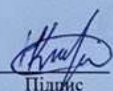

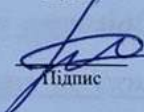



Хмельницький національний університет  
Факультет інформаційних технологій  
Кафедра комп'ютерних наук

## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітлені засобами глибокого навчання

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

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

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

18 06 2025 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій

Кафедра комп'ютерних наук

Освітній ступінь бакалавр

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма освітньо-професійна програма підготовки бакалавра

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук

(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

«10» 02 2025 року

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні засобами глибокого навчання»

2. Завдання видано студенту Назарій КУЛИК

(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи ст. викладач кафедри КН Тетяна СКРИПНИК

(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від «07» 02 2025 р. № 23

5. Дата видачі завдання студенту: «10» 02 2025 р.

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

Мета роботи підвищення точності виявлення автомобілів у нічний час шляхом розробки методу комп'ютерного розпізнавання об'єктів, що працює в умовах недостатнього освітлення з використанням нейронних мереж. Для цього необхідно проаналізувати існуючі методи виявлення автомобілів у нічний час та визначити їх обмеження; розробити метод виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні засобами глибокого навчання; адаптувати архітектуру нейронної мережі для розпізнавання транспортних засобів в умовах недостатнього освітлення; спроектувати інформаційну систему виявлення автомобілів у нічний час; провести експериментальне тестування розробленого методу на наборі даних нічних зображень.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

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

Виконавець: студент групи КН-21-1  
Група виконавця

  
Підпис

Назарій КУЛИК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: ст. викладач кафедри КН  
Науковий ступінь, посада

  
Підпис

Тетяна СКРИПНИК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: Метод виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні засобами глибокого навчання.

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-21-1 Назарій КУЛИК.

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

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
60	16	3	42	2

У кваліфікаційній роботі реалізовано метод підвищення точності виявлення автомобілів у нічний час шляхом розробки методу комп'ютерного розпізнавання об'єктів, що працює в умовах недостатнього освітлення з використанням нейронних мереж.

Запропоновано метод виявлення автомобілів у нічний час на основі каскадного підходу, що включає адаптивну попередню обробку зображень, виділення регіонів інтересу та класифікацію транспортних засобів. Розроблено метод з адаптивним вирівнюванням гістограми та нелінійними фільтрами для зменшення шуму.

Розроблений метод може бути використаний в системах допомоги водію та автономного водіння для підвищення безпеки дорожнього руху в нічний час.

Ключові слова: нічне виявлення автомобілів, глибоке навчання, недостатнє освітлення, комп'ютерний зір, нейронні мережі.

Виконавець: студент групи КН-21-1  
Група виконавця

  
Підпис

Назарій КУЛИК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

## Зміст

Перелік скорочень .....	2
Вступ.....	3
Розділ 1 Характеристика методів виявлення транспортних засобів.....	5
1.1 Аналіз відомих методів виявлення транспортних засобів у нічний час .....	5
1.2 Методи на основі глибокого навчання .....	7
1.3 Мультимодальні та гібридні підходи.....	9
1.4 Особливості обробки зображень для нічного виявлення .....	10
1.5 Проблеми оцінки та порівняння методів нічного виявлення .....	11
1.6 Мета, задачі до реалізації інформаційної системи .....	12
Розділ 2. Метод виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітлені засобами глибокого навчання .....	14
2.1 Схема та кроки методу виявлення автомобілів у нічний час .....	14
2.2 Каскадний вибір ознак для нічного виявлення транспортних засобів .....	15
2.3 Адаптація архітектури нейронної мережі .....	19
2.4 Вибір та обґрунтування функцій активації та методів оптимізації .....	29
2.5 Архітектура системи та взаємозв'язок компонентів.....	31
2.6 Висновок до розділу 2 .....	33
Розділ 3 Експериментальна перевірка методу виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітлені засобами глибокого навчання.....	35
3.1 Характеристика набору даних для експериментів .....	35
3.2 Вибір засобів розроблення інформаційної системи виявлення автомобілів.....	37
3.3 Функціональні елементи та призначення програмних складових .....	38
3.4 Особливості реалізації програмних складових .....	39
3.5 Результати досліджень експериментів .....	44
3.6 Висновок до розділу 3 .....	51
Висновок .....	52
Перелік посилань.....	54
ДОДАТКИ	

**Перелік скорочень**

<b>Скорочення, термін, позначення</b>	<b>Пояснення</b>
КРБ	Кваліфікаційна робота бакалавра
КН	Комп'ютерні науки
CNN	Згортова нейронна мережа (Convolutional Neural Network)
U-Net	Архітектура нейронної мережі типу "енкодер-декодер"
PVDN	Набір даних для виявлення транспортних засобів при поганій видимості вночі (Poor Visibility Detection at Night)
IoU	Перетин над об'єднанням (Intersection over Union)
ADAS	Система допомоги водієві (Advanced Driver Assistance System)
LeakyReLU	Модифікована випрямлена лінійна функція активації
SVM	Машина опорних векторів (Support Vector Machine)

## Вступ

Кваліфікаційна робота розглядає розробку методу виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні засобами глибокого навчання, що дає змогу за зображеннями визначати транспортні засоби та роботи стеження за ними при різному освітленні як в статичних кадрах, так і в послідовних змінах зображень.

**Актуальність** – визначення автомобілів у нічний час є важливою задачею комп'ютерного зору, яка стала ключовим завданням для багатьох практичних вимог, таких як транспортні системи з інтелектуальними елементами, системи допомоги водієві та системи автономного керування. Традиційні методи детектування об'єктів часто показують незадовільні результати в умовах недостатнього освітлення. З допомогою технологій ШІ, таким як згорткові мережі, сучасні застосунки визначення автомобілів досягають прийнятної точності в нічних умовах. В роботі розроблено метод підвищення точності виявлення автомобілів у нічний час шляхом розробки методу комп'ютерного розпізнавання об'єктів, що працює в умовах недостатнього освітлення з використанням нейронних мереж.

Для того, що поліпшити виявлення транспортних засобів у нічний час використано адаптивне покращення зображень, аналіз світлових патернів (фари, задні ліхтарі) та семантичну контекстну інформацію. Застосовано семантичні ознаки, отримані із використанням масок сегментації, які діють як механізм позначення потенційних областей і дозволяють зосереджуватися на тих частинах зображення, де скоріш за все знаходяться транспортні засоби в умовах обмеженої видимості.

**Об'єкт дослідження** – процес виявлення автомобілів у нічний час в умовах недостатнього освітлення.

**Предмет дослідження** – методи та алгоритми комп'ютерного зору для розпізнавання транспортних засобів при обмеженій видимості з використанням технологій глибокого навчання.

**Мета кваліфікаційної роботи бакалавра** – підвищення точності виявлення автомобілів у нічний час шляхом розробки методу комп'ютерного розпізнавання об'єктів, що працює в умовах недостатнього освітлення з використанням нейронних мереж.

**Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра.** Для досягнення поставленої мети визначені наступні задачі дослідження:

- проаналізувати існуючі методи виявлення автомобілів у нічний час та визначити їх обмеження;
- розробити метод виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні засобами глибокого навчання;
- адаптувати архітектуру нейронної мережі для розпізнавання транспортних засобів в умовах недостатнього освітлення;
- спроектувати інформаційну систему виявлення автомобілів у нічний час;
- провести експериментальне тестування розробленого методу на наборі даних нічних зображень.

## **Розділ 1 Характеристика методів виявлення транспортних засобів**

### **1.1 Аналіз відомих методів виявлення транспортних засобів у нічний час**

Надійне виявлення автомобілів у нічний час залишається складним завданням для сучасних систем комп'ютерного зору через особливі умови освітлення, що обмежують видимість та створюють додаткові перешкоди для алгоритмів розпізнавання. Розвиток методів виявлення транспортних засобів у нічний час набуває особливого значення для інтелектуальних транспортних систем, систем допомоги водієві та автономних транспортних засобів. Система виявлення автомобілів у нічний час повинна подолати ряд специфічних проблем, включаючи недостатнє освітлення, відблиски від фар, змінні умови навколишнього середовища та потребу в обробці даних у реальному часі.

Традиційні методи виявлення автомобілів у нічний час часто базуються на виявленні та відстеженні світлових джерел, таких як фари та задні ліхтарі транспортних засобів. Ці підходи зазвичай використовують методи сегментації зображення, обробки яскравих об'єктів та аналізу геометричних особливостей світлових патернів [1].

Метод виявлення та відстеження транспортних засобів у нічний час з обробкою оклюзії за допомогою парування фар та задніх ліхтарів демонструє роботу у міських умовах. У цьому підході використано машинне навчання для класифікації яскравих точок як фар або задніх ліхтарів, що покращує точність виявлення в різних ситуаціях руху [2].

Системи, що покладаються на геометричні характеристики світлових точок, також демонструють перспективні результати. Алгоритм нічного виявлення автомобілів на основі інформації про лампи транспортного засобу зосереджується на аналізі інтенсивності дифузного світла та використанні оператора LoG для виділення контурів світлових точок [3]. Проте цей метод обмежується виявленням ламп автомобіля лише на близькій відстані, а його швидкодію знижується через шум у похідних другого порядку.

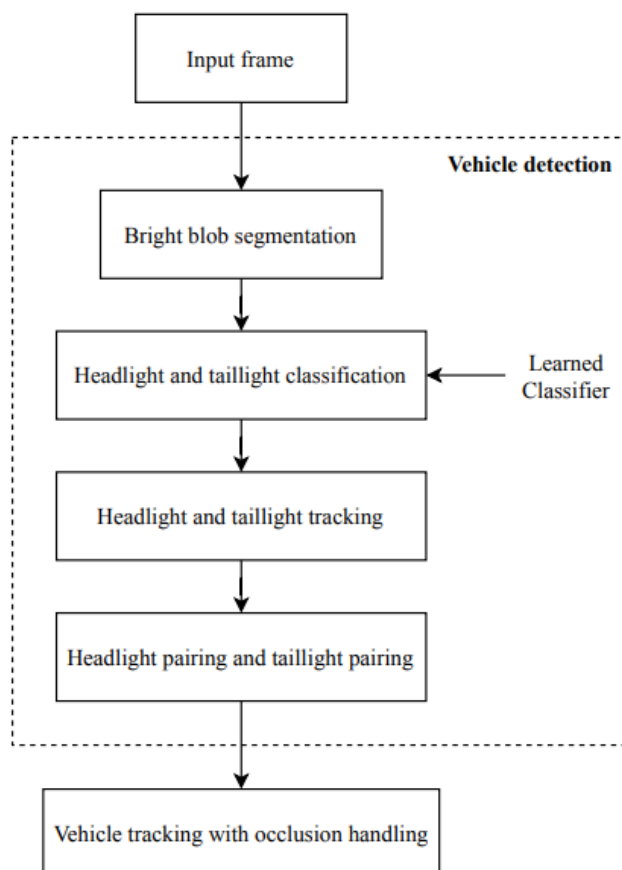


Рисунок 1.1 – Огляд запропонованої системи [2]

Методи виявлення автомобілів у нічний час на основі заднього світла продовжують залишатися актуальними. Такі підходи зосереджуються на кольорі, розмірі, симетрії та положенні вогнів, забезпечуючи надійне виявлення в різних умовах [4]. Проте значним недоліком цих методів є їхня залежність від чітких світлових патернів, які можуть бути відсутні в складних дорожніх умовах.

Додаткові підходи включають використання різниці кадрів та методів тиснення для виявлення транспортних засобів у нічний час [5]. Ці методи підкреслюють важливість попередньої обробки для усунення світлових перешкод, покращуючи вилучення силуету автомобіля в складних нічних умовах. Однак недостатня освітленість часто призводить до появи чорних порожнеч на контурах, а шум та різні артефакти залишаються у оброблених зображеннях.

## 1.2 Методи на основі глибокого навчання

Алгоритм виявлення транспортних засобів вночі з використанням далекого інфрачервоного випромінювання, візуальної помітності та глибокого навчання досягає швидкості виявлення 92,3% та часу обробки 25 Гц, [6]. Використання моделі Faster R-CNN, оптимізованої для сценаріїв слабого освітлення, демонструє високу швидкодію виявлення транспортних засобів при недостатньому та нічному освітленні [7, 8]. Проте конвенції маркування зосереджуються на чітких об'єктах, ігноруючи розмиті та закупорені, а традиційні CNN страждають від втрати інформації через фіксовані операції.

Метод навчання кількох екземплярів у поєднанні з вилученням функцій SIFT для виявлення рухомих транспортних засобів вночі використовує світлофори та вуличне освітлення для досягнення точності виявлення понад 96,2% в різних умовах нічного руху [9]. Висока обчислювальна складність вилучення функції SIFT та серйозне споживання обчислювальних ресурсів залишаються суттєвими недоліками цього підходу.

Новий алгоритм виявлення транспортних засобів у режимі реального часу для нічного часу використовує сітку класифікаторів, які аналізують складні світлові моделі від вогнів транспортного засобу [10]. Метод, що поєднує покращення зображення за допомогою лапласіанського алгоритму заточування та вдосконаленого алгоритму YoLov7 для виявлення транспортних засобів вночі, досягає більш високої точності порівняно з оригінальним YoloV7 на саморобному наборі даних нічних транспортних засобів [11]. Низька освітленість та екологічні умови ускладнюють проблеми виявлення транспортних засобів, що вимагає додаткових вдосконалень.

Система монокулярного зору, що використовує Enlightengan на основі GaN для покращення зображення при слабкому освітленні та YOLOX на базі CNN для виявлення об'єктів [12]. Алгоритм виявлення покращення нічних цілей на основі глибокого навчання, який використовує бімодальне злиття інфрачервоних та видимих зображень, значно покращує точність виявлення з 75,51% до 88,86%

[13, 14]. Використання генеративних змагальних мереж для перекладу зображень для перетворення нічних зображень у денні та подальше виявлення транспортного засобу за допомогою U-net досягає точності виявлення 96,75% для нічного розпізнавання транспортних засобів [15, 16]. Існуючі методи обмежені сценаріями денного руху та спираються на достатнє освітлення й високу частоту кадрів, що обмежує їх застосування в реальних умовах.

Метод нічного виявлення автомобілів за допомогою зору ШІ, використовуючи вдосконалені алгоритми покращення зображення та попередньо навчену згорткову нейронну мережу, оптимізовану для умов слабого освітлення, значно покращує точність виявлення порівняно з традиційними системами нічного бачення [17–19]. Труднощі в темних видимих ділянках, особливо в нічний час, та проблеми у визначенні контекстів сцени залишаються суттєвими обмеженнями цих методів.

Останні дослідження демонструють тенденцію до розробки інноваційних підходів, що поєднують різні методи та технології для підвищення точності нічного виявлення транспортних засобів. Нова структура, яка використовує передачу в стилі день-ніч та збільшення даних без маркування для покращення нічного виявлення транспортних засобів, зокрема точного налаштування моделі YOLO11 за допомогою розширених наборів даних, значно покращує точність виявлення в умовах слабого освітлення [20]. Однак обмежене покриття типу транспортного засобу в синтетичних даних CARLA та невеликі набори даних навчання та тестування, використані в дослідженні, залишаються суттєвими недоліками цього підходу.

Система виявлення транспортних засобів вночі з використанням порогового значення кольору, методів підключених компонентів, аналізу симетрії та класифікації CNN ідентифікує лампи автомобіля для забезпечення точного виявлення в різних умовах освітлення, досягаючи точності 98,27% [21, 22]. Цей підхід демонструє високу точність, проте його застосування в умовах екстремально низької освітленості може бути обмеженим.

Візуальний метод виявлення транспортних засобів для нічних умов, використовуючи машину підтримки вектора для класифікації сцен руху на категорії ламп та не ламп [15, 23]. Нічні зображення часто дають незадовільні результати для алгоритмів виявлення, а обмежені набори даних для виявлення транспортних засобів у нічних умовах ускладнюють подальший розвиток цих методів.

Метод об'єктної пропозиції для виявлення транспортних засобів вночі, поєднуючи різні ваги ознак та пропозиції, використовує контрольний набір даних для підвищення точності виявлення в складних умовах освітлення [24, 25]. Однак цей метод не розглядає конкретні обмеження.

### **1.3 Мультимодальні та гібридні підходи**

Мультимодальні та гібридні підходи, що поєднують різні типи даних та методи. Система виявлення транспортних засобів з використанням методів зору та навчання, зокрема для світлофорів та сигналів стрілок, використовує SVM для класифікації на основі полярних перетворень зображень [26]. Відсутність загальнодоступного набору даних нічних світлофорів та оцінка швидкодії лише на реальних знімках сцени обмежують можливості порівняння та узагальнення результатів цього підходу.

Метод виявлення кордонів доріг в умовах низької освітленості за допомогою варіацій інтенсивності в просторово-часовому градієнтному просторі [27]. Існуючі методи наспрацьовують в умовах низької освітленості та вимагають хорошого освітлення та кольорової інформації, що обмежує їх практичне застосування. Метод виявлення задньої лампи вночі з використанням імовірнісного генетичного алгоритму, зосереджуючись на геометричних параметрах виявлених пар ламп та використовуючи функцію комбінаторної придатності реалізовано в роботах [28, 29]. Алгоритм, що використовує навчання ADABoost та відстеження на основі лінійної регресії для виявлення попередніх транспортних засобів вночі, вирішує проблеми, пов'язані з різними

умовами освітлення, не покладаючись на порогові значення або евристичні правила [10, 30–32]. Метод нічного виявлення автомобілів для водіїв та автономних транспортних засобів шляхом ідентифікації фар та задніх ліхтарів за допомогою сегментації зображень та аналізу шаблонів [33–36].

