Наведена схема відображає компонування головного вікна, підпорядковане принципу інтерпретованості результату. Верхня панель керування зосереджує основні дії користувача завантаження зображення, зміну моделі та перемикання режиму роботи (Hybrid, лише CV, лише YOLO). Центральну частину займає область зображення, де вхідне фото показується з накладеними рамками детекції і підписами, що дає змогу візуально оцінити

правильність розпізнавання. Праворуч розташований блок результатів, у якому свідомо розділено передбачення гілки комп'ютерного зору, гілки YOLO та фінальне рішення; кольоровий індикатор біля підсумкової мітки відповідає рівню узгодженості джерел високий, середній та низький рівні узгодженості (HIGH, MEDIUM, LOW тощо), тому користувач одразу бачить, наскільки збігаються обидві гілки. Нижня панель вкладок надає доступ до деталізації детекцій, виявлених зоряних точок, повного опису фінального рішення та покрокового журналу обробки. Таке компонування забезпечує не лише отримання мітки сузір'я, а й прозоре пояснення того, як саме її отримано, що відповідає меті підвищення достовірності розпізнавання.

3.2 Реалізація експериментального тестування

Експериментальне дослідження проведено на наборі даних «Stars and Constellation» [41], який містить зображення сузір'їв із попередньо виконаною розміткою об'єктів. Для навчання та оцінювання моделі дані були поділені на три частини: тренувальну (1225 зображень, 4483 об'єкти), валідаційну (350 зображень, 1360 об'єктів) та тестову (175 зображень, 666 об'єктів), що відповідає співвідношенню приблизно 70%/20%/10%. З метою забезпечення відтворюваності результатів усіх експериментів зафіксовано початкове значення генератора випадкових чисел ($\text{seed} = 42$) (таблиця 3.2). Навчання моделі YOLOv8m здійснювалося протягом 100 епох із використанням передавального навчання, постійним контролем валідаційної метрики mAP та застосуванням механізму ранньої зупинки ($\text{patience} = 25$) для запобігання перенавчанню.

Таблиця 3.2 – Сценарії експериментального тестування розробленого методу

№ сценарію	Мета експерименту	Вхідні дані	Очікуваний результат
1	Навчання моделі YOLOv8 на	Тренувальна вибірка	Формування навчених ваг моделі

№ сценарію	Мета експерименту	Вхідні дані	Очікуваний результат
	підготовленому наборі даних		
2	Перевірка якості детекції сузір'їв на валідаційній вибірці	Валідаційна вибірка	Оцінювання здатності моделі до узагальнення
3	Тестування моделі на незалежній тестовій вибірці	Тестова вибірка	Отримання значень метрик Precision, Recall, F1-score та mAP
4	Застосування алгоритму RANSAC для геометричної верифікації	Результати детекції YOLOv8	Зменшення кількості хибних спрацьовувань та уточнення результатів розпізнавання
5	Порівняння результатів до та після використання RANSAC	Результати сценаріїв 3–4	Оцінювання ефективності запропонованого гібридного підходу

Сценарії експериментального тестування, наведені в таблиці 3.2, охоплюють усі етапи дослідження – від навчання моделі до оцінювання ефективності запропонованого гібридного підходу на основі YOLOV8 та алгоритму RANSAC. Така організація експериментів забезпечує комплексну перевірку якості розробленого методу та дозволяє оцінити внесок шкірного його компонента до підсумкового результату розпізнавання сузір'їв.

Повний перелік використаних гіперпараметрів навчання наведено у таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Гіперпараметри навчання моделі YOLOv8m

Параметр	Значення
Базова модель	yolov8m.pt (переднавчена на COCO)
Кількість епох	100 (рання зупинка, patience = 25)

Параметр	Значення
Розмір зображення	640 × 640
Розмір батчу	8
Поріг достовірності	0,25
Поріг IoU	0,5
Seed	42
Обчислювальне середовище	SGD / NVIDIA Tesla T4 (Google Colab)

Для оцінювання внеску окремих компонентів запропонованого підходу проведено дослідження у форматі ablation study (таблиця 3.4), у межах якого метод перевірявся в трьох режимах роботи: лише комп'ютерний зір (cv_only), лише нейромережева гілка (yolo_only) та повний гібридний режим (hybrid). Такий підхід дозволяє проаналізувати вплив кожної складової системи на кінцевий результат та визначити доцільність їх об'єднання.

Таблиця 3.4 – Порівняльна характеристика режимів роботи системи

Режим роботи	Переваги	Недоліки
CV-only	Інваріантність до повороту та масштабу; висока інтерпретованість результатів	Чутливість до помилок детекції зоряних точок; залежність від якості геометричного зіставлення
YOLO-only	Висока точність на даних, подібних до навчальної вибірки; швидка обробка	Чутливість до доменного зсуву та зміни умов зйомки
Hybrid	Підвищена надійність за рахунок узгодження двох незалежних джерел прийняття рішення; можливість оцінки рівня узгодженості	Більша обчислювальна складність порівняно з окремими режимами

Якісний аналіз результатів показав, що режим yolo_only забезпечує найвищу точність на зображеннях, які є подібними до розподілу навчального

набору. У свою чергу, режим `cv_only` демонструє кращу інтерпретованість результатів і стабільну роботу в умовах чітко вираженої геометричної структури зір, зокрема завдяки інваріантності до повороту та масштабу зображення.

Гібридний режим поєднує переваги обох підходів: узгоджені передбачення нейромережевої та геометричної гілок (рівень узгодженості HIGH) підвищують надійність фінального рішення, тоді як розбіжності між ними слугують індикатором невпевненості системи та сигналізують про необхідність додаткової перевірки результату. Результати оцінювання для всіх режимів формуються автоматично інструментом аналізу та наведені у Додатку В.

Для оцінювання якості роботи моделі використовувалися метрики Precision, Recall, F1-score, $mAP@0.5$ та $mAP@0.5:0.95$, математичні визначення яких наведено у формулах (2.18)–(2.21).

3.3 Аналіз отриманих результатів

Динаміку процесу навчання нейромережевого детектора впродовж 100 епох наведено на рисунку 3.4. Отримані криві демонструють стабільне зменшення значень компонентів функції втрат як на тренувальній, так і на валідаційній вибірках. Це свідчить про коректне налаштування гіперпараметрів моделі та поступове зближення процесу оптимізації з глобальним екстремумом. Одночасно спостерігається монотонне зростання метрик Precision, Recall та mAP , що підтверджує безперервне покращення якості детекції. Важливо, що тренувальні та валідаційні криві функцій втрат мають подібну топологію без суттєвого розходження (дивергенції), що математично вказує на відсутність ефекту перенавчання та високу узагальнювальну здатність моделі.

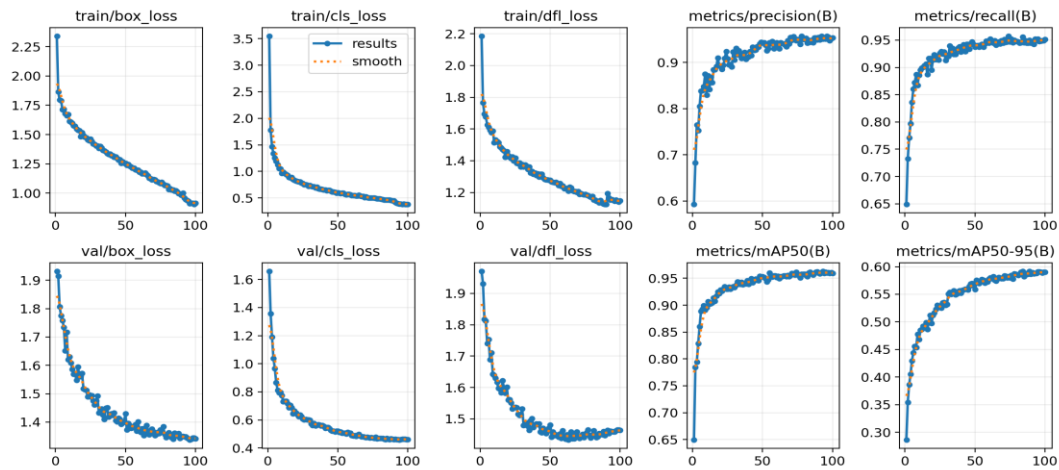


Рисунок 3.4 – Криві навчання детектора: динаміка компонентів функції втрат та метрик якості за епохами