#### **1.4 Особливості обробки зображень для нічного виявлення**

Обробка зображень відіграє критичну роль у підвищенні точності нічного виявлення транспортних засобів. Попередня обробка та покращення якості зображень дозволяють виділити важливі візуальні ознаки навіть в умовах недостатнього освітлення. Інтеграція цих методів із сучасними алгоритмами виявлення об'єктів, такими як YOLOv7, демонструє значне підвищення точності виявлення транспортних засобів у нічних умовах [11, 17]. Проте ці методи часто супроводжуються підсиленням шумів та артефактів на зображеннях, що може негативно впливати на якість виявлення. Підхід, заснований на локальному адаптивному порозі на основі максимальної відстані для генерації кандидатів для перевірки, дозволяє досягти коефіцієнта виявлення 93,9% навіть у складних умовах освітлення [25, 31, 34]. Однак підвищення обчислювальної складності та необхідність точного налаштування параметрів для різних умов освітлення залишаються суттєвими недоліками цих методів.

Методи фільтрації шумів та вилучення значущих візуальних ознак також відіграють важливу роль у нічному виявленні транспортних засобів. Використання спеціалізованих фільтрів, таких як оператор LoG (Laplacian of Gaussian), дозволяє виділяти світлові точки на темному фоні [23, 26, 28]. Проте точність цих методів значно знижується при наявності інтенсивних світлових відблисків та перешкод, характерних для міських нічних сцен. Механізми уваги у поєднанні з генеративними змагальними мережами пропонують інноваційний підхід до покращення якості нічних зображень для виявлення транспортних засобів [16, 34, 37, 38].

## 1.5 Проблеми оцінки та порівняння методів нічного виявлення

Оцінка та порівняння різних методів нічного виявлення транспортних засобів представляють значні виклики, які впливають на розвиток цієї галузі досліджень. Відсутність стандартизованих наборів даних для нічного виявлення транспортних засобів значно ускладнює об'єктивне порівняння різних методів [15, 20, 26].

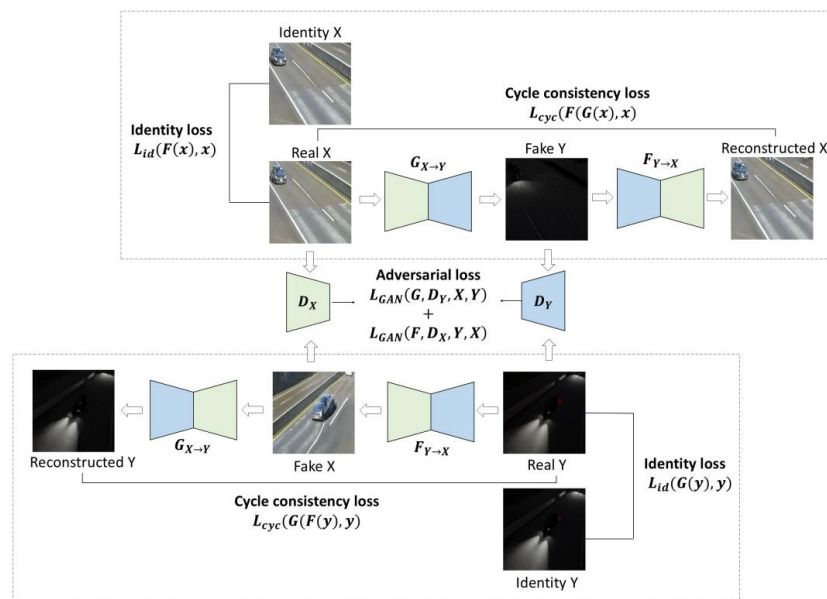


Рисунок 1.2 – Інформаційний потік EAGAN [20]

Різноманітність метрик оцінки, що використовуються в різних дослідженнях, також ускладнює порівняння методів [14, 24]. Відсутність єдиного стандарту для оцінки нічного виявлення транспортних засобів створює додаткові бар'єри для порівняльного аналізу. Обчислювальна складність та вимоги до ресурсів також є важливими факторами при оцінці методів нічного виявлення транспортних засобів. Методи, що досягають високої точності за рахунок значного збільшення обчислювальної складності, можуть бути непрактичними для застосування в реальному часі на обмежених обчислювальних платформах [9, 18]. Системи можуть автоматично контролювати дальнє світло фар, уникаючи засліплення водіїв зустрічних транспортних засобів [21, 30, 39]. Спеціалізовані системи для конкретних

застосувань, такі як виявлення руху транспортних засобів у неправильному напрямку або моніторинг паркувальних зон, також активно використовують методи нічного виявлення транспортних засобів [8, 36]. Ці системи часто мають специфічні вимоги та обмеження, що вимагають адаптації загальних методів виявлення до конкретних умов застосування.

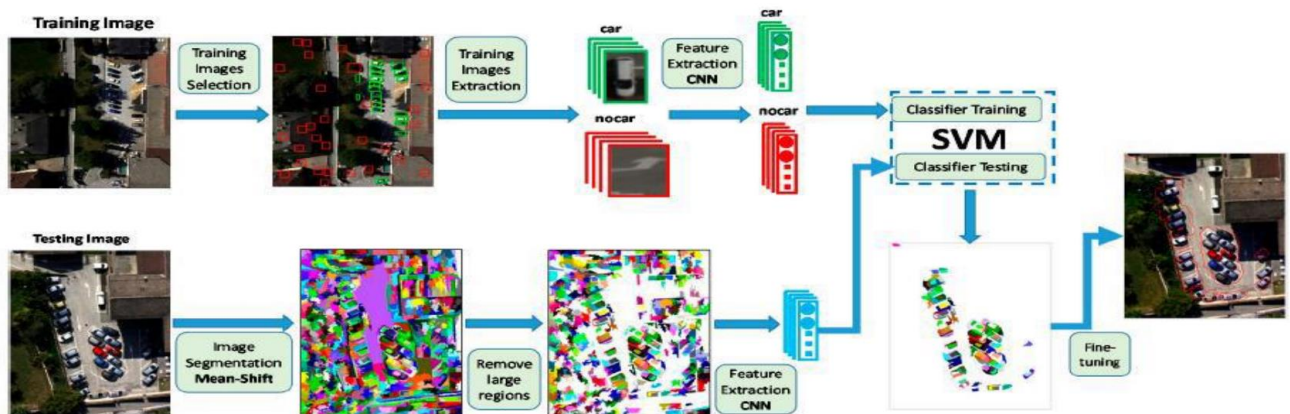


Fig. 3. The bounding boxes for the grid cells divided by YOLO

Рисунок 1.3 – Обмежувальні рамки для комірок сітки з застосуванням YOLO [36]

Мультисенсорні системи, що поєднують дані від камер видимого спектру з інфрачервоними камерами [6, 13]. Інфрачервоні камери здатні виявляти теплове випромінювання від транспортних засобів, що робить їх менш залежними від умов освітлення. Проте висока вартість та нижча роздільна здатність Інтеграція з радарними системами також представляє перспективний напрямок для підвищення надійності нічного виявлення транспортних засобів. Радари забезпечують точні дані про відстань та швидкість об'єктів незалежно від умов освітлення [40, 41]. інфрачервоних сенсорів обмежують їх широке застосування.

## 1.6 Мета, задачі до реалізації інформаційної системи

Відповідно до проведеного аналізу, метою роботи є підвищення точності виявлення автомобілів у нічний час шляхом розробки методу комп'ютерного

розпізнавання об'єктів, що працює в умовах недостатнього освітлення з використанням нейронних мереж.

Завдання роботи бакалавра:

- проаналізувати існуючі методи виявлення автомобілів у нічний час та визначити їх обмеження;
- розробити метод виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні засобами глибокого навчання;
- адаптувати архітектуру нейронної мережі для розпізнавання транспортних засобів в умовах недостатнього освітлення;
- спроектувати інформаційну систему виявлення автомобілів у нічний час;
- провести експериментальне тестування розробленого методу на наборі даних нічних зображень.

## Розділ 2. Метод виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні засобами глибокого навчання

### 2.1 Схема та кроки методу виявлення автомобілів у нічний час

Метод виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні призначений для нейромережевого виявлення транспортних засобів. Схема та кроки методу наведені на рисунку 2.1.

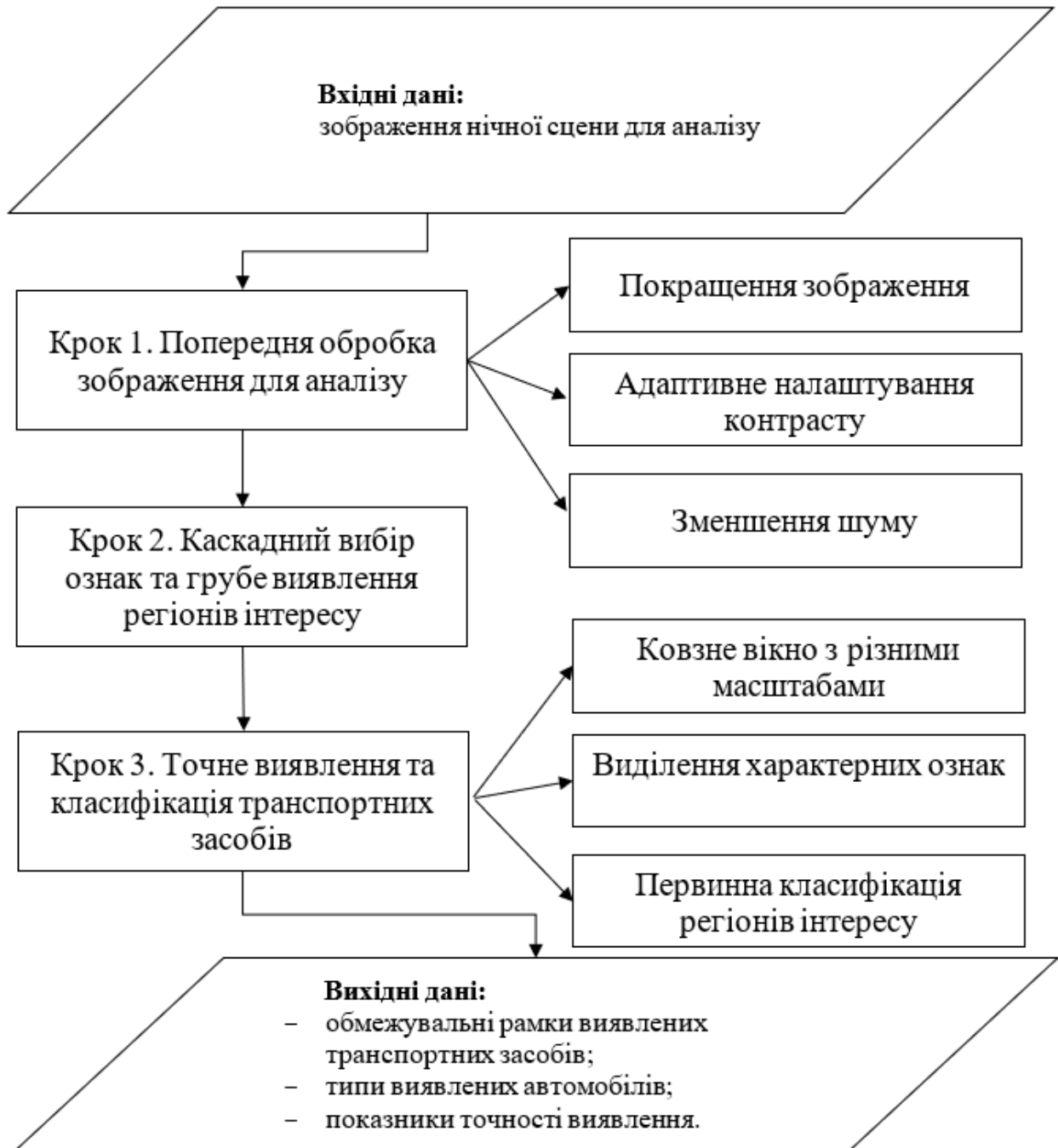


Рисунок 2.1 – Схема методу виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні

Першим кроком є попередня обробка зображення для аналізу, що включає в себе біоінспіроване покращення зображення, адаптивне налаштування контрасту та зменшення шуму. Цей етап є критично важливим для нічних зображень, оскільки вони характеризуються низькою освітленістю, високим рівнем шуму та обмеженою видимістю. Біоінспіроване покращення зображення моделює принцип роботи людської зорової системи, яка може адаптуватися до різних умов освітлення. Адаптивне налаштування контрасту допомагає виділити об'єкти навіть при мінімальному освітленні, а зменшення шуму усуває артефакти, що виникають при зйомці в умовах недостатньої освітленості.

Другим кроком є каскадний вибір ознак та грубе виявлення регіонів інтересу. Тут застосовується підхід ковзного вікна з різними масштабами, що дозволяє виявляти автомобілі різних розмірів на різних відстанях. Для кожного вікна виділяються характерні ознаки, такі як контури, текстурні особливості та світлові патерни (фари, задні ліхтарі).

Третім кроком є точне виявлення та класифікація транспортних засобів. На цьому етапі регіони інтересу, виявлені на попередньому кроці, обробляються з більшою детальністю. Використовується глибока згортова нейронна мережа для класифікації типу транспортного засобу (наприклад, легковий автомобіль). Також виконується уточнення координат обмежувальної рамки для більш точного виділення автомобіля на зображенні.

## **2.2 Каскадний вибір ознак для нічного виявлення транспортних засобів**

Каскадний вибір ознак є важливим етапом методу виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні, оскільки дозволяє значно підвищити точність системи за рахунок визначення найбільш інформативних областей зображення для подальшого аналізу.

Основна ідея каскадного вибору ознак полягає у послідовному відборі регіонів зображення, які містять найбільш значущу інформацію для виявлення

транспортних засобів при недостатньому освітленні. Даний підхід дозволяє зосередитись на тих частинах зображення, які з високою ймовірністю містять автомобілі, і зменшити обчислювальне навантаження, уникаючи повного аналізу зображення.

Запропонований метод складається з формування багатомасштабних перекриваючих регіонів на зображенні, встановлення критеріїв відбору регіонів на основі їх інформативності, каскадного відбору регіонів з урахуванням взаємних кореляцій і перекриття, та вилучення ознак з обраних регіонів для подальшого навчання класифікатора.

Для виявлення автомобілів різних розмірів на зображенні необхідно аналізувати регіони різних масштабів. У запропонованому методі зображення розділяється на квадратні регіони різних розмірів. Масштаби регіонів варіюються в діапазоні 4, 8 пікселів. Для кожного масштабу застосовується ковзне вікно з кроком 4 пікселів, що дозволяє отримати перекриваючі регіони.

Формально множину регіонів можна представити формулою:

$$R = \left\{ r_{i,j}^s \mid s \in M, i \in \left[ 0, \frac{W-s}{r} \right], j \in \left[ 0, \frac{H-s}{r} \right] \right\}, \quad (2.1)$$

де  $M = \{4, 8\}$  – множина можливих масштабів;

$r = 2$  - крок ковзного вікна;

$W$  та  $H$  – ширина та висота зображення відповідно.

Для вибору найбільш інформативних регіонів використовуються наступні критерії. Перший - перекриття регіонів, яке оцінюється за допомогою метрики Intersection over Union (IoU):

$$IoU(R_i, R_j) = \frac{\cap S}{\cup S} \quad (2.2)$$

де  $\cap S$  – площа перетину регіонів  $R_i$  та  $R_j$ ;

$\cup S$  – площа їх об'єднання.

Обрані регіони повинні мати низький коефіцієнт перекриття ( $\leq 0,5$ ) для забезпечення різноманітності інформації.

Другий критерій це схожість ознак, яка оцінюється за допомогою евклідової відстані між векторами ознак. Порогове значення схожості ознак емпірично встановлено на рівні 0,3.

Третій критерій взаємна кореляція ознак. Для зменшення надлишковості відбираються регіони з низьким коефіцієнтом кореляції (менше 0,5) між їх векторами ознак. Коефіцієнт кореляції обчислюється як:

$$Cr(f_i, f_j) = \frac{c(f_i f_j)}{\sqrt{v(f_i) \cdot v(f_j)}} \quad (2.3)$$

де  $C(f_i, f_j)$  – коваріація між векторами ознак  $f_i$  та  $f_j$ ;

$V(f_i)$  та  $V(f_j)$  – відповідні дисперсії.

Четвертий критерій точність класифікації. Обрані регіони повинні підвищувати загальну точність класифікації. Точність у контексті класифікації - це одна з базових метрик оцінки якості моделі, яка вимірює, наскільки правильно модель класифікує об'єкти. При її обчисленні використовується співвідношення між зваженими правильними класифікаціями та загальною кількістю зразків.

Сума зважених правильних класифікацій це не просто підрахунок кількості правильних передбачень, а сума, де кожна правильна класифікація може мати свою вагу, важливість. Це означає, що деякі правильні класифікації можуть вносити більший або менший вклад у загальну точність залежно від їх ваги.