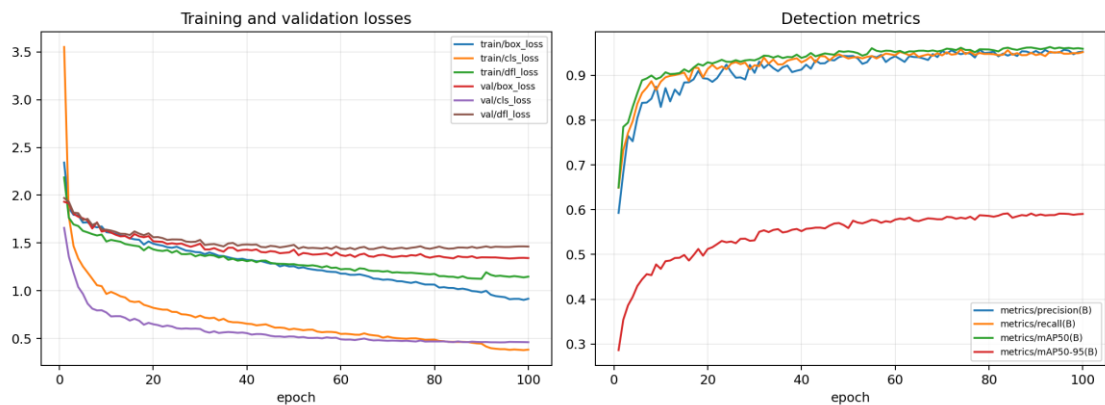


Рисунок 3.5 – Деталізовані графіки функції втрат і метрик у процесі навчання

Підсумкові обчислені значення метрик якості функціонування детектора на валідаційній та тестовій підмножинах даних зведено в таблиці 3.5. Отримані результати підтверджують стабільність роботи нейромережевого методу на різних вибірках. Близькість показників на незалежній тестовій вибірці до валідаційних значень свідчить про інваріантність сформованих ознак у межах домену використаного набору даних.

Таблиця 3.5 – Метрики детектора YOLOv8m на валідаційній і тестовій вибірках

Тип вибірки	Precision	Recall	mAP@0.5	mAP@0.5:0.95
Валідаційна	0,9535	0,9555	0,9429	0,5820
Тестова	0,9560	0,9688	0,9562	0,5773

Високі значення метрик Precision і Recall (понад 0,95) свідчать про те, що розроблений метод забезпечує точне виявлення більшості астрономічних об'єктів із мінімальною кількістю хибнопозитивних спрацьовувань. Натомість інтегральний показник $mAP@0.5:0.95$ (що становить приблизно 0,58) є очікувано нижчим, що зумовлено жорсткими математичними критеріями його розрахунку. Ця метрика усереднюється за різних порогів перетину (IoU), тому вона критично чутлива до геометричної точності побудови обмежувальних рамок. У задачі розпізнавання сузір'їв це має природне обмеження, оскільки межі сузір'їв на небосхилі є умовними й не мають чітких фізичних контурів, що ускладнює повне збігання передбачених і еталонних полігонів розмітки. Водночас високе значення $mAP@0.5$ ($\approx 0,95$) повністю доводить надійність методу в задачах безпосередньої ідентифікації об'єктів.

У загальному випадку математична стабільність та дисперсія метрик глибокого навчання між незалежними запусками моделі оцінюється за допомогою середнього значення μ та середньоквадратичного відхилення σ , що визначаються за формулами (3.1):

У загальному випадку стабільність метрик може оцінюватися за допомогою середнього значення μ та стандартного відхилення σ .

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k, \quad \sigma = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x_k - \mu)^2} \quad (3.1)$$

де:

μ – середнє арифметичне значення метрики;

σ – середньоквадратичне (стандартне) відхилення, що показує розкид значень навколо середнього;

n – кількість запусків (фолдів);

x_k – значення метрики в k -му запуску;

$\sum_{k=1}^n$ – підсумовування за всіма запусками від $k = 1$ до n ;

$\sqrt{}$ – квадратний корінь;

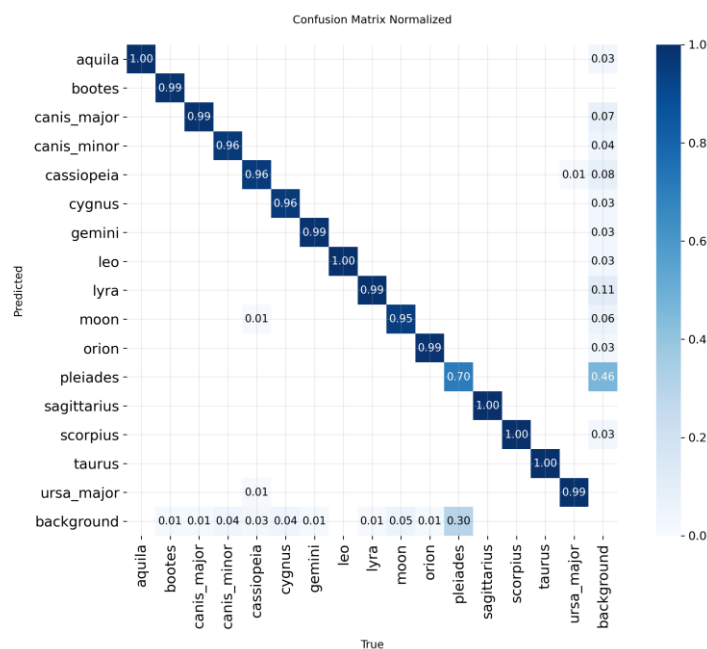
$(n - 1)$ – дільник, що відповідає незміщеній оцінці дисперсії.

Величина параметра σ характеризує чутливість методу до випадкових флуктуацій у даних: мале значення відхилення нівелює гіпотезу про випадковість успішного навчання мережі.

У межах цього дослідження оцінювання виконано за умови фіксованого розбиття даних та детермінованого стану генератора випадкових чисел ($\text{seed} = 42$) для забезпечення повної відтворюваності експериментів. Розрахунок довірчих інтервалів за багатофолдовою схемою ($n \geq 4$) визначено як перспективний напрям розвитку розробленої системи.

Незначне перевищення окремих тестових показників над валідаційними в таблиці 3.5 не є методичною помилкою. У задачах комп'ютерного зору фінальні метрики залежать від покласового розподілу, щільності та контрастності зірок на конкретних кадрах. Якщо валідаційна підмножина містила більше складних сцен із частковим перекриттям хмарами чи інтенсивним міським світловим забрудненням, її показники можуть бути дещо нижчими. Оскільки абсолютна різниця між значеннями є критично малою (для Precision – 0,0025, для Recall – 0,0133), це підтверджує математичну збіжність результатів.

Покласову якість роботи класифікатора ілюструють нормовані матриці помилок, побудовані для валідаційного (рисунки 3.6) та тестового (рисунки 3.7) масивів даних.



Рисунки 3.6 – Нормована матриця помилок детектора на валідаційній вибірці

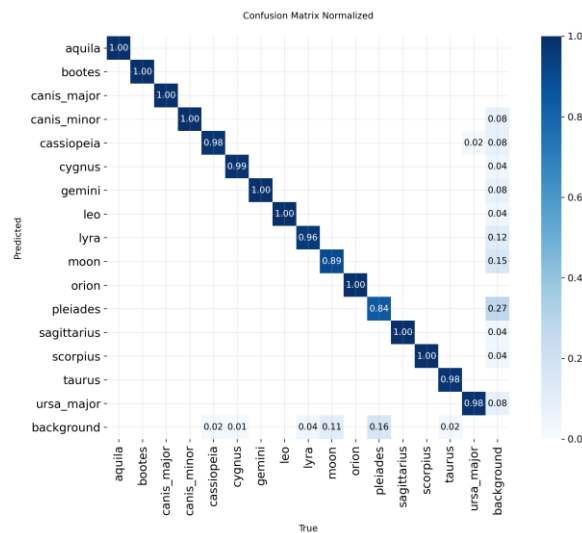


Рисунок 3.7 – Нормована матриця помилок детектора на тестовій вибірці

Домінування високих числових значень на головній діагоналі матриць (рисунки 3.6, 3.7) підтверджує здатність моделі коректно ідентифікувати більшість сузір'їв. Поодинокі помилки суміщення класів виникають переважно між просторово близькими чи візуально подібними зоряними конфігураціями, а також для класів із меншою щільністю представлення у вибірці, зокрема Sagittarius та Scorpius.

Для аналізу простору ознак та оцінки роздільної здатності моделі було побудовано ROC-криві за принципом «один проти решти» (One-vs-Rest), які наведено на рисунку 3.8.

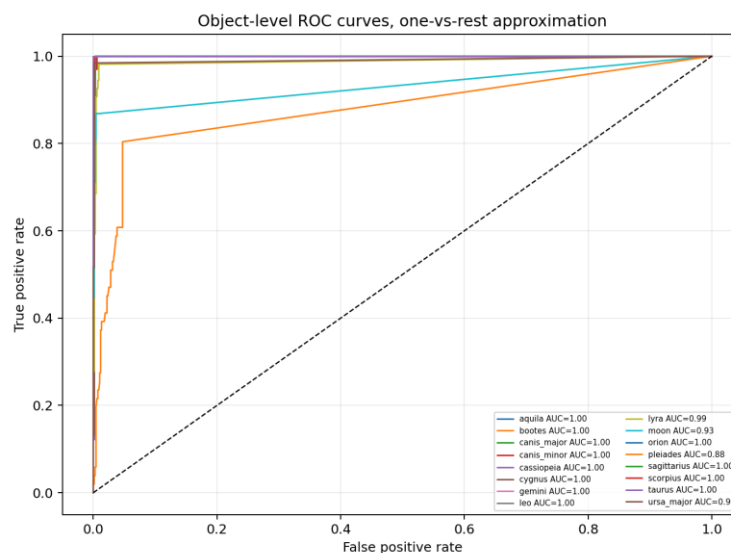


Рисунок 3.8 – ROC-криві для класів та відповідні значення AUC

Значення площі під кривою (AUC) для більшості аналізованих класів наближається до одиниці, що доводить високу селективність розробленого методу. Для визначення оптимального робочого компромісу між точністю та повнотою детекції було проаналізовано інтегральну криву Precision-Recall (рисунок 3.9) та графік залежності F1-міри від встановленого порогу достовірності (рисунок 3.10). Математичний вибір оптимального робочого порогу τ^* базується на максимізації критерію F1:

$$\tau^* = \arg \max_{\tau} F1(\tau). \quad (3.2)$$

За кривою F1 (рисунок 3.10) максимум досягається у широкому діапазоні порогів, що свідчить про стабільність моделі та дає змогу обрати поріг достовірності близьким до 0,25–0,5 без істотної втрати якості.

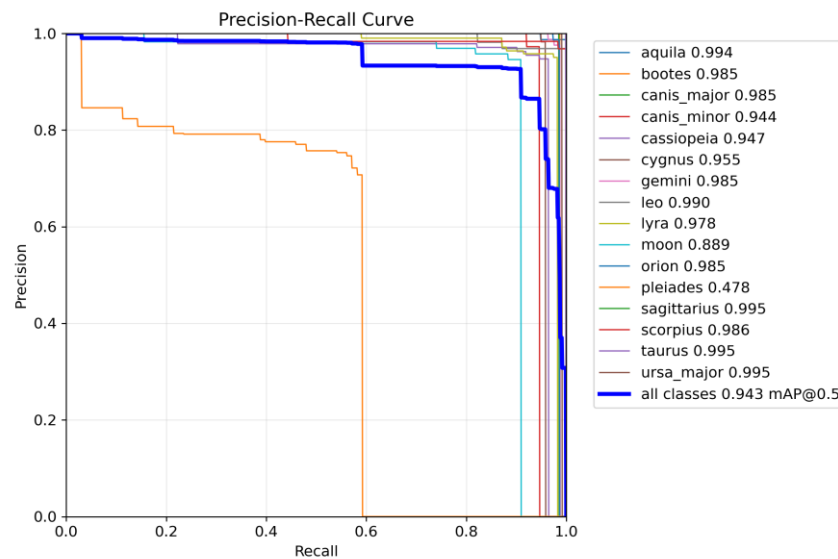


Рисунок 3.9 – Крива «precision–recall» для валідаційної вибірки

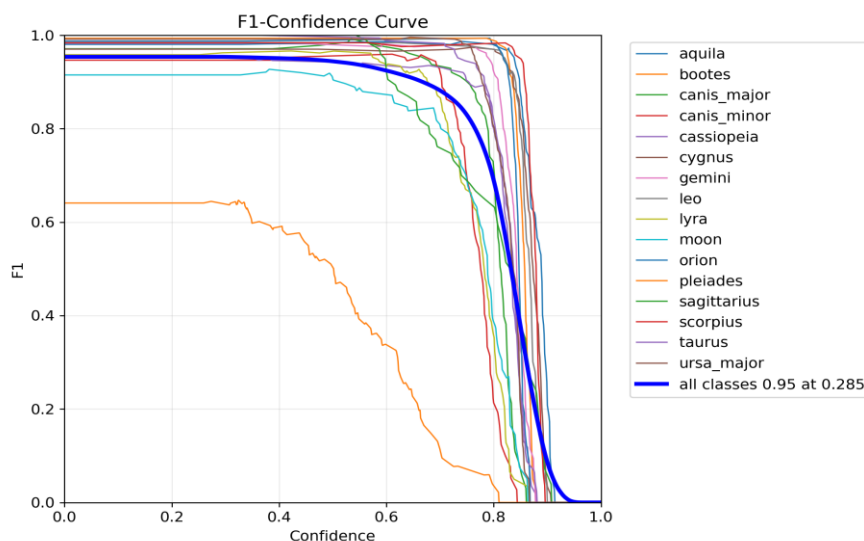


Рисунок 3.10 – Залежність F1-міри від порогу достовірності

Аналіз графіка на рисунку 3.10 вказує на те, що максимум F1-міри досягається у широкому діапазоні значень порогів, що підтверджує робастність моделі й дозволяє встановити робочий поріг достовірності в інтервалі 0,25 ... 0,50 без суттєвої втрати якості детекції.

Приклади практичної роботи розробленого нейромережевого методу під час обробки реальних цифрових зображень зоряного неба наведено на рисунку 3.11.