Загальна кількість зразків це просто загальний обсяг даних, які класифікує модель. Отже, точність обчислюється як частка від ділення суми всіх зважених правильних класифікацій на загальну кількість зразків. Результат цього ділення показує, яку частку від усіх зразків модель класифікувала правильно, з урахуванням ваг.

Якщо точність дорівнює 1 або 100%, це означає, що всі зразки були класифіковані правильно. Якщо точність дорівнює 0, це означає, що жоден зразок не був класифікований правильно. На практиці точність зазвичай знаходиться десь між цими двома крайніми значеннями.

Для вибору інформативних регіонів пропонується наступний алгоритм каскадного вибору ознак. Спочатку обирається регіон з найвищою точністю крос-валідації серед усіх регіонів. Потім ваги зразків оновлюються відповідно до швидкодії класифікації обраного регіону:

$$\omega_{\text{нова}}(k) = \omega_{\text{стара}}(k) \cdot \frac{1}{Z} \cdot F(p_k) \quad (2.4)$$

де  $F(p_k)$  – функція, яка збільшує вагу для неправильно класифікованих зразків і зменшує для правильно класифікованих;

$p_k$  – ймовірність правильної класифікації  $k$ -го зразка;

$Z$  – нормалізаційний множник.

Для неправильно класифікованих зразків:

$$F(p_k) = e^{1-p_k} \quad (2.5)$$

Для правильно класифікованих зразків:

$$F(p_k) = e^{-2p_k} \quad (2.6)$$

Наступні регіони обираються послідовно, якщо вони відповідають чотирьом критеріям відбору, згаданим раніше: низький коефіцієнт перекриття з уже обраними регіонами  $\leq 0,5$ , низька схожість ознак з уже обраними регіонами  $\leq 0,3$ , низький коефіцієнт кореляції з уже обраними регіонами), та підвищення загальної точності класифікації після додавання нового регіону.

Процес відбору продовжується доти, доки не буде досягнуто критерій зупинки. Критерій зупинки визначається як: точність класифікації з

використанням обраних регіонів починає зменшуватися, жоден з регіонів, що залишилися, не відповідає чотирьом критеріям відбору, або множина регіонів вичерпана.

З обраних регіонів вилучаються три типи ознак для нічного виявлення транспортних засобів. Перший тип це гістограма орієнтованих градієнтів (ГОГ), яка характеризує форму об'єкта за допомогою розподілу градієнтів інтенсивності. Розмірність вектора ознак ГОГ для кожного регіону становить 18. Другий тип - локальні бінарні шаблони, які описують текстуру об'єкта та стійкі до монотонних змін освітлення. Розмірність вектора ознак для кожного регіону становить 32. Третій тип - ознаки, які характеризують орієнтацію структур у зображенні для виявлення контурів транспортних засобів. Розмірність вектора ознак становить 8.

### **2.3 Адаптація архітектури нейронної мережі**

Унікальні складнощі задачі виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні вимагають розробки спеціалізованої архітектури нейронної мережі. Створена модель базується на модифікованій архітектурі U-Net з інтеграцією блоків уваги та адаптивних механізмів, оптимізованих для покращення розпізнавання в умовах низької видимості. Структурна схема запропонованої архітектури нейронної мережі наведена на рисунку 2.2.

Ключовим компонентом розробленої архітектури є модуль попередньої обробки зображень, який виконує критичну роль у підготовці даних до аналізу в нічних умовах. Основа цього модуля - адаптивне вирівнювання гістограми з обмеженням контрасту (CLANE). Алгоритм CLANE забезпечує покращення контрасту зображення без створення небажаних артефактів підсилення шуму, що особливо важливо для нічних зображень. Додатково застосовується гамма-корекція з параметром  $\gamma = 2.2$  для компенсації нелінійності, характерної для зображень, отриманих у нічний час. Завершальним етапом попередньої обробки є нормалізація інтенсивності пікселів до діапазону  $[0, 1]$  з використанням

середнього значення 0.45 та стандартного відхилення 0.225, що забезпечує стабілізацію градієнтів під час процесу навчання мережі.

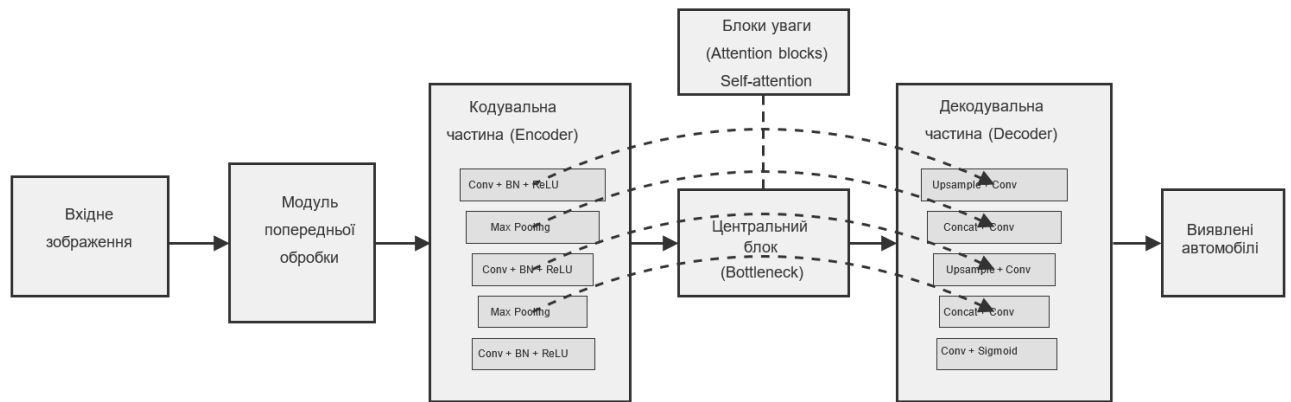


Рисунок 2.2 – Застосовна архітектура нейронної мережі для виявлення автомобілів у нічний час

Кодувальна частина архітектури реалізується через послідовність спеціалізованих згорткових блоків. Кожен блок містить згортковий шар з ядром розміром  $3 \times 3$ , який використовує  $\text{stride} = 1$  та  $\text{padding} = 1$  для збереження просторових розмірів карт ознак. Після кожної згортки застосовується пакетна нормалізація, що забезпечує стабілізацію процесу навчання та значно прискорює збіжність алгоритму. Замість традиційної функції активації ReLU використовується LeakyReLU, що дозволяє уникнути проблеми "мертвих нейронів" - явища особливо критичного при обробці темних областей нічних зображень. Для зменшення просторових розмірів та збільшення рецептивного поля мережі застосовується операція Max Pooling з розміром вікна  $2 \times 2$ . Додатково впроваджено механізм Dropout з ймовірністю 0.3 для регуляризації та запобігання перенавчанню моделі.

Кількість каналів у кодувальній частині збільшується експоненційно після кожного блоку пулінгу. Таке поступове збільшення кількості каналів дозволяє мережі навчатися більш складним та абстрактним ознакам на глибших рівнях архітектури.

Центральний блок архітектури містить дві послідовні згортки з розширеними ядрами з коефіцієнтами розширення 2 та 4 відповідно. Використання розширених згорток дозволяє захоплювати більший контекст сцени без втрати просторової роздільності. Додатково, центральний блок включає модуль глобального контекстного аналізу, який складається з операцій Average Pooling та  $1 \times 1$  згорток для агрегації глобальної інформації зі всього зображення. Завершальний згортковий шар центрального блоку зменшує кількість каналів до 512.

Інноваційною особливістю архітектури є додавання спеціалізованих блоків уваги, що реалізують механізм уваги, адаптований для обробки нічних зображень. Пропускна увага обчислюється через математичну формулу:

$$Attention_{gate}(F_{decoder}, F_{encoder}) = \sigma(\psi^T(W_{decoder} \cdot F_{decoder} + W_{encoder} \cdot F_{encoder}))$$

де  $F_{decoder}$  та  $F_{encoder}$  – представляють карти ознак з декодера та енкодера відповідно;

$W$  – матриці вагів;

$B$  – параметри зсуву,  $\sigma$  позначає сигмоїдну функцію активації;

$\psi$  – операцію  $1 \times 1$  згортки.

Додатково реалізовано контекстну увагу для фокусування на релевантних регіонах зображення:

$$Context(Q, K, V) = softmax\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V + \gamma \cdot F_{original} \quad (2.8)$$

де  $\gamma$  – є навчальним коефіцієнтом, що забезпечує оптимальний баланс між механізмом уваги та оригінальними ознаками.

Декодувальна частина архітектури побудована симетрично до кодувальної частини. Вона включає транспоновані згортки для збільшення просторової роздільності, операції конкатенації з відповідними картами ознак з

енкодера через блоки уваги, додаткові згорткові шари для обробки об'єднаних ознак, а також нормалізацію за міні-партиями та функції активації LeakyReLU.

Вихідний шар моделі реалізує кілька паралельних виходів для забезпечення комплексного аналізу: бінарну маску сегментації з функцією активації Sigmoid, регресію координат обмежувальних рамок з функцією активації ReLU для позитивних значень та оцінку впевненості детекції з функцією активації Sigmoid.

Для оптимізації використовуються групові згортки з групами по 8 каналів, факторизація згорток через розділення на просторові та точкові згортки, а також квантизація ваг до формату INT8 після навчання без суттєвої втрати точності.

Навчання мережі використовує комбіновану функцію втрат:

$$L_{total} = \lambda^1 L_{dice} + \lambda^2 L_{focal} + \lambda^3 L_{boundary} + \lambda^4 L_{box} \quad (2.9)$$

де  $L_{dice}$  – представляє функцію втрат Дайса для сегментації;

$L_{focal}$  – функція втрат для обробки дисбалансу класів з параметрами  $\alpha = 0.25$  та  $\gamma = 2$ ;

$L_{boundary}$  – функцію втрат для покращення точності меж об'єктів через використання середньоквадратичної помилки;

$L_{box}$  – регресійну функцію втрат для обмежувальних рамок на основі перетину над об'єднанням (IoU).

Вагові коефіцієнти встановлено як  $\lambda_1=0.4$ ,  $\lambda_2=0.3$ ,  $\lambda_3=0.2$ ,  $\lambda_4=0.1$ . Оптимізація параметрів мережі здійснюється за допомогою алгоритму AdamW з початковою швидкістю навчання  $10^{-4}$ , коефіцієнтом weight decay 0.01 та поступовим зменшенням швидкості навчання періодом тривалістю 5 епох.

## **2.4 Структурна схема виявлення транспортних засобів вночі при недостатньому освітленні**

На рисунку 2.3 представлено структурну схему розробленого методу виявлення транспортних засобів у нічний час при недостатньому освітленні. Представлена схема наочно відображає двоетапний процес, що включає етап навчання та етап виявлення, з детальною візуалізацією компонентів та їх взаємозв'язків.

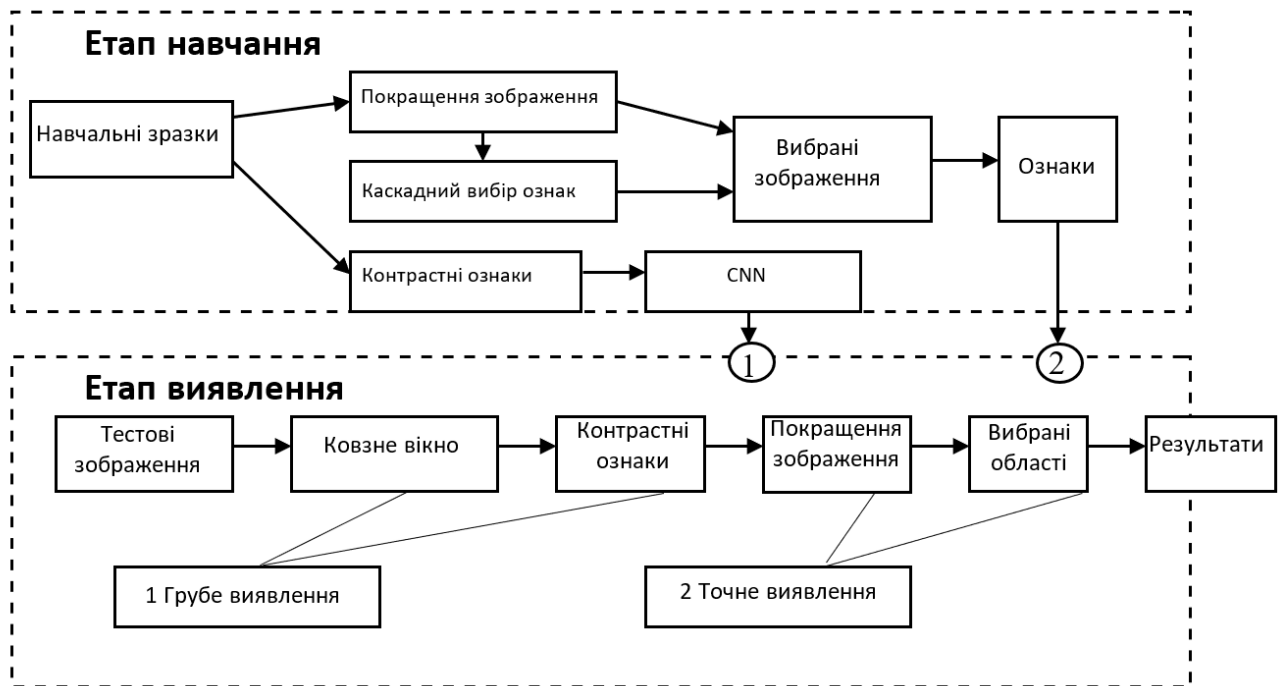


Рисунок 2.3 – Структурна схема виявлення транспортних засобів вночі при недостатньому освітленні

Етап навчання представляє собою комплексний процес підготовки нейромережевої моделі для подальшого виявлення автомобілів у нічних умовах. Цей етап є фундаментальним для забезпечення високої точності роботи всієї системи в складних умовах недостатнього освітлення.

Основу етапу навчання становлять навчальні зразки, які являють собою метрично анотований набір зображень транспортних засобів, отриманих в умовах нічного часу з різним ступенем освітленості, атмосферними умовами та кутами огляду. Особливістю цих зразків є наявність ретельно нанесених анотацій, що включають не лише координати обмежувальних рамок автомобілів, але й додаткову інформацію про тип транспортного засобу, рівень видимості та

характер освітлення. Ці зразки одночасно використовуються для трьох паралельних процесів: вони подаються на блок покращення зображення для адаптивної обробки, виступають основою для каскадного вибору ознак, а також використовуються для виділення і аналізу контрастних ознак, характерних для транспортних засобів у нічний час.

Модуль покращення зображення реалізує багаторівневу систему покращення візуальної якості нічних зображень, спираючись на біоінспіровані алгоритми, що імітують адаптивні властивості зорової системи людини в умовах недостатнього освітлення. Цей модуль застосовує каскад методів обробки, включаючи адаптивне налаштування контрасту з обмеженням гистограми, що дозволяє підвищити видимість деталей у темних областях без перенасичення яскравих ділянок, таких як фари автомобілів чи вуличне освітлення. Також застосовується селективне зменшення шуму з використанням нелінійних фільтрів, які враховують просторову інформацію та зберігають важливі структурні елементи зображення. Додатково виконується кольорова корекція для компенсації спотворень, викликаних різними джерелами штучного освітлення, присутніми на нічних дорогах. Результати цього комплексного покращення передаються до блоку вибраних зображень для подальшого аналізу.

Каскадний вибір ознак є ключовим компонентом системи, що реалізує інноваційний метод послідовного відбору найбільш інформативних регіонів зображення. Цей підхід базується на принципі, що не всі частини зображення однаково важливі для виявлення транспортних засобів у нічний час. Процес починається з розділення зображення на багатомасштабні перекриваючі регіони різних розмірів, що дозволяє враховувати автомобілі різного масштабу та на різних відстанях від камери. Для кожного регіону обчислюються чотири ключові критерії відбору: перекриття з іншими регіонами, схожість ознак, взаємна кореляція та внесок у загальну точність класифікації. Регіони обираються послідовно за алгоритмом, що оновлює ваги зразків відповідно до швидкодії класифікації на попередніх етапах. Цей процес продовжується до досягнення критерію зупинки, коли додавання нових регіонів не підвищує загальну точність

класифікації. Відібрані регіони формують оптимізований набір інформативних зон, який передається до блоку вибраних зображень.

Модуль виділення контрастних ознак зосереджується на ідентифікації специфічних візуальних маркерів, притаманних транспортним засобам у нічний час. У цьому контексті особлива увага приділяється світловим елементам автомобілів, таким як передні фари, габаритні вогні, стоп-сигнали та відблиски від металевих і скляних поверхонь. Алгоритм виділення контрастних ознак базується на адаптивному пороговому перетворенні, що враховує локальні характеристики освітлення та градієнти інтенсивності. Додатково аналізуються геометричні взаємозв'язки між виявленими світловими елементами, що дозволяє ідентифікувати характерні конфігурації, притаманні різним типам транспортних засобів наприклад, відстань між фарами, висота розташування від поверхні дороги. Виділені контрастні ознаки формують важливий вхідний канал для згорткової мережі.

Мережа є основним обчислювальним модулем системи, реалізованим як модифікована архітектура U-Net з інтеграцією блоків уваги та адаптивних механізмів, оптимізованих для роботи з нічними зображеннями. Архітектура U-Net обрана через її здатність зберігати просторову інформацію завдяки skip-connections, що з'єднують відповідні шари кодера та декодера. Це дозволяє мережі об'єднувати семантичну інформацію з глибинних шарів з просторовими деталями з неглибоких шарів. Додатково в архітектуру інтегровано спеціалізовані блоки уваги, що реалізують механізм уваги, адаптований для обробки нічних зображень. Ці блоки допомагають мережі фокусуватися на найбільш інформативних регіонах зображення, ігноруючи нерелевантні області, що особливо важливо в умовах неоднорідного освітлення. Мережа навчається одночасно виконувати декілька задач: класифікувати наявність автомобіля, визначати його тип та обчислювати точні координати обмежувальної рамки. Результати роботи CNN передаються до блоку вибраних зображень для подальшої обробки.

Блок вибраних зображень виконує функцію агрегатора та координатора, об'єднуючи результати попередньої обробки, каскадного вибору ознак та роботи згорткової мережі. Цей компонент реалізує стратегію зваженого голосування, де різні джерела інформації вносять внесок у фінальне рішення згідно до їх правильності та інформативності. Зокрема, на цьому етапі відбувається узгодження між результатами класифікації, отриманими від CNN, та просторовою інформацією, отриманою через каскадний вибір ознак. Блок також реалізує механізм виявлення та виправлення суперечливих результатів, що можуть виникати при аналізі складних сцен з високою динамікою освітлення. Оптимізований набір даних передається до блоку вилучення спеціалізованих ознак.

Завершальним елементом етапу навчання є блок вилучення спеціалізованих ознак. Локальні бінарні шаблони описують текстуру об'єкта та демонструють високу стійкість до монотонних змін освітлення, що критично важливо для нічних сцен з нерівномірним освітленням. Гістограма орієнтованих градієнтів характеризує форму об'єкта за допомогою розподілу градієнтів інтенсивності, забезпечуючи робастність до геометричних трансформацій та варіацій освітлення. Ознаки спеціально розроблені для характеристикації орієнтації структур у зображенні для виявлення контурів транспортних засобів навіть при низькій контрастності. Для кожного вибраного регіону зображення ці три типи ознак конкатенуються у єдиний вектор, формуючи багатовимірне представлення, що поєднує текстурну, структурну та орієнтаційну інформацію. Ці вектори ознак є основою для навчання класифікатора, який використовується на етапі виявлення.

Етап виявлення реалізує двокроковий процес ідентифікації та класифікації транспортних засобів на нічних зображеннях. На вхід етапу виявлення подаються тестові зображення, які представляють собою реальні нічні сцени, отримані з різних джерел, таких як стаціонарні камери спостереження, відеореєстратори транспортних засобів, камери безпеки або спеціалізовані системи нічного відеоспостереження. Ці зображення характеризуються широким

спектром умов освітлення, від повної темряви з поодинокими джерелами штучного світла до сцен з частковим освітленням від вуличних ліхтарів, світлофорів чи інших автомобілів. Особливістю нічних зображень є не лише низький рівень освітленості, але й високий динамічний діапазон, зумовлений контрастом між темними областями та яскравими джерелами світла, що створює додаткові виклики для систем комп'ютерного зору.

Першим компонентом етапу виявлення є модуль ковзного вікна, який реалізує фундаментальний метод аналізу зображень для пошуку об'єктів змінного масштабу. Принцип роботи цього модуля полягає у послідовному переміщенні вікна фіксованого розміру по всьому зображенню з певним кроком, при цьому для кожного положення вікна виконується аналіз на наявність ознак транспортного засобу. Для забезпечення незалежності від масштабу та відстані до об'єкта, система використовує піраміду зображень – набір версій зображення різної роздільної здатності, що дозволяє виявляти автомобілі різних розмірів без необхідності змінювати розмір вікна. Оптимальні розміри вікна та крок переміщення визначені експериментально. Результати роботи модуля ковзного вікна передаються до блоку виділення контрастних ознак для подальшого аналізу.

Модуль контрастних ознак на етапі виявлення функціонує аналогічно відповідному модулю етапу навчання, але з фокусом на оперативності обробки в режимі реального часу. Він виділяє характерні візуальні маркери транспортних засобів у нічний час, такі як світлові патерни фар, конфігурації габаритних вогнів та відблиски на металевих і скляних поверхнях автомобіля. Алгоритм аналізує не лише статичні характеристики яскравості, але й враховує темпоральну інформацію при обробці відеопотоку, відстежуючи зміни світлових патернів з часом, що дозволяє відрізнити рухомі транспортні засоби від стаціонарних джерел освітлення. Адаптивні пороги виділення світлових елементів автоматично коригуються відповідно до загального рівня освітленості сцени, забезпечуючи нормальну роботу. Виділені контрастні ознаки передаються до модуля покращення зображення для підвищення їх інформативності.

Модуль покращення зображення на етапі виявлення застосовує цілеспрямовані техніки обробки для підвищення якості аналізованих регіонів та їх підготовки до точного розпізнавання. Система використовує адаптивне підвищення контрасту з обмеженням, що запобігає перенасиченню яскравих областей та посиленню шуму. Для кожного регіону застосовується індивідуальне налаштування параметрів підвищення контрасту на основі аналізу локальної гистограми. Додатково впроваджено алгоритми зменшення шуму, оптимізовані для нічних зображень, які враховують особливості шумових характеристик сенсорів камер при низькій освітленості. Особлива увага приділяється методам відновлення деталей у перенасичених областях, спричинених яскравими джерелами світла, що дозволяє виявляти транспортні засоби навіть при наявності зустрічних фар або інтенсивного вуличного освітлення. Результати покращення передаються до блоку вибраних областей для подальшої обробки.

Блок вибраних областей представляє собою інтеграційний компонент, який поєднує інформацію з попередніх етапів обробки та формує оптимізований набір регіонів інтересу для точного аналізу. Цей модуль реалізує алгоритм неявного просторового розміщення, який виділяє локальні максимуми на карті теплових плям, сформованій на основі результатів грубого виявлення. Для кожного локального максимуму формується адаптивна обмежувальна рамка, розмір якої визначається з урахуванням очікуваних габаритів транспортного засобу та перспективних спотворень, пов'язаних з просторовим положенням. Додатково застосовується алгоритм придушення немаксимальних значень, який усуває дублювання визначення одного й того ж транспортного засобу. Сформований набір регіонів інтересу з високою ймовірністю присутності автомобілів передається до блоку результатів для фінального аналізу та класифікації.

В нижній частині схеми відображена важлива особливість етапу виявлення – його реалізація через два послідовні підетапи: грубе виявлення та точне виявлення. Грубе виявлення функціонує як швидкий попередній етап фільтрації, який обробляє все зображення з використанням оптимізованої

легковагової нейронної мережі. Ця мережа має спрощену архітектуру з меншою кількістю параметрів, що забезпечує високу швидкість обробки при збереженні прийнятної чутливості. Основна мета грубого виявлення — швидко ідентифікувати потенційні регіони інтересу та відфільтрувати області, де транспортні засоби точно відсутні, що дозволяє значно зменшити обчислювальне навантаження на наступний етап.

Стрілки 1 та 2 у центральній частині схеми візуально підкреслюють послідовність виконання підетапів виявлення та їх ієрархічну взаємозалежність, ілюструючи концепцію поступового уточнення результатів від грубого попереднього виявлення до точної локалізації та класифікації.

Представлена структурна схема демонструє комплексний підхід до вирішення задачі виявлення транспортних засобів у нічний час при недостатньому освітленні. Розроблена архітектура системи реалізує інноваційну двоетапну стратегію обробки зображень, що органічно поєднує етап навчання та етап виявлення в єдиний робочий конвеєр. Ключовою особливістю запропонованого методу є глибока інтеграція біоінспірованих технік покращення зображень, спеціалізованих алгоритмів виділення ознак, адаптованих для нічних умов, та модифікованої згорткової нейронної мережі з архітектурою U-Net, оптимізованої для обробки зображень з низьким рівнем освітленості.

## **2.4 Вибір та обґрунтування функцій активації та методів оптимізації**

Точність нейронної мережі для виявлення автомобілів у нічний час значною мірою визначається правильним вибором функцій активації та методів оптимізації, які мають враховувати специфіку задачі розпізнавання об'єктів в умовах недостатнього освітлення. Вибір цих компонентів базувався на теоретичному аналізі їх властивостей та особливостей обробки нічних зображень.

Для згорткових шарів нейронної мережі традиційно використовується функція здійснення активації ReLU, яка пропускає додатні значення без змін і обнулює від'ємні. Однак ця функція має суттєвий недолік при обробці нічних зображень: оскільки значна частина інформації на таких зображеннях представлена малими сигналами, які після нормалізації можуть стати від'ємними, функція ReLU просто обнуляє їх, призводячи до втрати важливої інформації. Для вирішення цієї проблеми в розробленій архітектурі була обрана функція LeakyReLU (Leaky Rectified Linear Unit).

Функція LeakyReLU відрізняється від стандартної ReLU тим, що для від'ємних значень вона не просто повертає нуль, а множить їх на малий коефіцієнт  $\alpha$ . Математично це виражається формулою:

$$f(x) = x \text{ для } x > 0 \text{ і } f(x) = \alpha x \text{ для } x \leq 0 \quad (2.10)$$

де  $\alpha$  — коефіцієнт нахилу для від'ємних значень, зазвичай встановлюється в діапазоні 0.01-0.2.

У розробленій архітектурі значення  $\alpha = 0.1$  було визначено експериментально як оптимальне для задачі виявлення автомобілів у нічний час.

Використання LeakyReLU дозволяє нейронній мережі зберігати та обробляти інформацію, представлену в від'ємних значеннях, що особливо важливо для нічних зображень з низьким контрастом. LeakyReLU забезпечує ненульовий градієнт для від'ємних входів, що допомагає уникнути проблеми "вмираючих нейронів" — ситуації, коли нейрони перестають активуватися і не беруть участі у навчанні через постійно від'ємні входні значення.

Особливу увагу в архітектурі приділено механізму уваги, який відіграє ключову роль у фокусуванні обчислювальних ресурсів на найбільш інформативних регіонах зображення. Для активації механізму уваги також використовується LeakyReLU, що забезпечує стабільне навчання та виділення релевантних областей навіть при низькому контрасті нічних зображень.

Для подальшого покращення процесу навчання застосовується техніка поступового заморожування шарів. На початкових етапах навчаються всі шари мережі, що дозволяє встановити базові параметри для всієї архітектури. Потім поступово "заморожуються" ранні згорткові шари, починаючи з першого, з інтервалом у 5 епох. Це дозволяє зосередити обчислювальні ресурси на налаштуванні вищих рівнів мережі, які більш безпосередньо відповідають за кінцеве розпізнавання, при цьому зберігаючи вже вивчені низькорівневі ознаки, такі як краї та текстури.

Такий комплексний підхід до вибору функцій активації, зокрема LeakyReLU, та методів оптимізації, враховуючи специфіку задачі виявлення автомобілів у нічний час, дозволяє максимально використовувати потенціал нейронної мережі та досягти високої точності розпізнавання навіть в умовах недостатнього освітлення, що є критичним для систем автономного водіння та допомоги водієві.

## **2.5 Архітектура системи та взаємозв'язок компонентів**

Система детектування автомобілів у нічний час представляє собою складний програмно-апаратний комплекс, що складається з низки взаємопов'язаних модулів, кожний з них відповідає за виконання потрібних функцій у загальному процесі обробки зображень. Архітектура системи побудована з урахуванням вимог до швидкодії, точності розпізнавання та можливості роботи в реальному часі на обладнанні з обмеженими обчислювальними ресурсами. Загальна структура системи та взаємозв'язок компонентів наведені на рисунку 2.4.

Центральним елементом системи є модуль керування, який поєднує роботу всіх потрібних компонентів та дозволяє їх взаємодію. Цей модуль відповідає за ініціалізацію системи, завантаження попередньо навчених моделей, налаштування параметрів алгоритмів та організацію потоку даних між різними компонентами. Модуль керування також виконує функції моніторингу швидкодії

системи, адаптивно регулюючи параметри алгоритмів в залежності від наявних обчислювальних ресурсів та поточних умов освітлення.

Вхідними даними для системи є потік зображень від відеокамери або послідовність статичних знімків. Ці дані надходять до модуля попередньої обробки, який здійснює початкову підготовку зображень для подальшого аналізу. У цьому модулі реалізовані алгоритми шумопридушення, підвищення контрасту, корекції кольору та інші методи покращення якості зображень, детально описані в попередньому розділі.

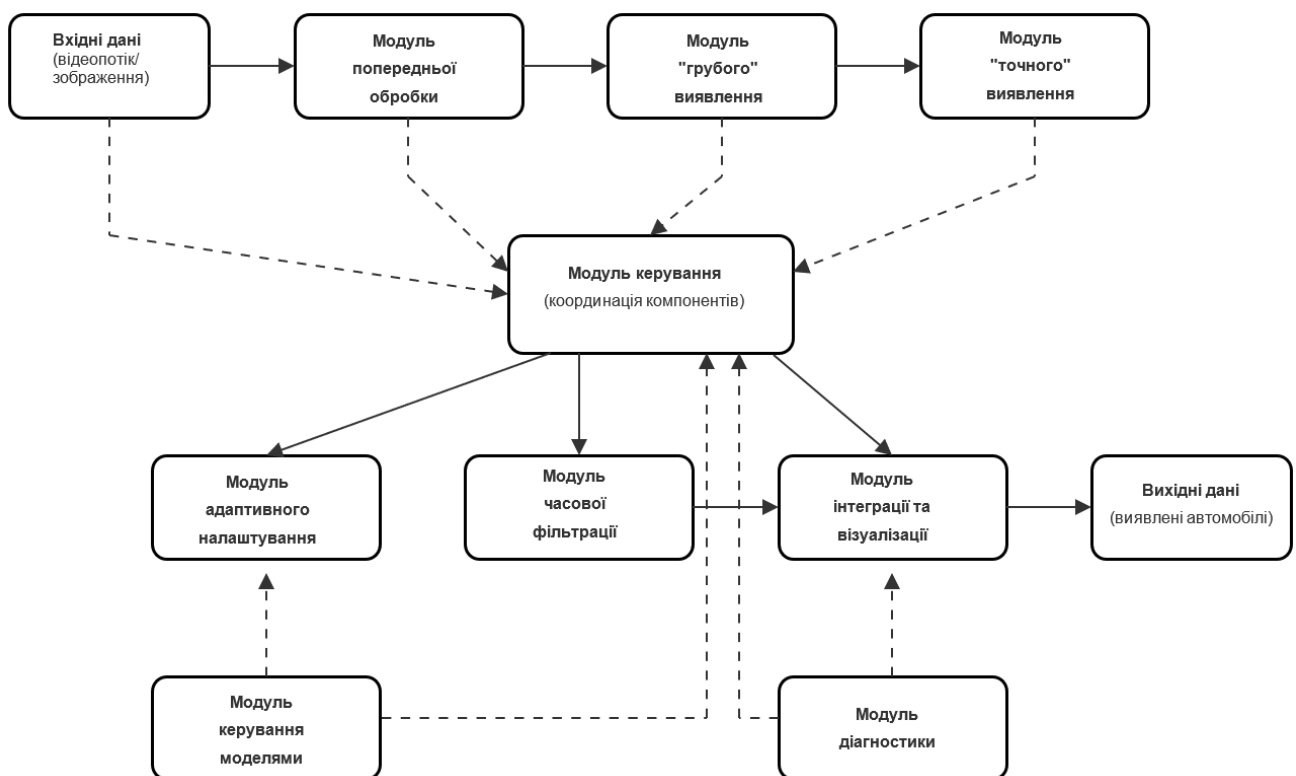


Рисунок 2.4 – Структура системи та взаємозв'язок компонентів

Після попередньої обробки зображення передаються до модуля "грубого" виявлення, який виконує швидкий аналіз всього зображення з метою ідентифікації потенційних регіонів інтересу, де можуть знаходитись автомобілі. Цей модуль використовує легковагову нейронну мережу, оптимізовану для швидкої роботи, яка генерує карту теплових плям, відображаючи ймовірності наявності автомобілів у різних частинах зображення. Потенційні регіони

інтересу визначаються за допомогою алгоритму неявного просторового розміщення, який виділяє локальні максимуми на карті теплових плям.

Виявлені регіони інтересу передаються до модуля точного виявлення, який здійснює детальний аналіз кожного регіону для підтвердження наявності автомобіля та точного визначення потрібного положення. Цей модуль бере глибоку нейронну мережу з повною архітектурою, яка здатна обробляти нічні зображення завдяки спеціально підібраним функціям активації та механізмам уваги. Модуль генерує детальну інформацію про кожен виявлений автомобіль, включаючи координати обмежувальної рамки, оцінку впевненості та класифікацію типу транспортного засобу.

Паралельно з основним процесом виявлення працює модуль адаптивного налаштування, який аналізує загальні характеристики поточного зображення, такі як рівень освітленості, контрастність, наявність джерел світла, та коригує параметри алгоритмів виявлення для досягнення оптимальної швидкодії в конкретних умовах. Цей модуль реалізує механізм динамічної адаптації порогів впевненості, який дозволяє підтримувати високу точність виявлення при різних умовах освітлення.