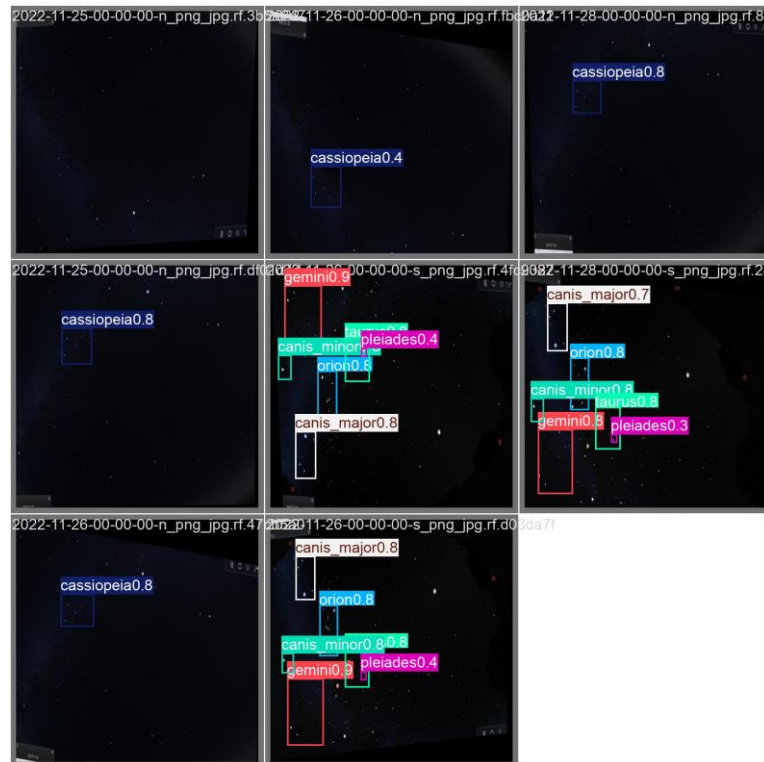


Рисунок 3.11 – Візуалізація результатів розпізнавання та локалізації сузір'їв моделлю YOLOv8

Кожна ідентифікована область супроводжується прогнозованою текстовою міткою класу та числовим значенням оцінки впевненості детектора. Пряме порівняння з еталонною розміткою підтверджує високу точність локалізації геометричних меж сузір'їв. Деяке зниження рівня впевненості детектора спостерігається виключно на складних кадрах із високою щільністю фонових зірок або частковим перекриттям хмарами, що загалом підтверджує високу ефективність та практичну цінність запропонованого підходу.

3.4 Аналіз обмежень запропонованого методу та напрями подальшого вдосконалення

Попри високі кількісні та якісні показники метрик ефективності, отримані на досліджуваному наборі даних, розроблений гібридний метод має низку алгоритмічних та системних обмежень, аналіз яких є необхідним для об'єктивної оцінки меж його практичної застосовності:

- *доменний зсув вибірки*: цифрові зображення для навчання нейромережі отримані переважно з ідеалізованих джерел (планетарних симуляторів та синтезованих кадрів), які відтворюють зоряне небо за умов відсутності завад. Реальні астрофотографії суттєво відрізняються рівнем цифрового шуму сенсора камери, світловим забрудненням атмосфери, оптичними дисторсіями об'єктива та варіативністю експозиції. Оскільки нейромережевий модуль оптимізується під статистичні закономірності тренувального домену, на реальних знімках можливе зниження оцінки впевненості детектора. Інтегрована геометрична гілка комп'ютерного зору, яка спирається на інваріантні до просторових трансформацій конфігурації зірок, частково компенсує цей ефект, проте її стабільність також деградує за умов критичного рівня шумів;

- *стохастична природа алгоритму RANSAC*: етап геометричного зіставлення та фільтрації викидів базується на ітераційному випадковому виборі мінімальної підмножини пар відповідностей. Через це, за умови відсутності жорсткої фіксації базового стану генератора випадкових чисел, можливі незначні коливання фінальних розрахунків між окремими запусками програми на одному й тому самому вхідному зображенні, що проявляється у крайових випадках із близькими геометричними оцінками шаблонів;

- *орієнтація на однооб'єктне розпізнавання*: поточна математична логіка модуля об'єднання рішень (Fusion) розрахована на виявлення та верифікацію одного домінантного сузір'я на знімку, повертаючи єдину підсумкову мітку класу. Хоча нейромережевий детектор технічно здатний локалізувати кілька

об'єктів у межах кадру, завдання паралельного повноцінного розпізнавання багатьох сузір'їв у складних панорамних сценах виходить за межі поточної програмної реалізації;

– дискретність простору класів та умовність меж: потужність множини розпізнаваних категорій обмежена 16 базовими сузір'ями, представленими у сформованому датасеті. Крім того, просторові межі сузір'їв на небосхилі є умовними й не мають чітких фізичних контурів, що зумовлює помірні значення строгої метрики $mAP@0.5:0.95$ порівняно з $mAP@0.5$. оскільки оцінка базується на прямокутних обмежувальних рамках.

На основі виявлених обмежень визначено такі перспективні напрями подальшого вдосконалення розробленої системи:

1. Розширення простору класів та доменна адаптація набору даних шляхом додавання реальних астрофотографій, отриманих за різних умов зйомки та оптичного обладнання.
2. Застосування математично суворішої схеми багатофолдової крос-валідації для обчислення довірчих інтервалів метрик та оцінки статистичної стабільності навчання моделі.
3. Модифікація алгоритму блока Fusion у бік переходу від жорстких евристичних правил до використання окремої навченої мета-моделі об'єднання результатів детекції та геометричного аналізу [29, 48].
4. Інтеграція фундаментальних астрономічних зоряних каталогів [49, 50] для забезпечення точної координатної прив'язки виявлених об'єктів на карті зоряного

3.5. Висновки до розділу 3

У третьому розділі кваліфікаційної роботи виконано практичну реалізацію розробленого гібридного методу у вигляді експериментального програмного прототипу мовою Python із використанням бібліотек глибокого

навчання та графічного інтерфейсу PyQt6. Описано архітектуру застосунку, предметну область та базові сценарії його використання кінцевим користувачем.

На основі сформованих сценаріїв тестування проведено комплексне дослідження ефективності розроблених алгоритмів. За результатами оцінювання системи на незалежній тестовій вибірці було досягнуто високих показників якості детекції: $\text{Precision} = 0,956$, $\text{Recall} = 0,969$, $\text{mAP@0.5} = 0,956$ та $\text{mAP@0.5:0.95} = 0,577$. Близькість числових значень валідаційних та тестових метрик експериментально підтверджує високу узагальнювальну здатність моделі, а збіжність кривих функцій втрат доводить стійкість процесу оптимізації параметрів мережі та відсутність ефекту перенавчання.

Висновки

У кваліфікаційній роботі розв'язано актуальну задачу автоматизованого розпізнавання та локалізації сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба засобами комп'ютерного зору та глибокого навчання. За результатами проведених досліджень, розробки алгоритмічного забезпечення та експериментального тестування сформульовано такі висновки:

Аналіз предметної області та обґрунтування методу. Встановлено, що розпізнавання сузір'їв характеризується специфічними латентними ознаками порівняно зі стандартними задачами об'єктної детекції. Визначальними факторами ідентифікації є не колір, текстура чи контури, а відносне просторове розташування зірок, їхня взаємна геометрична конфігурація, масштаб, орієнтація та кутові відстані між точками. Обґрунтовано, що ізольоване застосування або лише нейромережових моделей, або лише класичних дескрипторів комп'ютерного зору є недостатнім для забезпечення високої робастності системи. На основі цього розроблено гібридний метод, який поєднує архітектуру YOLOv8 для швидкої попередньої детекції та стохастичний алгоритм RANSAC для математичної верифікації просторової відповідності між знайденими точками й еталонними шаблонами.

Алгоритмічна структура методу. Запропонований метод формалізовано у вигляді послідовних взаємопов'язаних етапів: передобробки цифрового кадру, виділення ключових зоряних точок, нейромережової детекції та покласової класифікації засобами моделі YOLOv8, геометричного зіставлення конфігурацій за критерієм RANSAC та інтеграції отриманих оцінок у модулі прийняття рішень Fusion. Така архітектура дозволяє ухвалювати фінальне рішення не лише на основі ймовірнісної оцінки нейромережі, а й з урахуванням структурно-топологічної відповідності розміщення об'єктів на небосхилі.

Програмна реалізація. Для експериментального підтвердження працездатності розробленого математичного та алгоритмічного забезпечення створено програмний прототип мовою Python із використанням профільних

бібліотек PyTorch, OpenCV, NumPy, Matplotlib та графічного фреймворку PyQt6. Програмний комплекс має модульну структуру, що дозволяє ізольовано модифікувати та масштабувати блоки попередньої обробки сигналів, нейромережевого інференсу, геометричного аналізу та інтерактивної візуалізації результатів.