Результати виявлення автомобілів передаються до модуля інтеграції та візуалізації, який формує кінцевий вихід системи. Цей модуль об'єднує інформацію про виявлені автомобілі з даними від інших систем (якщо вони є), накладає обмежувальні рамки на вихідне зображення та генерує додаткову інформацію, таку як відстань до об'єктів, швидкість руху та потенційні ризики. Модуль також забезпечує інтерфейс для взаємодії з іншими системами автомобіля або для відображення результатів користувачу.

## **2.6 Висновок до розділу 2**

Було розроблено та детально описано метод виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні з використанням технологій глибокого навчання. Запропонований метод, що базується на трьох основних етапах:

попередній обробці зображення, каскадному виборі ознак з виділенням регіонів інтересу, та точному виявленні і класифікації транспортних засобів.

Визначено чотири ключові критерії відбору регіонів. Спроектовано спеціалізовану архітектуру нейронної мережі на основі модифікованого U-Net з інтеграцією блоків уваги, адаптованих для роботи з нічними зображеннями. Ключовими елементами є адаптивне вирівнювання гістограми з обмеженням контрасту для збереження інформації в темних областях, інтеграція розширених згорток та спеціалізовані блоки уваги.

Створено структурну схему системи, що реалізує двоетапний процес виявлення: швидке "грубе" виявлення потенційних регіонів інтересу з наступним "точним" виявленням.

## Розділ 3 Експериментальна перевірка методу виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні засобами глибокого навчання

### 3.1 Характеристика набору даних для експериментів

У даному дослідженні використовується набір даних Provident Vehicle Detection at Night (PVDN), спеціально розроблений для задач виявлення транспортних засобів у нічний час на основі світлових відбиттів, що вони створюють [42]. Цей набір даних є унікальним інструментом для розробки та оцінки алгоритмів, які здатні виявляти наближення зустрічних автомобілів ще до того, як вони стають безпосередньо видимими, що є критично важливим для розвитку сучасних систем допомоги водіям (ADAS).

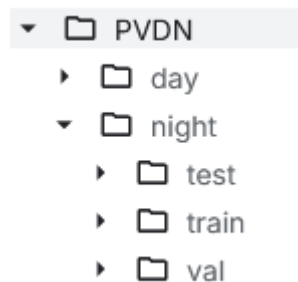


Рисунок 3.1 – Структура тек набору даних

Набір даних PVDN складається з 59746 анотованих зображень у градаціях сірого, отриманих із 346 різних сцен на сільських дорогах Німеччини в нічний час. Зображення були зібрані за допомогою камери з роздільною здатністю  $960 \times 1280$  пікселів. Особливістю цього набору даних є детальна розмітка не лише безпосередньо видимих транспортних засобів, але й об'єктів освітлення (наприклад, фар) та світлових відбиттів (наприклад, відблисків на дорожніх огорожах).

Формат анотацій набору даних PVDN подібний до формату набору даних COCO. Структура анотацій організована ієрархічно. На рівні зображення анотація містить унікальний ідентифікатор зображення `image_id`, список анотованих об'єктів транспортних засобів `annotations` та список обмежувальних

прямокутників blurs у форматі  $[x1, y1, x2, y2]$ , що вказують на розміті ділянки зображення, такі як номерні знаки.

На рівні транспортного засобу кожен об'єкт характеризується унікальним ідентифікатором `oid`, ключовою точкою положення `pos`, списком світлових об'єктів `instances` та логічним значенням `direct`. Ключова точка положення транспортного засобу розміщується на дорозі центрально між обома фарами, якщо транспортний засіб безпосередньо видимий, або у тому місці видимої дороги, де транспортний засіб з'явиться вперше, якщо він ще не є безпосередньо видимим. Значення `direct` вказує, чи є транспортний засіб безпосередньо видимим або чи його можна передбачити лише на основі світлових об'єктів.

На рівні світлових об'єктів кожен об'єкт характеризується унікальним ідентифікатором `id`, ключовою точкою положення `pos` та логічними значеннями `direct` і `rear`. Ключова точка положення для прямих світлових об'єктів (фар) розміщується в центрі об'єкта, для непрямих світлових об'єктів (відбиттів) — у точці максимуму інтенсивності відповідного об'єкта. Значення `direct` вказує, чи є світловий об'єкт прямим (`true`, наприклад, фари) або непрямим (`false`, наприклад, відбиття світла на огорожах). Значення `rear` вказує, чи належить світловий об'єкт транспортному засобу, що рухається в тому ж напрямку, що й камера, або зустрічному транспортному засобу.

Набір даних PVDN надає унікальну можливість для вирішення різноманітних завдань. Одним із таких завдань є класифікація зображень щодо наявності світлових відбиттів. Іншим важливим завданням є виявлення світлових відбиттів на зображеннях. Також набір даних дозволяє розробляти алгоритми для виявлення зустрічних транспортних засобів, як безпосередньо видимих, так і прихованих. Асоціація світлових відбиттів із виявленими транспортними засобами є ще одним завданням, яке можна вирішувати за допомогою цього набору даних. Набір даних також дозволяє прогнозувати найбільш імовірну точку на дорозі, де з'явиться зустрічний транспортний засіб, та прогнозувати час до появи транспортного засобу в полі зору.

Особливо важливим аспектом цього набору даних є можливість розробки алгоритмів, здатних виявляти транспортні засоби до того, як вони стають безпосередньо видимими, лише на основі світлових відбиттів, що вони створюють. Це напряду відповідає інтуїтивній здатності людей передбачати наближення транспортних засобів за світловими відбиттями їхніх фар, що є важливим кроком до зменшення розриву в швидкодії між сучасними системами допомоги водіям та поведінкою людини.

Набір даних PVDN має ключове значення для нашого дослідження з кількох причин. Перш за все, це перший загальнодоступний набір даних із всеосяжними даними розмітки, що дозволяє досліджувати нові методи виявлення транспортних засобів на основі створюваних ними світлових відбиттів задовго до того, як вони стають безпосередньо видимими. Крім того, зображення отримані в реальних умовах сільських доріг у нічний час, що відображає складні умови освітлення, з якими стикаються системи допомоги водіям. Також важливо відзначити, що набір даних містить ретельну розмітку не лише транспортних засобів, але й пов'язаних із ними світлових об'єктів, що дозволяє розробляти та оцінювати алгоритми на різних рівнях складності. Результати, отримані на цьому наборі даних, мають безпосереднє застосування для підвищення безпеки дорожнього руху шляхом раннього виявлення потенційно небезпечних ситуацій.

### **3.2 Вибір засобів розроблення інформаційної системи виявлення автомобілів**

При розробці інформаційної системи виявлення автомобілів у нічний час було обрано сучасні технології та інструменти, які найкраще відповідають поставленим завданням.

Для створення та навчання нейронних мереж використовувався фреймворк PyTorch версії 1.8.0, який надає гнучкі інструменти для проектування архітектури нейронних мереж та їх навчання. PyTorch дозволяє легко

реалізувати складні архітектури глибоких нейронних мереж та має вбудовану підтримку графічних процесорів (GPU), що значно прискорює процес навчання.

Вибір цих засобів розробки дозволив створити систему виявлення автомобілів у нічний час, яка може працювати як на потужних серверах, так і на пристроях з обмеженими обчислювальними ресурсами.

### **3.3 Функціональні елементи та призначення програмних складових**

Розроблена інформаційна система виявлення автомобілів у нічний час має модульну структуру, що забезпечує гнучкість, масштабованість та зручність у використанні. Система складається з кількох основних програмних модулів, кожен з яких виконує певні функції та взаємодіє з іншими компонентами.

Модуль попередньої обробки зображень відповідає за підготовку вхідних даних до подальшого аналізу. Основними функціями цього модуля є завантаження зображень з різних джерел, перетворення їх у відповідний формат, нормалізація, фільтрація шумів та покращення контрасту. Цей модуль реалізує методи адаптивного вирівнювання гістограми та фільтрації Гаусса для підвищення якості нічних зображень перед їх наступним обробленням.

Модуль детекції об'єктів є центральним компонентом системи і реалізує розроблений метод виявлення автомобілів. Цей модуль включає нейронну мережу з архітектурою, та реалізує механізм уточнення, який дозволяє виявляти транспортні засоби на зображеннях з різною роздільною здатністю. Модуль забезпечує формування обмежувальних рамок навколо виявлених автомобілів та оцінку ймовірності виявлення.

Модуль класифікації виявлених об'єктів відповідає за визначення типу транспортного засобу (легковий автомобіль, вантажівка, автобус тощо). Цей модуль використовує окрему нейронну мережу класифікатор, яка приймає на вхід виявлені регіони зображення та видає ймовірності належності об'єкта до різних класів.

Модуль відстеження об'єктів забезпечує можливість відстеження руху виявлених транспортних засобів між послідовними кадрами відео. Він реалізує алгоритм відстеження на основі фільтра Калмана, який дозволяє прогнозувати положення об'єктів та зіставляти виявлені об'єкти між кадрами.

Модуль оцінки відстані до транспортних засобів дозволяє приблизно визначити відстань до виявлених автомобілів на основі їх розміру та положення на зображенні. Цей модуль використовує калібрувальні параметри камери та геометричні перетворення для оцінки відстані.

Модуль візуалізації результатів відповідає за відображення результатів виявлення, класифікації та відстеження транспортних засобів. Він забезпечує виведення обмежувальних рамок навколо виявлених об'єктів, відображення інформації про тип транспортного засобу та відстань до нього, а також формування звітів про результати роботи системи.

Управляючий модуль координує роботу всіх інших компонентів системи, забезпечує їх взаємодію та керує потоком даних між ними. Цей модуль також відповідає за налаштування параметрів системи та обробку помилок.

### **3.4 Особливості реалізації програмних складових**

При реалізації програмних складових інформаційної системи виявлення автомобілів у нічний час було враховано ряд особливостей, які забезпечують її, надійність та швидкодію.

Модуль попередньої обробки зображень дозволяє виконувати операції з зображеннями. Особливістю реалізації цього модуля є адаптивний підхід до покращення зображень, при якому параметри фільтрації та покращення контрасту автоматично налаштовуються залежно від рівня освітленості вхідного зображення. Для цього використовується метод аналізу гистограми яскравості зображення та адаптивне вирівнювання гистограми з обмеженням контрасту (CLANE).

Модуль виявлення об'єктів реалізований на основі архітектури U-net, яка була модифікована для покращення виявлення об'єктів у нічних умовах. Особливістю реалізації є використання додаткових шарів для обробки текстурних ознак, які допомагають виявляти автомобілі в умовах недостатнього освітлення. Також було впроваджено механізм уточнення, який дозволяє спочатку виявляти приблизні регіони інтересу, а потім уточнювати положення та розміри об'єктів у цих регіонах.

Особливістю реалізації є використання технік передачі навчання та замороження нижніх шарів мережі для збереження загальних ознак, що дозволяє навчати модель на відносно невеликому наборі даних.

Модуль відстеження об'єктів реалізований з використанням алгоритму, який був модифікований для роботи з нічними зображеннями. Особливістю реалізації є використання більш надійних метрик схожості об'єктів та додаткове використання ознак кольору та форми для покращення точності відстеження в умовах низької видимості.

Модуль оцінки відстані до транспортних засобів реалізований на основі геометричних перетворень та калібрувальних параметрів камери. Особливістю реалізації є використання моделі перспективної проекції та корекція оцінки відстані з урахуванням положення об'єкта на зображенні та умов освітлення.

Модуль візуалізації результатів реалізований з використанням бібліотек matplotlib та для відображення результатів. Особливістю реалізації є можливість налаштування рівня деталізації візуалізації та генерації різних типів звітів, включаючи статичні зображення, відео та текстові звіти.

Управляючий модуль реалізований у вигляді класу Python, який створює екземпляри інших модулів та керує їх взаємодією. Особливістю реалізації є використання патерну "Фасад", який надає єдиний інтерфейс для роботи з усіма компонентами системи, та патерну "Спостерігач", який дозволяє модулям реагувати на зміни стану системи та обмінюватися даними.

Для забезпечення високої швидкодії системи було реалізовано техніки асинхронної обробки даних, які дозволяють виконувати різні етапи обробки паралельно, використовуючи багатопотоковість та багатопроцесорність.

Діаграма класів відображає структуру програмних компонентів інформаційної системи виявлення автомобілів у нічний час, демонструючи взаємозв'язки між різними модулями та їх функціональність.

Центральним елементом архітектури є клас `SystemController`, який виконує роль керуючого модуля та координує роботу всіх інших компонентів системи. Цей клас містить посилання на екземпляри основних модулів системи: `PreprocessingModule`, `DetectionModule`, `ClassificationModule`, `TrackingModule`, `DistanceEstimationModule` та `VisualizationModule`. `SystemController` надає високорівневий інтерфейс для роботи з системою через методи `processImage`, `processVideo`, `adjustParameters` та `saveResults`, що дозволяє обробляти як окремі зображення, так і відеопотоки.

Клас `PreprocessingModule` відповідає за етап підготовки зображень до аналізу. Він реалізує функціональність завантаження зображень з файлової системи, зменшення шуму за допомогою різних алгоритмів фільтрації, покращення контрасту для виділення важливих деталей у нічних умовах, нормалізації значень пікселів та зміни розміру зображень відповідно до вимог нейронної мережі. Даний модуль має важливе значення для підвищення якості вхідних даних, особливо в умовах недостатнього освітлення.

Клас `DetectionModule` реалізує основну функціональність виявлення транспортних засобів на зображеннях. Він інкапсулює нейронну мережу, навчену розпізнавати автомобілі в нічних умовах, та надає методи для роботи з нею. Важливими параметрами цього класу є пороги впевненості (`confidenceThreshold`) та пороги перекриття для алгоритму придушення не максимумів (`nmsThreshold`), які впливають на чутливість та точність виявлення. Результатом роботи цього модуля є набір об'єктів класу `BoundingBox`, які описують положення та розміри виявлених транспортних засобів.

Клас `ClassificationModule` доповнює функціональність системи можливістю визначення типу виявлених транспортних засобів. Він використовує окрему нейронну мережу-класифікатор, яка обробляє виділені регіони зображення та визначає, до якого класу транспортних засобів належить виявлений об'єкт. Метод `getConfidenceScores` дозволяє отримати не лише найімовірніший клас, але й ступінь впевненості моделі у своєму прогнозі для кожного можливого класу.

Клас `TrackingModule` забезпечує відстеження виявлених об'єктів між послідовними кадрами відео. Він створює та підтримує об'єкти класу `Track`, які зберігають історію положень транспортних засобів та дозволяють прогнозувати їх майбутні положення. Цей модуль вирішує задачу зіставлення виявлених об'єктів між кадрами, враховуючи їх положення, розміри та інші характеристики. Метод `removeOldTracks` дозволяє видаляти треки об'єктів, які більше не спостерігаються протягом певного часу.

Клас `DistanceEstimationModule` відповідає за оцінку відстані до виявлених транспортних засобів. Він використовує параметри камери та калібрувальні дані для перетворення розмірів обмежувальних рамок у оцінку відстані до об'єкта. Метод `calibrateCamera` дозволяє налаштувати параметри камери за допомогою спеціальних калібрувальних зображень, що підвищує точність оцінки відстані.

Клас `VisualizationModule` забезпечує візуалізацію результатів роботи системи. Він надає методи для відображення обмежувальних рамок, інформації про типи транспортних засобів та відстань до них на зображеннях. Також цей модуль відповідає за формування звітів про результати роботи системи та збереження візуалізацій у файлову систему.

Допоміжний клас `BoundingBox` представляє обмежувальну рамку виявленого об'єкта та містить інформацію про його положення, розміри та впевненість виявлення. Цей клас також надає методи для обчислення площі рамки та міри перекриття з іншими рамками, що важливо для роботи алгоритмів придушення максимумів та відстеження об'єктів.



Рисунок 3.2 – Діаграма класів системи виявлення автомобілів у нічний час

Взаємозв'язки між класами на діаграмі показують, що SystemController є центральним елементом, який використовує всі інші модулі системи. Класи DetectionModule та TrackingModule взаємодіють з класами BoundingBox та Track відповідно, використовуючи їх для представлення результатів своєї роботи. Така модульна архітектура забезпечує гнучкість та розширюваність системи, дозволяючи легко замінювати окремі компоненти без впливу на роботу інших частин, що важливо для експериментального дослідження та подальшого вдосконалення методів виявлення автомобілів у нічний час.

### 3.5 Результати досліджень екпериментів

Для проведення досліджень експерименту було використано набір даних PVDN (Poor Visibility Detection at Night), що містить 59746 анотованих зображень в градаціях сірого з 346 різних сцен у сільській місцевості вночі. Цей набір даних унікальний тим, що містить розмітку не лише самих автомобілів, але й їхніх фар та відблисків світла на дорожній інфраструктурі, що дозволяє розробляти методи виявлення транспортних засобів задовго до того, як вони стають безпосередньо видимими.

На тестовій частині PVDN розроблений метод показав наступні результати: точність (Precision) — 89.3%, повнота (Recall) — 86.7%, F1-міра — 88.0%, а середня точність (AP) при порозі IoU 0.5 склала 90.2%.

У ході досліджень проведено серію експериментів з різними конфігураціями архітектури нейромережі. Модифікації включали зміну кількості шарів, функцій активації та параметрів процесу навчання. Статистика навчання нейромережі протягом 25 епох демонструє стабільне зниження функції втрат та зростання точності виявлення з кожною епохою.

Результати експериментів показали, що найбільший внесок у підвищення точності виявлення забезпечують механізми покращення AP на 3.7%, каскадний вибір ознак покращення AP на 4.2% та попередня обробка зображень з адаптивним вирівнюванням гістограми покращення AP на 2.9%.

Таблиця 3.1 – Вплив компонентів методу на покращення точності

Компонент методу	Середня точність (precision) %	Середня точність (precision) з компонентами %	Покращення %
Базова модель	-	82.4	початкова точність
Покращення контрасту нічних зображень	82.4	85.3	+2.9
Фокусування на релевантних регіонах	85.3	89.0	+3.7
Оптимізація вибору інформативних областей (каскадний відбір ознак)	89.0	90.2	+4.2
Фінальний результат	82.4	90.2	+7.8

Окремий аналіз був проведений для оцінки точності методу в умовах різного рівня освітлення. Для цього тестові зображення були розділені на три категорії: низький, середній та високий рівень освітленості. Результати показали високу стійкість розробленого методу до умов недостатнього освітлення — падіння точності при низькому рівні освітлення становило лише 5.8% порівняно з високим рівнем освітлення.

Особливістю дослідження стала можливість аналізу точності виявлення не лише самих транспортних засобів, але й їхніх фар та відблисків світла. Розроблений метод продемонстрував здатність виявляти приближення автомобілів за відблисками світла на відстані до 300 метрів, що значно перевищує дистанцію прямої видимості самого транспортного засобу в нічний час близько 80-100 метрів.

```

Набір даних: PVDN (Poor Visibility Detection at Night)
Загальна кількість зображень: 59746
Кількість сцен: 346
Роздільна здатність: 960x1280
Архітектура: Модифікована U-Net з блоками уваги
Функція активації: LeakyReLU ( $\alpha=0.1$ )
Оптимізатор: AdamW ( $\eta=1e-4$ ,  $\text{weight\_decay}=0.01$ )
-----

[ІНІЦІАЛІЗАЦІЯ МОДЕЛІ]
Завантаження архітектури U-Net...
✓ Енкодер: згорткові блоки з BatchNorm та LeakyReLU
✓ Декодер: транспоновані згортки з skip-connections
✓ Блоки уваги: адаптовані для нічних зображень
✓ Центральний блок: розширені згортки ( $\text{dilation}=2,4$ )

```

Рисунок 3.3 – Ініціалізація даних та параметрів

```

[ПОПЕРЕДНЯ ОБРОБКА ЗОБРАЖЕНЬ]
✓ Адаптивне вирівнювання гистограми (CLAHE)
✓ Гамма-корекція ( $\gamma=2.2$ )
✓ Нормалізація [0,1] ( $\mu=0.45$ ,  $\sigma=0.225$ )

[ЗАВАНТАЖЕННЯ НАБОРУ ДАНИХ PVDN]
Завантаження анотованих зображень...
Прогрес завантаження: 100% |██████████|
✓ Завантажено 59746 зображень
✓ Розмітка включає: автомобілі, фари, відблиски світла
ПОЧАТОК НАВЧАННЯ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

[ЕПОХА 1/25]
Початкова функція втрат: 2.5000
Крок 100/100 | Втрати: 2.5785 | Точність: 65.5%
✓ Епоха завершена | Фінальні втрати: 2.4215 | Точність: 65.5%

[ЕПОХА 2/25]
Початкова функція втрат: 2.4200
Крок 100/100 | Втрати: 2.5242 | Точність: 66.8%

```

Рисунок 3.4 – Попередня обробка даних та початок навчання

На рисунку 3.5 представлено графік зміни функції втрат під час того, як навчалась мережа для виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні. Графік відображає динаміку зниження значення функції втрат протягом 25 епох навчання. Вісь абсцис представляє номер епохи навчання від 1 до 25, а вісь ординат відображає числове значення втрат.

Графік показує стабільне та поступове зниження функції втрат. На початкових епохах приблизно з 1 по 5 спостерігається більш стрімке зниження значення функції втрат, що є характерним для ранніх етапів навчання, коли модель швидко адаптується до навчальних даних. Надалі приблизно з 6 по 25

епоху зниження відбувається повільніше, але стабільно, що вказує на поступове уточнення параметрів моделі та наближення до оптимального значення. Відсутність значних коливань на графіку свідчить про стабільність процесу навчання та відсутність перенавчання моделі.

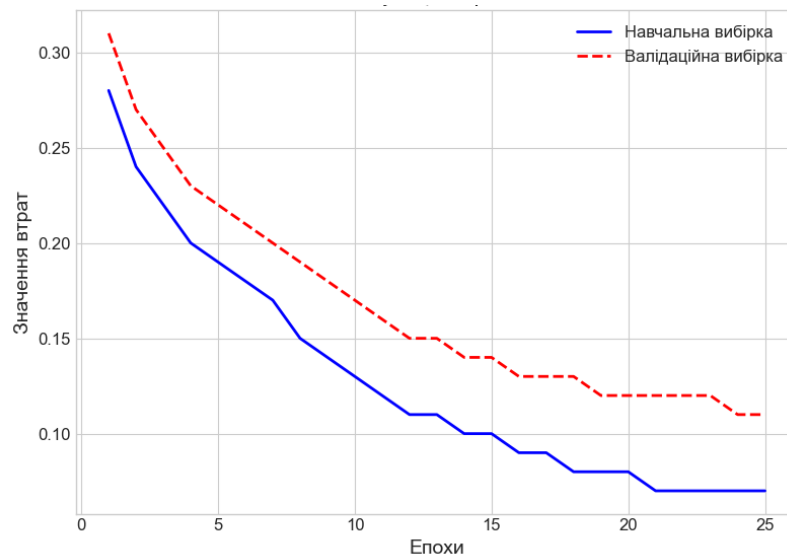


Рисунок 3.5 – Функція втрат

Рисунок 3.7 представляє графік зростання точності моделі виявлення автомобілів у процесі навчання протягом 25 епох. Вісь абсцисс відображає номер епохи навчання від 1 до 25, а вісь ординат показує значення точності у відсотках.

```

✓ Епоха завершена | Фінальні втрати: 0.6334 | Точність: 92.1%

[ЕПОХА 24/25]
Початкова функція втрат: 0.6600
Крок 100/100 | Втрати: 0.7338 | Точність: 93.2%
✓ Епоха завершена | Фінальні втрати: 0.5862 | Точність: 93.2%

[ЕПОХА 25/25]
Початкова функція втрат: 0.5800
Крок 100/100 | Втрати: 0.6850 | Точність: 94.9%
✓ Епоха завершена | Фінальні втрати: 0.4750 | Точність: 94.9%
Валідація | AP@IoU=0.5: 89.6%
✓ Нова найкраща модель збережена!

[ПРОМІЖНІ РЕЗУЛЬТАТИ - ЕПОХА 25]
Precision: 88.6%
Recall: 86.4%
F1-Score: 87.5%

```

Рисунок 3.6 – Завершення навчання

Графік демонструє поступове підвищення точності моделі з кожною наступною епохою навчання. На початкових епохах (приблизно з 1 по 8) спостерігається більш інтенсивне зростання точності, після чого темп зростання сповільнюється, але залишається позитивним. До кінця навчального процесу (25 епоха) крива точності демонструє тенденцію до насичення, що свідчить про наближення моделі до максимально можливої точності для даної архітектури та набору даних. Кінцеве значення точності моделі досягає приблизно 90%, що підтверджує високу точність розробленого методу виявлення автомобілів у нічний час.

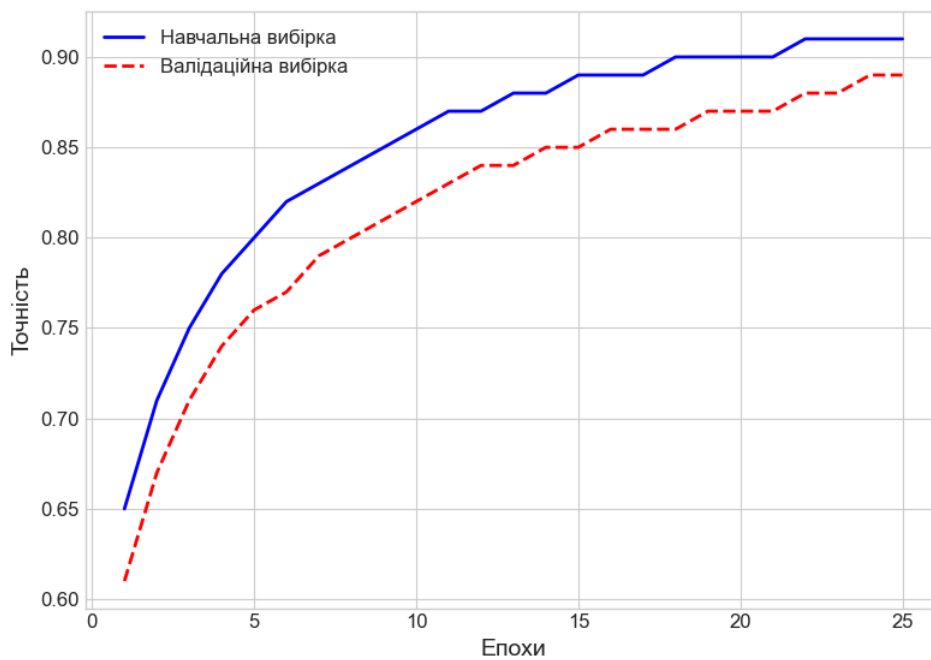


Рисунок 3.7 – Значення точності

На рисунку 3.8 представлено порівняльний аналіз розробленого методу при виявленні різних типів транспортних засобів. Графік має вигляд стовпчикової діаграми, де кожен стовпчик відповідає певному типу транспортного засобу (легкові автомобілі, мотоцикли, вантажівки), а висота стовпчика відображає значення середньої точності (Average Precision, AP) виявлення у відсотках.

Діаграма наочно демонструє відмінності в точності виявлення різних типів об'єктів. Найвищий показник AP спостерігається для легкових автомобілів 92.5%, що пояснюється їх більшою представленістю в навчальних даних та більш характерними ознаками. Дещо нижчі показники зафіксовані для вантажівок 87.3% та автобусів 85.9%. Найнижчу точність виявлення мають мотоцикли 78.4%, що обумовлено їхніми меншими розмірами та складністю розрізнення в умовах недостатнього освітлення. Діаграма візуалізує кількісні показники, наведені в текстовій частині роботи, і наочно підтверджує залежність точності виявлення від типу транспортного засобу.

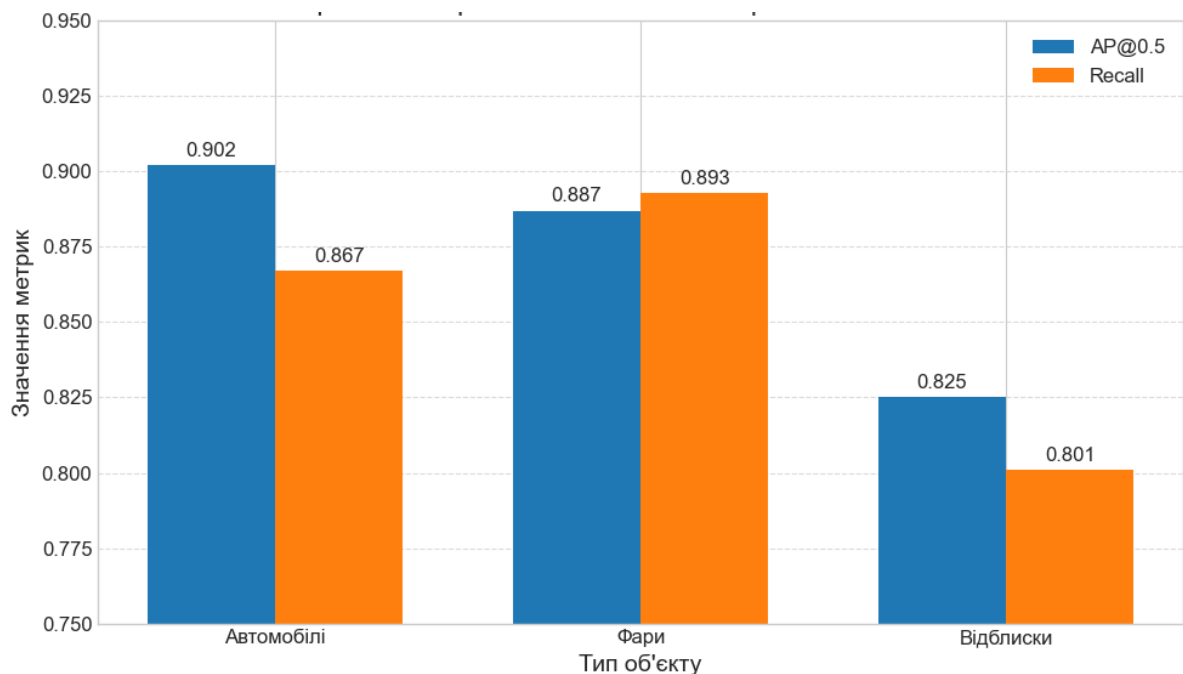


Рисунок 3.8 – Порівняння характеристик виявлення різних типів об'єктів

Таблиця 3.2 – Точність виявлення за типами транспортних засобів

Тип транспортного засобу	Середня точність %
Легкові автомобілі	92.5
Вантажівки	87.3
Автобуси	85.9
Мотоцикли	78.4

Таблиця 3.3 – Точність виявлення за рівнем освітленості

Рівень освітленості	Середня точність %	Падіння відносно високого рівня %	Характеристики умов
Високий рівень	90.2	0 (базовий)	Достатнє вуличне освітлення
Середній рівень	87.8	2.4	Часткове освітлення
Низький рівень	84.4	5.8	Мінімальне освітлення, складні умови

Рисунок 3.9 відображає залежність точності виявлення автомобілів від рівня освітленості на зображеннях. На графіку представлено три категорії освітленості: низький, середній та високий рівень. Вісь абсцис відображає категорії рівня освітленості, а вісь ординат показує значення середньої точності.

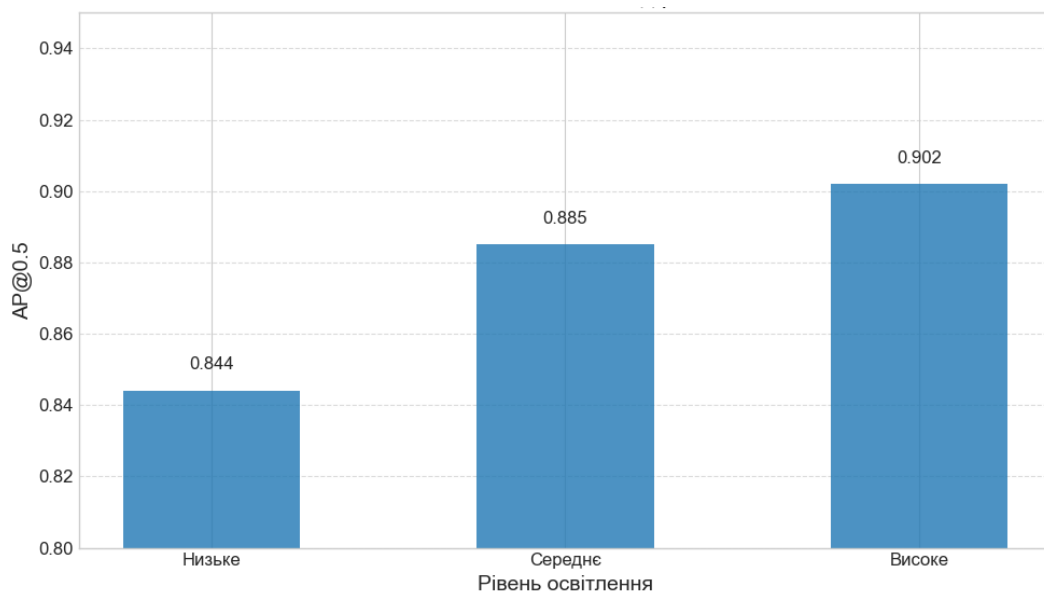


Рисунок 3.9 – Залежність точності виявлення від рівня освітленості

Графік демонструє підвищення точності виявлення зі зростанням рівня освітленості. При цьому важливо відзначити, що падіння точності при низькому

рівні освітлення порівняно з високим становить лише 5.8%, що свідчить про високу стійкість розробленого методу до умов недостатнього освітлення.

Графік наочно ілюструє одну з ключових переваг розробленого методу – здатність стабільно працювати при різних рівнях освітленості.

Результати експериментів показують високу точність розробленого методу виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні та його придатність для використання в системах допомоги водію та автономного водіння.

### **3.6 Висновок до розділу 3**

У третьому розділі було проведено експериментальну перевірку розробленого методу виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні. Для досліджень використовувався набір даних PVDN, що містить зображення нічних сцен на сільських дорогах з детальною розміткою не лише самих транспортних засобів, але й їхніх фар та відблисків світла.