Експериментальні дослідження та оцінка якості. Проведене тестування на незалежній вибірці підтвердило високу ефективність запропонованого підходу. Оптимізована модель YOLOv8m продемонструвала такі підсумкові значення метрик якості: Precision = 0,956, Recall = 0,969, mAP@0.5 = 0,956 та mAP@0.5:0.95 = 0,577. Високі показники повноти та точності свідчать про мінімальний рівень пропусків об'єктів та помилок першого і другого роду в межах досліджуваного домену даних. Помірне значення інтегральної метрики mAP@0.5:0.95 є математично закономірним і пояснюється умовністю меж сузір'їв та жорсткістю суворих порогів перетину IoU. Близькість валідаційних та тестових показників експериментально доводить відсутність ефекту перенавчання моделі та її високу узагальнювальну здатність.

Визначення обмежень та перспективи розвитку. Визначено системні обмеження розробленого методу, серед яких — чутливість нейромережевої складової до доменного зсуву під час переходу від синтезованих зображень до реальних астрофотографій, що зазнають впливу світлового забруднення, атмосферної турбулентності, завад експозиції та оптичних дисторсій сенсорів. Перспективними напрямками подальших досліджень визначено:

- доменну адаптацію та розширення простору класів датасету за рахунок натурних знімків зоряного неба;
- впровадження багатофолдової крос-валідації для оцінки довірчих інтервалів метрик;
- перехід від евристичних правил у модулі Fusion до навченого мета-класифікатора об'єднання ознак;
- інтеграцію фундаментальних астрометричних зоряних каталогів для прецизійної координатної прив'язки виявлених конфігурацій об'єктів.

Перелік посилань

1. Star Basics. NASA Science. URL: <https://science.nasa.gov/universe/stars/>.
2. The Life Cycles of Stars. NASA Imagine the Universe. URL: https://imagine.gsfc.nasa.gov/educators/lifecycles/LC_main3.html.
3. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications. 2nd ed. Cham : Springer, 2022. 1230 p. URL: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-030-34372-9>.
4. International Astronomical Union | IAU. URL: <https://iauarchive.eso.org/public/themes/constellations>.
5. Fraknoi A., Morrison D., Wolff S. C. Astronomy 2e. The Spectra of Stars and Brown Dwarfs. OpenStax. URL: <https://openstax.org/books/astronomy-2e/pages/17-3-the-spectra-of-stars-and-brown-dwarfs>.
6. Fraknoi A., Morrison D., Wolff S. C. Astronomy 2e. The H-R Diagram. OpenStax. URL: <https://openstax.org/books/astronomy-2e/pages/18-4-the-h-r-diagram>.
7. Types of Variable Stars: A Guide for Beginners. AAVSO. URL: <https://www.aavso.org/>.
8. ESA. The Hipparcos and Tycho Catalogues. ESA SP-1200. 1997. URL: <https://www.cosmos.esa.int/web/hipparcos/catalogues>.
9. Gaia Collaboration. Gaia Data Release 3: Summary of the Content and Survey Properties. Astronomy and Astrophysics. 2023. Vol. 674. A1. URL: <https://www.cosmos.esa.int/web/gaia/dr3>.
10. Hoffleit D., Warren W. H. The Bright Star Catalogue. 5th ed. New Haven : Yale University Observatory, 1991. URL: <https://cdsarc.u-strasbg.fr/viz-bin/Cat?V/50>.
11. Calabretta M. R., Greisen E. W. Representations of Celestial Coordinates in FITS. Astronomy and Astrophysics. 2002. Vol. 395. P. 1077–1122. URL: <https://www.aanda.org/articles/aa/abs/2002/45/aah3860/aah3860.html>.

12. Bertin E., Arnouts S. SExtractor: Software for Source Extraction. Astronomy and Astrophysics Supplement Series. 1996. Vol. 117. P. 393–404. URL: <https://aas.aanda.org/articles/aas/abs/1996/08/ds1060/ds1060.html>.
13. Point-like Source Detection. Photutils Documentation. URL: https://photutils.readthedocs.io/en/latest/user_guide/detection.html.
14. Ren S., He K., Girshick R., Sun J. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). 2015. P. 91–99. URL: <https://arxiv.org/abs/1506.01497>.
15. Liu W., Anguelov D., Erhan D. et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector. European Conference on Computer Vision (ECCV). 2016. P. 21–37. URL: <https://arxiv.org/abs/1512.02325>.
16. Lin T.-Y., Goyal P., Girshick R. et al. Focal Loss for Dense Object Detection. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 2017. P. 2980–2988. URL: <https://arxiv.org/abs/1708.02002>.
17. 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>.
18. Redmon J., Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement. arXiv preprint. 2018. URL: <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
19. Bochkovskiy A., Wang C.-Y., Liao H.-Y. M. YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. arXiv preprint. 2020. URL: <https://arxiv.org/abs/2004.10934>.
20. Wang C.-Y., Bochkovskiy A., Liao H.-Y. M. YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors. CVPR. 2023. URL: <https://arxiv.org/abs/2207.02696>.
21. Jocher G., Chaurasia A., Qiu J. Ultralytics YOLOv8 : документація. 2023. URL: <https://docs.ultralytics.com>.

22. Lin T.-Y., Dollar P., Girshick R. et al. Feature Pyramid Networks for Object Detection. CVPR. 2017. P. 2117–2125. URL: <https://arxiv.org/abs/1612.03144>.
23. Lin T.-Y., Maire M., Belongie S. et al. Microsoft COCO: Common Objects in Context. ECCV. 2014. P. 740–755. URL: <https://arxiv.org/abs/1405.0312>.
24. Everingham M., Van Gool L., Williams C. K. I. et al. The PASCAL Visual Object Classes (VOC) Challenge. International Journal of Computer Vision. 2010. Vol. 88, № 2. P. 303–338. URL: <http://host.robots.ox.ac.uk/pascal/VOC/>.
25. He K., Zhang X., Ren S., Sun J. Deep Residual Learning for Image Recognition. CVPR. 2016. P. 770–778. URL: <https://arxiv.org/abs/1512.03385>.
26. Tan M., Le Q. EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks. International Conference on Machine Learning (ICML). 2019. P. 6105–6114. URL: <https://arxiv.org/abs/1905.11946>.
27. Howard A. G., Zhu M., Chen B. et al. MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications. arXiv preprint. 2017. URL: <https://arxiv.org/abs/1704.04861>.
28. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. NeurIPS. 2012. P. 1097–1105. URL: <https://papers.nips.cc/paper/4824-imagenet-classification-with-deep-convolutional-neural-networks>.
29. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. Cambridge : MIT Press, 2016. 800 p. URL: <https://www.deeplearningbook.org/>.
30. Pan S. J., Yang Q. A Survey on Transfer Learning. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. 2010. Vol. 22, № 10. P. 1345–1359. URL: <https://dl.acm.org/doi/10.1109/TKDE.2009.191>.
31. Lowe D. G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. International Journal of Computer Vision. 2004. Vol. 60, № 2. P. 91–110. URL: <https://link.springer.com/article/10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94>.
32. Bay H., Tuytelaars T., Van Gool L. SURF: Speeded Up Robust Features. ECCV. 2006. P. 404–417. URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/11744023_32.