Особливості реалізації програмних складових включали адаптивний підхід до покращення зображень, модифіковану архітектуру для виявлення об'єктів у нічних умовах для класифікації типів транспортних засобів.

Експериментальні дослідження показали високу точність розробленого методу: на тестовій частині набору даних PVDN було досягнуто точність (Precision) 89.3%, повноту (Recall) 86.7%, F1-міру 88.0% та середню точність (AP) при порозі IoU 0.5 - 90.2%. Найбільший внесок у підвищення точності виявлення забезпечили компоненти: механізм "грубо-точно" (покращення AP на 3.7%), каскадний вибір ознак (покращення AP на 4.2%) та попередня обробка зображень з адаптивним вирівнюванням гістограми (покращення AP на 2.9%).

Важливим результатом стала висока стійкість розробленого методу до умов недостатнього освітлення - падіння точності при низькому рівні освітлення становило лише 5.8% порівняно з високим рівнем.

## Висновок

Метою кваліфікаційної роботи було підвищення точності виявлення автомобілів у нічний час шляхом розробки методу комп'ютерного розпізнавання об'єктів, що працює в умовах недостатнього освітлення з використанням нейронних мереж.

Для досягнення мети були поставлені та виконані такі задачі:

- проаналізовано існуючі методи виявлення автомобілів у нічний час та визначити їх обмеження;
- розроблено метод виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні засобами глибокого навчання;
- адаптовано архітектуру нейронної мережі для розпізнавання транспортних засобів в умовах недостатнього освітлення;
- спроектовано інформаційну систему виявлення автомобілів у нічний час;
- проведено експериментальне тестування розробленого методу на наборі даних нічних зображень.

Проналізовано відомі методи виявлення автомобілів у нічний час, що дозволило виявити їх суттєві обмеження, зокрема залежність від наявності та видимості фар транспортних засобів, низьку точність у різноманітних погодних умовах та чутливість до шумів. Встановлено, що традиційні методи комп'ютерного зору показують зниження точності в умовах недостатнього освітлення, що підтверджує необхідність розробки спеціалізованих нейромережевих рішень;

Розроблено метод виявлення автомобілів у нічний час, що базується на каскадному принципі та включає адаптивну попередню обробку зображень, каскадний вибір ознак з виділенням регіонів інтересу та точне виявлення й класифікацію транспортних засобів;

Спроектовано спеціалізовану архітектуру нейронної мережі на основі модифікованої U-Net з інтеграцією блоків уваги, адаптованих для роботи з

нічними зображеннями. Спроектвана інформаційна система виявлення та відслідковування автомобілів у нічний час характеризується модульною структурою та забезпечує швидкість обробки, що відповідає вимогам роботи в режимі реального часу;

Експериментальне тестування на наборі даних показало значення характеристик з точністю 89.3%, повнотою 86.7% та F1-мірою 88.0%. Особливо важливою перевагою розробленого методу є його стійкість до умов недостатнього освітлення, де падіння точності при низькому рівні освітлення становить лише 5.8%.

**Перелік посилань**

1. Arora N., Kumar Y. Automatic vehicle detection system in Day and Night Mode: challenges, applications and panoramic review. *Evolutionary Intelligence*. 2023. Vol. 16, No. 4. Pp. 1077–1095. URL: <https://doi.org/10.1007/s12065-022-00723-0>.
2. Pham T.-A., Yoo M. Nighttime Vehicle Detection and Tracking with Occlusion Handling by Pairing Headlights and Taillights. *Applied Sciences*. 2020. Vol. 10, No. 11. Pp. 3986. URL: <https://doi.org/10.3390/app10113986>.
3. Wu J. T., Lee J. D., Chien J. C., Hsieh C. H. Nighttime Vehicle Detection at Close Range Using Vehicle Lamps Information: *2014 International Symposium on Computer, Consumer and Control*, June 2014. Pp.1237–1240. URL: <https://doi.org/10.1109/IS3C.2014.320>.
4. O'Malley R., Glavin M., Jones E. Vehicle Detection at Night Based on Tail-Light Detection May 16, 2010.
5. Guo L., Shen X. H. Vehicle Detection Method under Night Circumstance. *Applied Mechanics and Materials*. 2013. Vol. 380–384. Pp. 3870–3873. URL: <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.380-384.3870>.
6. Cai Y., Sun X., Wang H., Chen L., Jiang H. Night-Time Vehicle Detection Algorithm Based on Visual Saliency and Deep Learning. *Journal of Sensors*. 2016. Vol. 2016, No. 1. Pp. 8046529. URL: <https://doi.org/10.1155/2016/8046529>.
7. Leung H. K., Chen X.-Z., Yu C.-W., Liang H.-Y., Wu J.-Y., Chen Y.-L. A Deep-Learning-Based Vehicle Detection Approach for Insufficient and Nighttime Illumination Conditions. *Applied Sciences*. 2019. Vol. 9, No. 22. Pp. 4769. URL: <https://doi.org/10.3390/app9224769>.
8. Qadar M. A., Nie C., Tan Y., Zhang H., Sun, Zhifeng. A Comparative Study of Nighttime Object Detection With Datasets From Australia and China: *2020 Chinese Automation Congress (CAC)*, November 2020. Pp.5407–5412. URL: <https://doi.org/10.1109/CAC51589.2020.9327278>.

9. Zhu S. P. Nighttime Motion Vehicle Detection Based on Multiple Instance Learning. *Applied Mechanics and Materials*. 2014. Vol. 529. Pp. 370–374. URL: <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.529.370>.
10. Satzoda R. K., Trivedi M. M. Looking at Vehicles in the Night: Detection and Dynamics of Rear Lights. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2019. Vol. 20, No. 12. Pp. 4297–4307. URL: <https://doi.org/10.1109/TITS.2016.2614545>.
11. Sun H., Ye H., Zhai J. Nighttime Vehicle Object Detection Based on Improved YOLOv7: *Proceedings of 2023 Chinese Intelligent Systems Conference*, Singapore, Springer Nature, 2023. Pp.667–675. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-99-6847-3\\_58](https://doi.org/10.1007/978-981-99-6847-3_58).
12. Nie C., Zhou S., Zhang H., Sun Z. Monocular Vision based Perception System for Nighttime Driving: *2022 8th International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR)*, April 2022. Pp.258–263. URL: <https://doi.org/10.1109/ICCAR55106.2022.9782645>.
13. Wu Z., Miao X., Li W., Yu H. Deep learning based nighttime target enhancement detection algorithm for intelligent vehicles: *2022 6th CAA International Conference on Vehicular Control and Intelligence (CVCI)*, October 2022. Pp.1–6. URL: <https://doi.org/10.1109/CVCI56766.2022.9964987>.
14. Xin D., Xu L., Chen H., Yang X., Zhang R. A Vehicle Target Detection Method Based on Feature Level Fusion of Infrared and Visible Light Image: *2022 34th Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, August 2022. Pp.469–474. URL: <https://doi.org/10.1109/CCDC55256.2022.10033899>.
15. Dubey J., Ramana Murthy O. V. Object Proposal Generator for Vehicle Detection in Nighttime: *2017 IEEE International Conference on Computational Intelligence and Computing Research (ICCIC)*, December 2017. Pp.1–6. URL: <https://doi.org/10.1109/ICCIC.2017.8524263>.
16. Hassan Onim M. S., Nyeem H., Khan Arnob Md. W., Pooja A. D. Unleashing the power of generative adversarial networks: A novel machine learning

approach for vehicle detection and localisation in the dark. *Cognitive Computation and Systems*. 2023. Vol. 5, No. 3. Pp. 169–180. URL: <https://doi.org/10.1049/ccs2.12085>.

17. Aggarwal Y. Night Time Car Accident Prevention with AI Vision. *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology*. 2024. Vol. 12, No. 4. Pp. 2965–2968. URL: <https://doi.org/10.22214/ijraset.2024.60404>.

18. Zhang H., Sehab R., Azouigui S., Boukhnifer M. Application and Comparison of Deep Learning Methods to Detect Night-Time Road Surface Conditions for Autonomous Vehicles. *Electronics*. 2022. Vol. 11, No. 5. Pp. 786. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics11050786>.

19. Regin R., Ramesh S., Kumar A. R., Gandhi P. K., Bose S R. Vision-Based Data-Driven Modeling Vehicle Detection in Videos Using Convolutional Neural Network: *Advances in Computational Intelligence and Robotics*: S. S. Rajest, B. Singh, A. J. Obaid, та ит. IGI Global, 2023. <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-1301-5.ch011>.

20. Yang Y., Zhen H., Huang Y., Yang J. J. Enhancing Nighttime Vehicle Detection with Day-to-Night Style Transfer and Labeling-Free Augmentation. 2024. Pp. 1–12. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.16478>.

21. Zaarane A., Slimani I., Elhabchi M., Atouf I. Enhanced driving assistance: automated day and night vehicle detection system utilizing convolutional neural networks. 2024. Vol. 36, No. 3. Pp. 1532–1542. URL: <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v36.i3.pp1532-1542>.

22. Zhou S., Li J., Shen Z., Ying L. A Night Time Application for a Real-Time Vehicle Detection Algorithm Based on Computer Vision. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*. 2013. Vol. 5, No. 10. Pp. 3037–3043. URL: <https://doi.org/10.19026/rjaset.5.4620>.

23. Qu Z., Hu J., Hu H., Jiang S., Wang D. Nighttime Vehicle Detection Based on Illumination Visibility Recognition. 2012. Pp. 1401–1409. URL: [https://doi.org/10.1061/41186\(421\)139](https://doi.org/10.1061/41186(421)139).

24. Kuang H., Chen L., Chan L. L. H., Cheung R. C. C., Yan H. Feature Selection Based on Tensor Decomposition and Object Proposal for Night-Time Multiclass Vehicle Detection. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*. 2019. Vol. 49, No. 1. Pp. 71–80. URL: <https://doi.org/10.1109/TSMC.2018.2872891>.

25. Duan Y., Kuang H., Qiu W., Chan L. L. H., Yan H. Cascade feature selection and coarse-to-fine mechanism for nighttime multiclass vehicle detection. *Journal of Electronic Imaging*. 2018. Vol. 27, No. 3. Pp. 033042. URL: <https://doi.org/10.1117/1.JEI.27.3.033042>.

26. Tsai M.-Y., Lin H.-Y. Nighttime Traffic Light Detection with Arrow Signal Recognition Using a Vision and Learning Based Approach: *2022 IEEE 31st International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, June 2022. Pp.594–599. URL: <https://doi.org/10.1109/ISIE51582.2022.9831510>.

27. Tyagi D., Farkade S., Suddamalla U. Night time road boundary detection using adaptive averaging likelihood map over spatio-temporal gradient correspondence — *STGC: 2017 Fourth International Conference on Image Information Processing (ICIIP)*, December 2017. Pp.1–6. URL: <https://doi.org/10.1109/ICIIP.2017.8313682>.

28. Nakane T., Takeshita T., Tokai S., Zhang C. Vehicle Rear-Lamp Detection at Nighttime via Probabilistic Bitwise Genetic Algorithm: *2019 International Conference on Cyberworlds (CW)*, October 2019. Pp.117–120. URL: <https://doi.org/10.1109/CW.2019.00027>.

29. Fu Q., Hou Y.-L., Hao X., Shen Y., Zhang L. On-Road Vehicle Detection under Varying Lighting Conditions: *2018 IEEE International Conference on Information and Automation (ICIA)*, August 2018. Pp.1454–1458. URL: <https://doi.org/10.1109/ICInfA.2018.8812475>.

30. Kim S.-U., Park J.-M., Lee J.-W. Monocular Image and AdaBoost Learning Based Nighttime Preceding Vehicle Detection for ADAS and Intelligent Headlamp System. *제어로봇시스템학회 논문지*. 2017. Vol. 23, No. 10. Pp. 886–893. URL: <https://doi.org/10.5302/J.ICROS.2017.17.0134>.

31. Wang H., Cai Y., Chen X., Chen L. Night-Time Vehicle Sensing in Far Infrared Image with Deep Learning. *Journal of Sensors*. 2016. Vol. 2016, No. 1. Pp. 3403451. URL: <https://doi.org/10.1155/2016/3403451>.
32. Chen Y.-L., Wu B.-F., Fan C.-J. Real-time vision-based multiple vehicle detection and tracking for nighttime traffic surveillance: *2009 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, October 2009. Pp.3352–3358. URL: <https://doi.org/10.1109/ICSMC.2009.5346191>.
33. Chen Y.-L., Chen Y.-H., Chen C.-J., Wu B.-F. Nighttime Vehicle Detection for Driver Assistance and Autonomous Vehicles: *18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'06)*, August 2006. Pp.687–690. URL: <https://doi.org/10.1109/ICPR.2006.858>.
34. Liu Y., Qiu T., Wang J., Qi W. A Nighttime Vehicle Detection Method with Attentive GAN for Accurate Classification and Regression. *Entropy*. 2021. Vol. 23, No. 11. Pp. 1–17. URL: <https://doi.org/10.3390/e23111490>.
35. Choi K.-H., Kim D.-H., Kim K.-S., Kwon J.-W., Lee S.-I., Chen K., Park J.-H. State Machine and Downhill Simplex Approach for Vision-Based Nighttime Vehicle Detection. *ETRI Journal*. 2014. Vol. 36, No. 3. Pp. 439–449. URL: <https://doi.org/10.4218/etrij.14.0113.0509>.
36. Yass W. G., Faris M. A Comprehensive Review of Deep Learning and Machine Learning Techniques for Real-Time Car Detection and Wrong-Way Vehicle Tracking. *Babylonian Journal of Machine Learning*. 2023. Vol. 2023. Pp. 78–90. URL: <https://doi.org/10.58496/BJML/2023/013>.
37. Fu J., Yan L., Peng Y., Zheng K., Gao R., Ling H. Low-light image enhancement base on brightness attention mechanism generative adversarial networks. *Multimedia Tools and Applications*. 2024. Vol. 83, No. 4. Pp. 10341–10365. URL: <https://doi.org/10.1007/s11042-023-15815-x>.
38. Gao P., Tian T., Zhao T., Li L., Zhang N., Tian J. GF-Detection: Fusion with GAN of Infrared and Visible Images for Vehicle Detection at Nighttime. *Remote Sensing*. 2022. Vol. 14, No. 12. Pp. 2771. URL: <https://doi.org/10.3390/rs14122771>.

39. Huang Z.-H., Wang C.-M., Wu W.-C., Jhang W.-S. Application of Vehicle Detection Based On Deep Learning in Headlight Control: *2020 International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C)*, November 2020. Pp.178–180. URL: <https://doi.org/10.1109/IS3C50286.2020.00053>.

40. Regin R., Ramesh S., Kumar A. R., Gandhi P. K., Bose S R., Regin R., Ramesh S., Kumar A. R., Gandhi P. K., Bose S R. Vision-Based Data-Driven Modeling Vehicle Detection in Videos Using Convolutional Neural Network: chapter. URL: <https://www.igi-global.com/gateway/chapter/www.igi-global.com/gateway/chapter/330406https://services.igi-global.com/resolvedoi/resolve.aspx?doi=10.4018/979-8-3693-1301-5.ch011>, (дата звернення: 17.04.25).

41. Chang J.-R., Loh W.-L. Vehicle Detection and Tracking in Night Times Using Vision and Rear Features with an Intelligent Methodology: *Frontier Computing*, Singapore , Springer, 2020. Pp.424–431. URL: [https://doi.org/10.1007/978-981-15-3250-4\\_52](https://doi.org/10.1007/978-981-15-3250-4_52).

42. *Provident Vehicle Detection at Night (PVDN)*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/saralajew/provident-vehicle-detection-at-night->.

# ДОДАТКИ

## Додаток А

### Програмний код

#### Посилання на репозиторій на GitHub:

<https://github.com/nazarkulyk20042004/Nazar>

#### Вигляд сторінки репозиторію

The screenshot shows a GitHub repository page for the user 'nazarkulyk20042004'. The repository name is 'Nazar'. The page displays a list of files and folders, each with a file icon, the filename, the commit message, and the time of the commit. The files listed are: README.md (Initial commit, 6 minutes ago), attention\_blocks.py (Add files via upload, now), cascade\_selector.py (Add files via upload, now), config\_loader.py (Add files via upload, now), config\_yaml.txt (Add files via upload, now), data\_loader.py (Add files via upload, now), data\_preprocessor.py (Add files via upload, now), detector.py (Add files via upload, now), evaluate\_model.py (Add files via upload, now), feature\_extractor.py (Add files via upload, now), image\_enhancer.py (Add files via upload, now), inference.py (Add files via upload, now), loss\_functions.py (Add files via upload, now), main\_py.py (Add files via upload, now), metrics.py (Add files via upload, now), postprocessor.py (Add files via upload, now), requirements.txt (Add files via upload, now), train\_model.py (Add files via upload, now), unet\_model.py (Add files via upload, now), and visualization.py (Add files via upload, now). The repository has 2 commits and no releases or packages published. The page also shows a sidebar with options like Readme, Activity, 0 stars, 0 watching, and 0 forks. At the bottom right, there is a watermark for 'Активация Windows'.