33. Rublee E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G. ORB: An Efficient Alternative to SIFT or SURF. ICCV. 2011. P. 2564–2571. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/6126544>.
34. Fischler M. A., Bolles R. C. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis. Communications of the ACM. 1981. Vol. 24, № 6. P. 381–395. URL: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/358669.358692>.
35. Lang D., Hogg D. W., Mierle K. et al. Astrometry.net: Blind Astrometric Calibration of Arbitrary Astronomical Images. The Astronomical Journal. 2010. Vol. 139, № 5. P. 1782–1800. URL: <https://arxiv.org/abs/0910.2233>.
36. Star Walk 2. Vito Technology. URL: <https://vitotechnology.com/apps/star-walk-2>.
37. SkyView Lite. App Store. URL: <https://apps.apple.com/us/app/skyview-lite/id413936865>.
38. Sky Map. Google Play. URL: <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.google.android.stardroid>.
39. Stellarium Astronomy Software : офіційний сайт. URL: <https://stellarium.org/>.
40. Zheng Z., Wang P., Liu W. et al. Distance-IoU Loss: Faster and Better Learning for Bounding Box Regression. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2020. Vol. 34, № 7. P. 12993–13000. URL: <https://arxiv.org/abs/1911.08287>.
41. Stars and Constellation Dataset : Roboflow Universe. 2024. URL: <https://universe.roboflow.com/shilpipyxeda/stars-and-constellation> .
42. Shorten C., Khoshgoftaar T. M. A Survey on Image Data Augmentation for Deep Learning. Journal of Big Data. 2019. Vol. 6. Article 60. URL: <https://link.springer.com/article/10.1186/s40537-019-0197-0>.
43. Bradski G. The OpenCV Library : документація. URL: <https://docs.opencv.org/4.x/>.

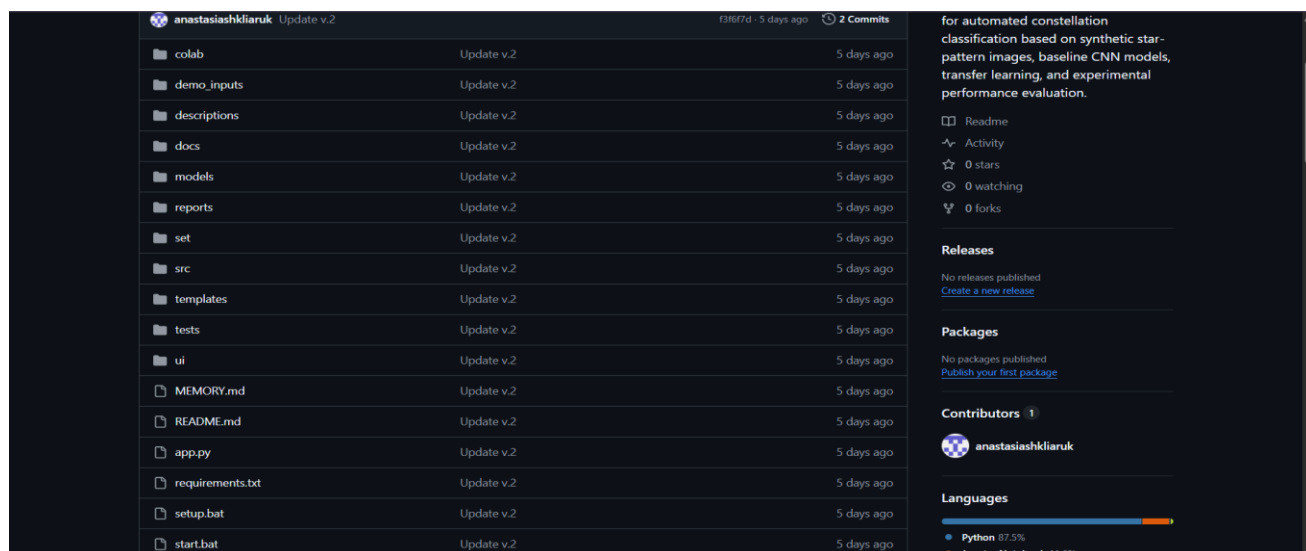
44. Harris C. R., Millman K. J., Van Der Walt S. J. et al. Array Programming with NumPy. *Nature*. 2020. Vol. 585. P. 357–362. URL: <https://www.nature.com/articles/s41586-020-2649-2>.
45. Paszke A., Gross S., Massa F. et al. PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library. *NeurIPS*. 2019. P. 8024–8035. URL: <https://arxiv.org/abs/1912.01703>.
46. 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://www.jmlr.org/papers/volume12/pedregosa11a/pedregosa11a.pdf>.
47. Hunter J. D. Matplotlib: A 2D Graphics Environment. *Computing in Science and Engineering*. 2007. Vol. 9, № 3. P. 90–95. URL: <https://www.computer.org/csdl/magazine/cs/2007/03/c3090/13rRUwbJD0A>.
48. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep Learning. *Nature*. 2015. Vol. 521. P. 436–444. URL: <https://www.nature.com/articles/nature14539>.
49. Hog E., Fabricius C., Makarov V. V. et al. The Tycho-2 Catalogue of the 2.5 Million Brightest Stars. *Astronomy and Astrophysics*. 2000. Vol. 355. P. L27–L30. URL: <https://ui.adsabs.harvard.edu/abs/2000A%26A...355L..27H/abstract>.
50. Wenger M., Ochsenbein F., Egret D. et al. The SIMBAD Astronomical Database. *Astronomy and Astrophysics Supplement Series*. 2000. Vol. 143. P. 9–22. URL: <https://aas.aanda.org/articles/aas/pdf/2000/07/ds1821.pdf>.
51. 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, № 4. P. 1680–1716. URL: <https://doi.org/10.3390/make5040083>.

ДОДАТКИ

Додаток А. Програмний код та репозиторій

Повний програмний код доступний у відкритому репозиторії GitHub:

<https://github.com/anastasiashkliaruk/constellation-recognizer/tree/main>



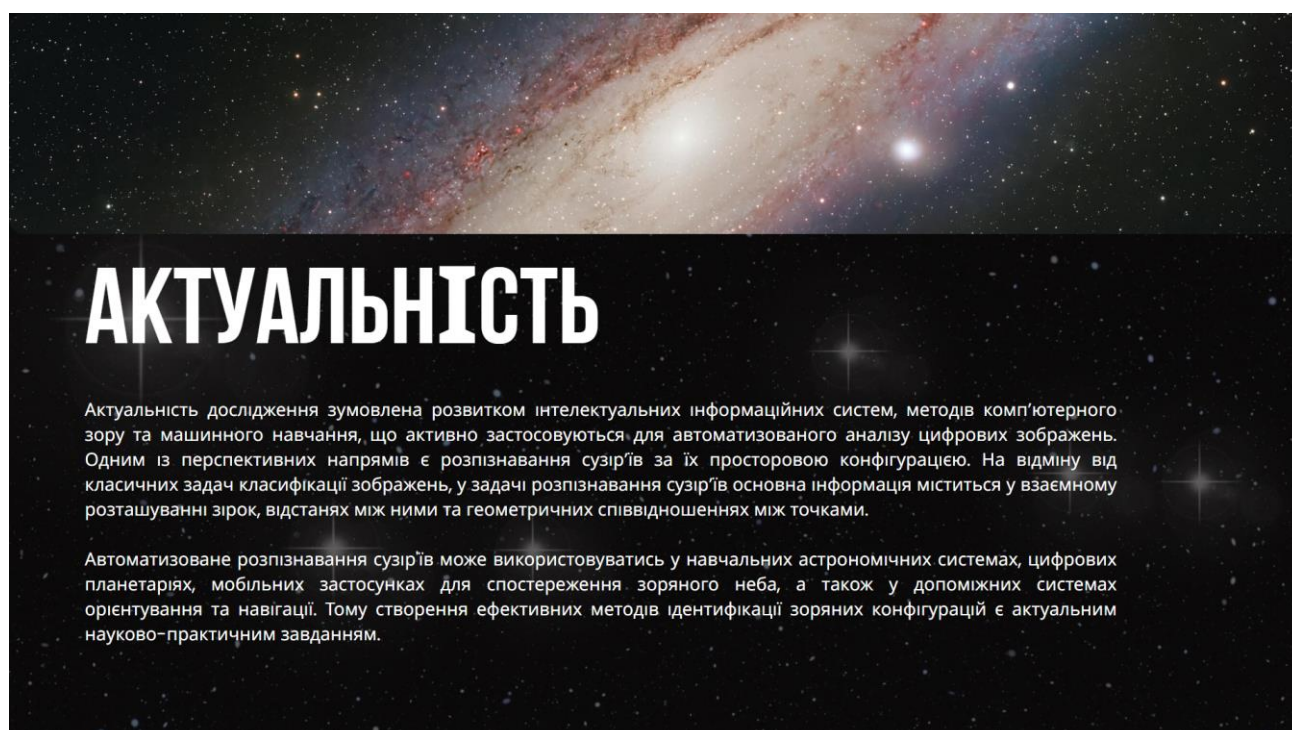
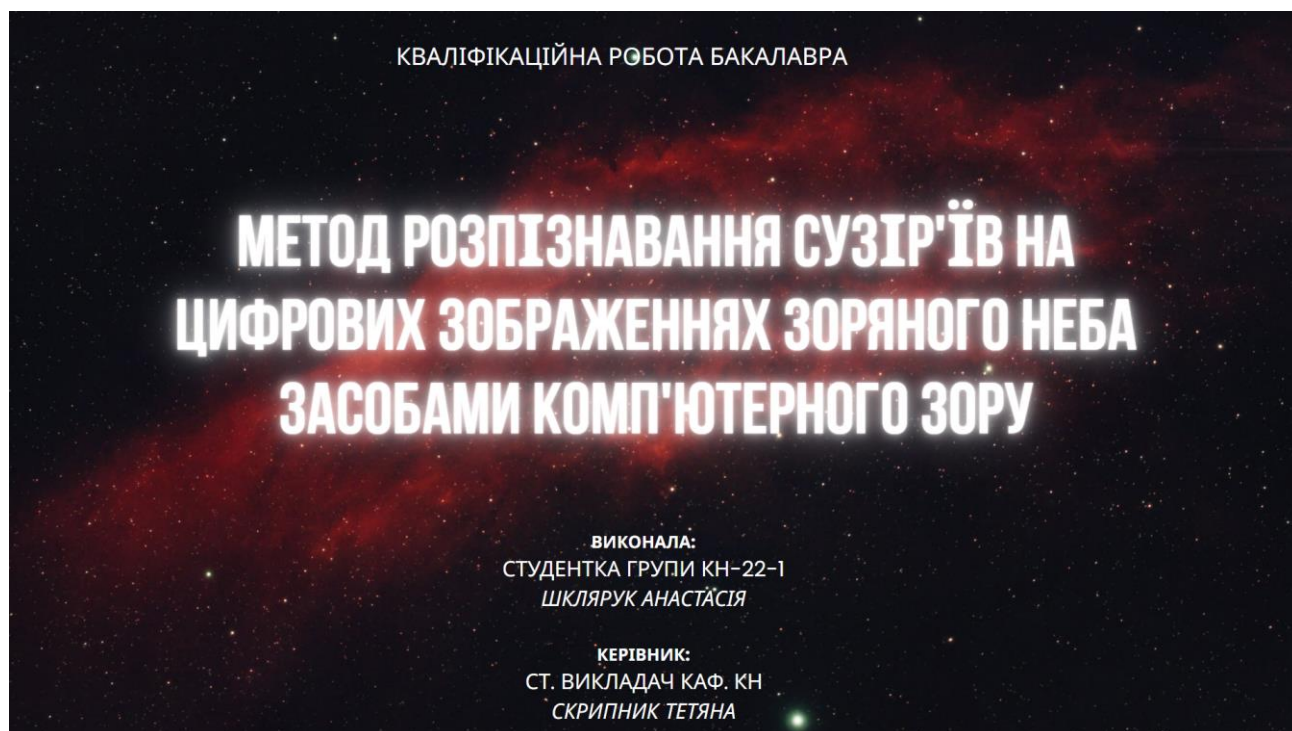
Структуру репозиторію наведено у таблиці А.1.

Таблиця А.1 – Структура репозиторію проєкту

Шлях	Призначення
app.py	точка входу графічного застосунку
src/	програмні модулі методу (pipeline, cv_module, yolo_detector, fusion, star_detector, demo_memory тощо)
ui/	графічний інтерфейс користувача (PyQt6)
templates/	еталонні шаблони сузір'їв для геометричного зіставлення
descriptions/	україномовні описи сузір'їв
colab/	ноутбук і скрипт навчання YOLOv8 у Google Colab
models/	ваги навченої моделі (models/yolo/best.pt)
constellation_yolo_runs/	артефакти навчання: метрики, графіки, матриці помилок
tests/	автоматичні перевірки (pytest)
README.md	опис проєкту та інструкція із запуску

Запуск застосунку виконується командами setup.bat (створення віртуального середовища та встановлення залежностей) і start.bat (запуск), або вручну через активацію віртуального середовища та виконання `python app.py`.

Додаток Б. Презентаційні матеріали



МЕТА І ЗАВДАННЯ РОБОТИ

Об'єкт дослідження – процес автоматизованого розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба.

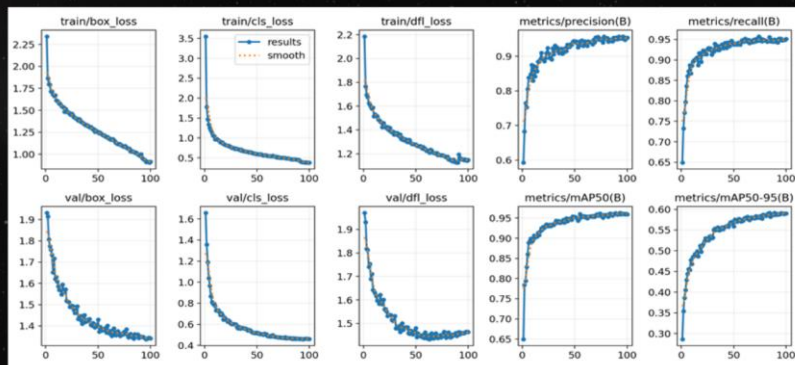
Предмет дослідження – методи та засоби комп'ютерного зору, геометричного зіставлення та глибокого навчання для автоматизованого розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба.

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення достовірності та автоматизації процесу ідентифікації сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба шляхом розроблення гібридного методу, що поєднує засоби комп'ютерного зору, моделі глибокого навчання та алгоритми геометричної верифікації.

Для досягнення поставленої мети слід виконати такі завдання:

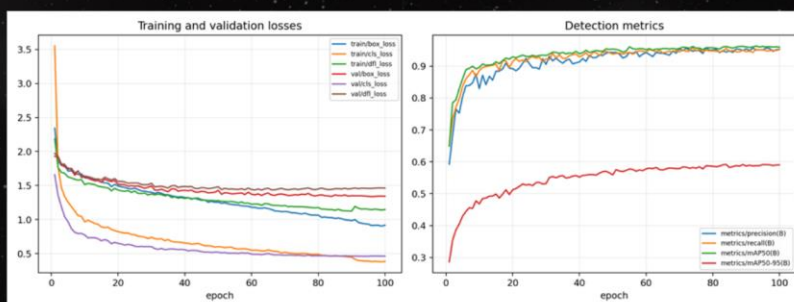
- провести аналіз предметної області розпізнавання сузір'їв та існуючих підходів до розв'язання цієї задачі;
- розробити гібридний метод розпізнавання сузір'їв на основі аналізу фотографічних зображень з використанням моделей глибокого навчання;
- створити програмну реалізацію запропонованого методу;
- провести експериментальні дослідження та оцінити ефективність розробленого рішення.

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДУ



Криві навчання: складові функції втрат та метрики якості за епохами

РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДУ



Криві навчання: складові функції втрат та метрики якості за епохами

ВИСНОВКИ

Метою кваліфікаційної роботи було підвищення достовірності та автоматизації процесу ідентифікації сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба шляхом розроблення гібридного методу, що поєднує засоби комп'ютерного зору, алгоритми геометричного зіставлення та методи глибокого навчання. У результаті виконання роботи поставлену мету досягнуто, а всі визначені завдання виконано в повному обсязі.

У ході дослідження проведено аналіз предметної області та сучасних підходів до розпізнавання об'єктів на зображеннях, що дозволило визначити особливості задачі автоматизованого розпізнавання сузір'їв та обґрунтувати доцільність використання гібридного підходу. Розроблено метод розпізнавання сузір'їв, який поєднує нейромережеву детекцію на базі моделі YOLOv8 із геометричною верифікацією зоряних конфігурацій за алгоритмом RANSAC та модулем Fusion для формування фінального рішення.

18.06.26, 18:22

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



Thu Jun 18 18:22:36 EEST 2026, Петровський Сергій Степанович, Хмельницький національний університет, ХНУ

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

Максимальне співпадіння з одним документом 2.0%

Словники перевірки: UA, US, RU. Помилки в документах: 15%

ID: 275972 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба засобами комп'ютерного зору Додано в БД: 2026-06-18 Автора: Анастасія ШКЛЯРУК Керівники: Тетяна СКРИПНИК Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	89294	726	3801 (4%)	56 (8%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

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

Автор: Анастасія ШКЛЯРУК

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба засобами комп'ютерного зору

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

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 5.02%

Коефіцієнт подібності 2: 1.71%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 19

Інтервали: 0

Білі знаки: 50

Дата створення звіту: 2026-06-18 10:20:19.0

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:

2026-06-18

Дата

експерт *Гетровський С.С. Тн*

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба засобами комп'ютерного зору

Автор студент групи КН-22-1 Шклярчук Анастасія

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник ст. викладач кафедри комп'ютерних наук Тетяна Скрипник

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмним засобом 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 Шклярчук Анастасії 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: 2%;

- за системою StrikePlagiarism КП1: 5.02%, КП2: 1.71%.

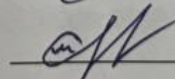
18.06.2026

Завідувач кафедри



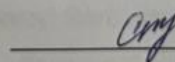
Олександр БАРМАК

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-22-1 Шклярук Анастасії Петрівни
за темою Метод розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба
засобами комп'ютерного зору

1. Актуальність теми

Актуальним завданням, що розглядається в роботі, є розроблення методу розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба засобами комп'ютерного зору. Значущість цього завдання зумовлена зростанням обсягів астрономічних даних та потребою в їх ефективному аналізі із застосуванням сучасних інформаційних технологій. В умовах розвитку методів штучного інтелекту та обробки зображень виникає необхідність створення автоматизованих засобів виявлення й ідентифікації астрономічних об'єктів, здатних забезпечити високу точність розпізнавання за різних умов спостереження. Використання моделей глибокого навчання у поєднанні з алгоритмами геометричної верифікації дає змогу підвищити достовірність розпізнавання сузір'їв та автоматизувати процес аналізу цифрових астрономічних зображень. Це визначає актуальність дослідження та його практичну значущість для розвитку сучасних систем комп'ютерного зору й аналізу астрономічних даних.

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

За стандартом, а саме описом предметної області, об'єктом роботи є процес автоматизованого розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба. Метою роботи є підвищення точності розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба шляхом розроблення гібридного методу, що поєднує засоби комп'ютерного зору, моделі глибокого навчання та алгоритми геометричної верифікації. При вирішенні задачі використано актуальні методи обробки цифрових зображень, комп'ютерного зору, глибокого навчання та математичного моделювання. Тому результати виконання кваліфікаційної роботи бакалавра відповідають стандарту бакалавра спеціальності 122 Комп'ютерні науки.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

Під час виконання кваліфікаційної роботи Шклярук Анастасія Петрівна зарекомендувала себе як відповідальна, цілеспрямована та дисциплінована студентка, здатна

самостійно виконувати дослідницькі завдання та приймати обґрунтовані технічні рішення. У ході роботи вона продемонструвала достатній рівень професійної підготовки, вміння аналізувати наукові джерела, використовувати сучасні методи комп'ютерного зору та технології глибокого навчання для розв'язання практичних задач. Високий рівень аналітичного мислення та працездатності сприяли успішному завершенню кваліфікаційної роботи.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Усі результати, представлені в роботі, отримані студенткою самостійно. Поставлені завдання виконано в повному обсязі, що свідчить про високий рівень самостійності та професійної підготовки.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

У процесі виконання кваліфікаційної роботи Шклярук Анастасія Петрівна продемонструвала високий рівень компетентностей та володіння необхідними технологіями, засобами та методами спеціальності 122 Комп'ютерні науки.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема роботи повністю обґрунтована й розкрита, здійснено аналіз актуальності предметної області, теоретичних підходів та сучасних програмних рішень у рамках тематики. Усі поставлені завдання було успішно виконано, зокрема, здійснено програмну реалізацію методу розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба засобами комп'ютерного зору та проведено його експериментальне дослідження.

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

Робота має логічну структуру, послідовне викладення матеріалу, аргументовані висновки та літературно грамотний текст, що відповідає вимогам до кваліфікаційних робіт.

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

Розроблений метод та його програмна реалізація можуть бути використані в освітніх астрономічних платформах, системах підтримки астрономічних спостережень, мобільних застосунках для дослідження зоряного неба, а також у спеціалізованих програмних комплексах аналізу астрономічних даних.

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

З огляду на високий рівень виконання та забезпечення всіх необхідних вимог, вважаю, що кваліфікаційна робота бакалавра Шклярук Анастасії Петрівни може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка – «відмінно».

Керівник _____



ст. викладач каф. КН Тетяна СКРИПНИК



ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МОН УКРАЇНИ

Кафедра комп'ютерних наук



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента КН-22-1 Шклярук Анастасії Петрівни
за темою: Метод розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба засобами комп'ютерного зору

1. Актуальність обраної теми

Тематика кваліфікаційної роботи знаходиться в межах сучасних напрямів розвитку комп'ютерного зору та штучного інтелекту. У зв'язку зі зростанням обсягів цифрових астрономічних даних виникає потреба в автоматизації процесів їх аналізу та обробки. Однією з актуальних задач є розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба, що може використовуватися в наукових дослідженнях, освітніх проєктах та навігаційних системах. Дослідження поєднує сучасні методи комп'ютерного зору, обробки цифрових зображень та аналізу астрономічних даних, що визначає його актуальність і практичну значущість.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Автором кваліфікаційної роботи бакалавра було повністю розкрито мету та завдання. У роботі проаналізовано предметну область, внаслідок чого спроектовано та реалізовано метод розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба засобами комп'ютерного зору, а також проведено відповідне дослідження ефективності.

3. Зміст кожного розділу роботи

У першому розділі кваліфікаційної роботи проаналізовано інформаційні моделі предметної області, теоретичні підходи до розв'язання задачі та сучасні програмні засоби, результатом якого стали формалізація мети та завдань. У другому розділі наведено опис методу, алгоритму формування запропонованої моделі та деталізовано проєктування програмної реалізації. У третьому розділі наведено програмну реалізацію методу та результати його експериментального дослідження.

4. Оцінка розробленого методу та його практична цінність

Розроблений метод дозволяє автоматизувати процес розпізнавання сузір'їв на цифрових зображеннях зоряного неба та може бути використаний у навчальних астрономічних системах і спеціалізованих програмних комплексах для аналізу астрономічних даних.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Кваліфікаційна робота бакалавра виконана на високому рівні. Текст викладено чітко та структуровано, наявні візуальні матеріали, такі як таблиці, діаграми, схеми, графіки, сприяють кращому розумінню поданої інформації та підтвердженню висновків.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Суттєві недоліки у кваліфікаційній роботі відсутні. Як побажання, можна рекомендувати розширити експериментальні дослідження шляхом використання більшої кількості реальних астрономічних знімків, однак це не знижує 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 Шклярук Анастасії Петрівни може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «відмінно».

Рецензент

*Алексей М. Н.
Дру. кат. кітс*