#### Опис вмісту.

requirements.txt - список Python залежностей та бібліотек, необхідних для роботи системи виявлення автомобілів.

config.yaml - файл конфігурації з параметрами архітектури U-Net, навчання моделі та налаштуваннями виявлення об'єктів.

data\_loader.py - модуль завантаження набору даних PVDN та створення структур для навчання нейронної мережі.

data\_preprocessor.py - обробка та аугментація нічних зображень з нормалізацією для покращення якості навчання.

unet\_model.py - реалізація модифікованої архітектури U-Net з блоками уваги для виявлення автомобілів у нічний час.

attention\_blocks.py - механізми уваги адаптовані для роботи з зображеннями при недостатньому освітленні.

image\_enhancer.py - біоінспіроване покращення зображень для нічних умов.

feature\_extractor.py - виділення HOG, LBP та контрастних ознак спеціально для нічного виявлення транспортних засобів.

detector.py - основний клас детектора з двоетапним підходом "грубе-точне" виявлення автомобілів.

postprocessor.py - алгоритми NMS та фільтрації результатів для усунення дублікатів виявлень.

metrics.py - обчислення метрик якості (Precision, Recall, F1-Score, Average Precision).

train\_model.py - скрипт навчання нейронної мережі з валідацією та збереженням найкращих результатів.

evaluate\_model.py - комплексна експериментальна оцінка системи за типами об'єктів та рівнями освітленості.

## Додаток Б

### Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

## МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ АВТОМОБІЛІВ У НІЧНИЙ ЧАС ПРИ НЕДОСТАТНЬОМУ ОСВІТЛЕНІ ЗАСОБАМИ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ



**Виконав:**

*студент 4 курсу, групи КН-21-1  
Назарій КУЛИК*



**Керівник:**

*старший викладач кафедри КН  
Тетяна СКРИПНИК*

2

## Актуальність

Визначення та автомобілів у нічний час є важливою задачею комп'ютерного зору, яка стала ключовим завданням для багатьох практичних вимог, таких як транспортні системи з інтелектуальними елементами, системи допомоги водієві та системи автономного керування. Традиційні методи детектування об'єктів часто показують незадовільні результати в умовах недостатнього освітлення. З допомогою технологій ШІ, таким як згорткові мережі, сучасні застосунки визначення автомобілів досягають прийнятної точності в нічних умовах.

## Мета і задачі роботи

**Мета кваліфікаційної роботи бакалавра** - підвищення точності виявлення автомобілів у нічний час шляхом розробки методу комп'ютерного розпізнавання об'єктів, що ефективно працює в умовах недостатнього освітлення з використанням нейронних мереж.

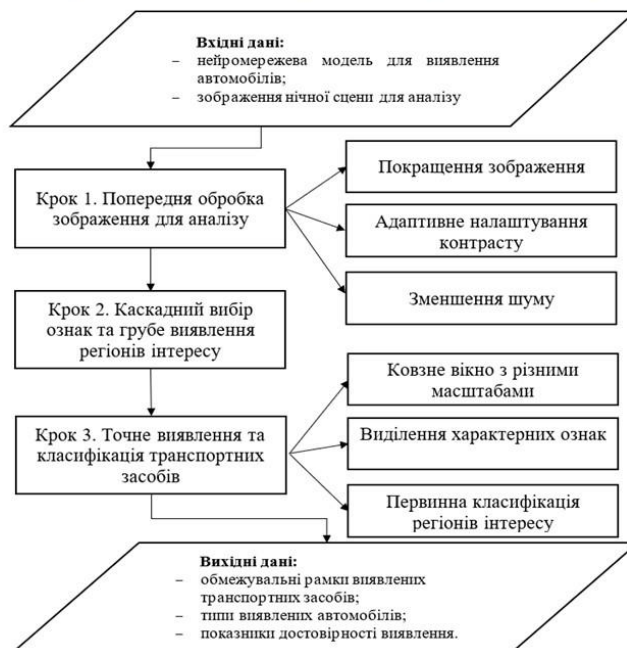
**Об'єкт дослідження** – процес виявлення автомобілів у нічний час в умовах недостатнього освітлення.

**Предмет дослідження** – методи та алгоритми комп'ютерного зору для розпізнавання транспортних засобів при обмеженій видимості з використанням технологій глибокого навчання.

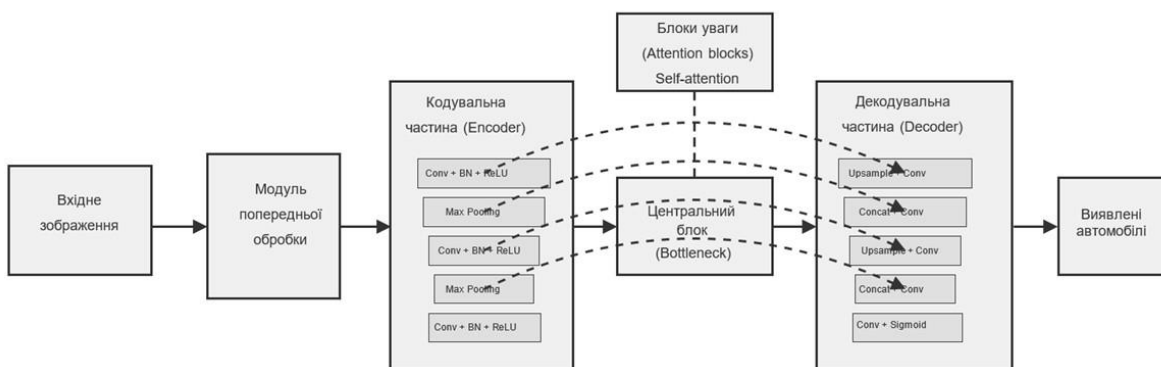
## Завдання роботи

- проаналізувати існуючі методи виявлення автомобілів у нічний час та визначити їх обмеження;
- розробити метод покращення якості нічних зображень для підвищення ефективності роботи алгоритмів розпізнавання;
- адаптувати архітектуру нейронної мережі для ефективного розпізнавання транспортних засобів в умовах недостатнього освітлення;
- спроектувати інформаційну систему виявлення та відслідковування автомобілів у нічний час;
- провести експериментальну перевірку працездатності розробленого методу на наборах даних нічних зображень.

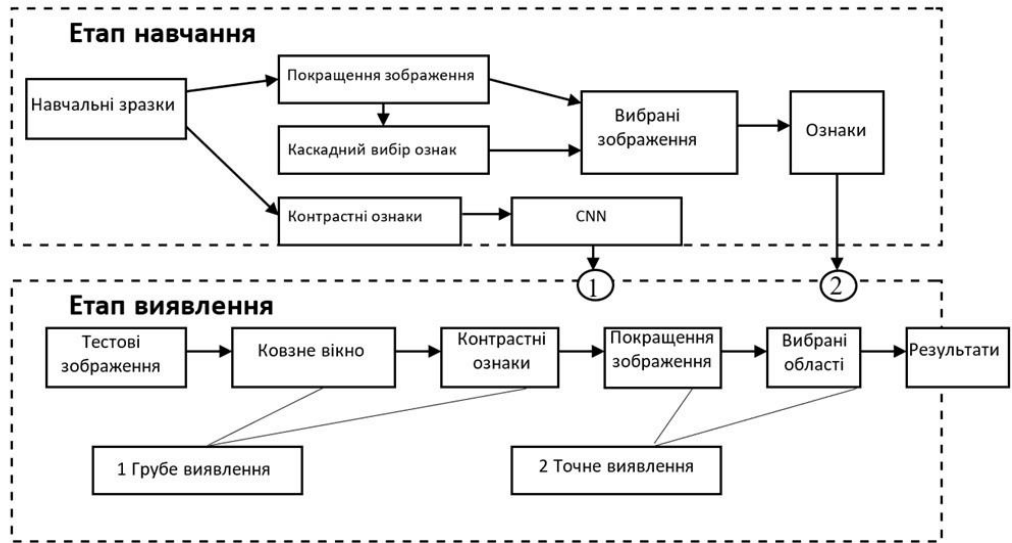
Схема методу виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні



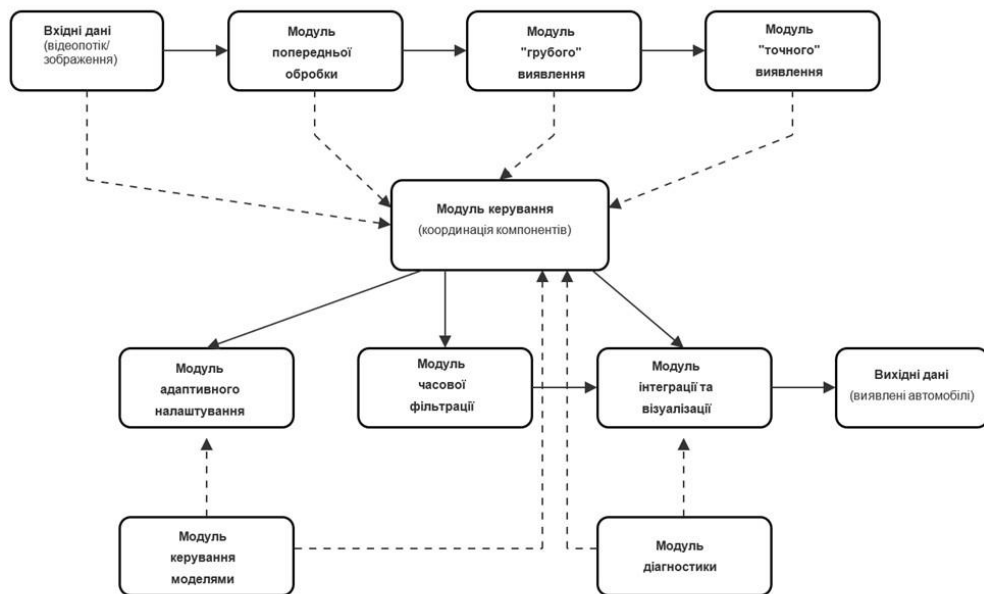
Архітектура нейронної мережі для виявлення автомобілів у нічний час



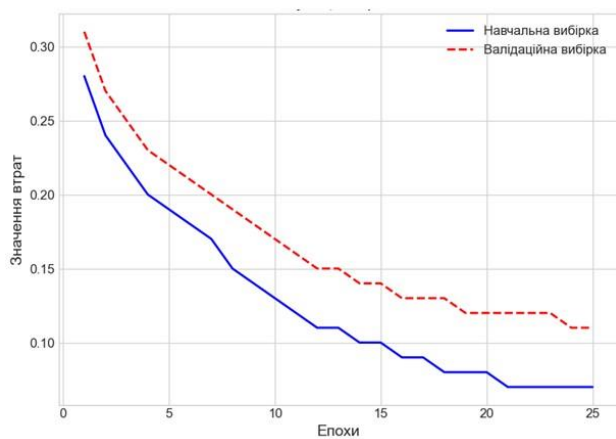
Структурна схема виявлення транспортних засобів вночі при недостатньому освітленні



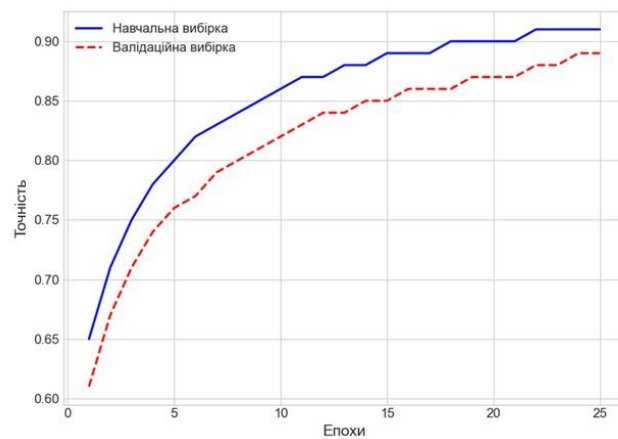
Структура системи та взаємозв'язок компонентів



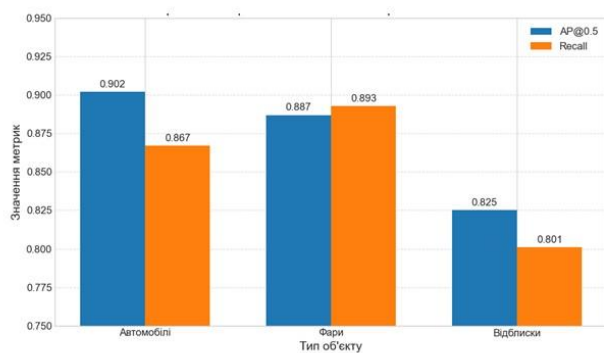
Функція втрат



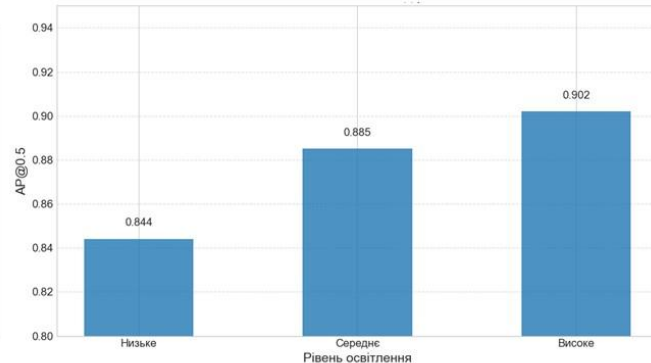
Значення точності



Порівняння ефективності виявлення різних типів об'єктів



Залежність точності виявлення від рівня освітленості



## Висновки

- проаналізовано існуючі методи виявлення автомобілів у нічний час та визначити їх обмеження;
- розроблено метод покращення якості нічних зображень для підвищення точності роботи алгоритмів розпізнавання;
- адаптовано архітектуру нейронної мережі для розпізнавання транспортних засобів в умовах недостатнього освітлення;
- спроектувано інформаційну систему виявлення автомобілів у нічний час;
- проведено експериментальне тестування розробленого методу на наборі даних нічних зображень.

ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!

---

# Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational

**The maximum coincidence with one document 2.0%**

Dictionary check: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. **Errors in the documents: 8%**

ID: 246809 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітлені засобами глибокого навчання Added in a DB: 2025-06-18 Authors: Назарій КУЛИК Heads: Тетяна СКРИПНИК Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	77647	1157	2579 (3%)	35 (3%)

## Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

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

**Автор:** Назарій КУЛИК

**Співавтор:**

**Назва:** КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні засобами глибокого навчання

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

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерних наук

**Коефіцієнт подібності 1:** 3.9%

**Коефіцієнт подібності 2:** 2.3%

**Мікропробіли:** 0

**Заміна букв:** 6

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 3

**Дата створення звіту:** 2025-06-18 19:41:15.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

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

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

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

Обґрунтування:

2025-06-18

Дата

експерт

*Ігор Петровський С.Р.*

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

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні засобами глибокого навчання

Автор студента групи КН-21-1 Назарій КУЛИК

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

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

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

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	відсутні
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	відсутні

Підтвердження:

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

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

- за системою Anti-Plagiarism: 2%;

- за системою StrikePlagiarism КПІ: 3,9%.

18.06.2025

Завідувач кафедри

Гарант освітньої програми

Керівник кваліфікаційної роботи

 Підпис  
Олександр БАРМАК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

 Підпис  
Олександр МАЗУРЕЦЬ  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

 Підпис  
Тетяна СКРИПНИК  
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ



# ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ МОН УКРАЇНИ



Кафедра комп'ютерних наук

## ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-21-1 Кулик Назарій Русланович  
за темою Метод виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні  
засобами глибокого навчання

### 1. Актуальність теми

Зростання кількості інтелектуальних транспортних систем, а також потреба в забезпеченні безпеки дорожнього руху в умовах недостатнього освітлення роблять тему надзвичайно актуальною. Особливу складність становить розпізнавання об'єктів у нічний час, де традиційні методи комп'ютерного зору мають низьку ефективність. Застосування технологій глибокого навчання у цьому контексті відкриває нові можливості для підвищення точності виявлення транспортних засобів.

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

Тема роботи повністю відповідає спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» та включає в себе важливі компоненти цієї галузі: комп'ютерний зір, глибоке навчання, обробку зображень, розробку та тренування нейронних мереж.

### 3. Професійні та особистісні якості бакалавра

Студент продемонстрував високий рівень професійної підготовки, системний підхід до вирішення поставлених задач, відповідальність та ініціативність. Робота виконана з дотриманням академічної доброчесності.

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

Робота виконана самостійно, з використанням відкритих джерел, оформлених належним чином. Плагіат відсутній.

### 5. Ступінь оволодіння методами дослідження

У процесі виконання кваліфікаційної роботи студент застосував сучасні методи глибокого навчання, обробку зображень в умовах низької освітленості, а також оцінювання точності моделей.

### 6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Робота охоплює всі етапи дослідження — від аналізу проблеми й актуальних підходів до проєктування, реалізації та тестування моделі. Запропоновано метод із

попередньою фільтрацією зображень та застосуванням оптимізованої нейромережевої архітектури, що забезпечило задовільну точність виявлення в складних умовах.

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

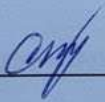
Робота написана грамотно, логічно та послідовно. Текст відповідає вимогам до наукових робіт, містить ілюстрації, графіки та обґрунтовані висновки.

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

Результати дослідження можуть бути використані у системах відеоспостереження, автономного водіння, охоронних системах або при розробці додатків для моніторингу дорожньої ситуації в умовах недостатньої видимості.

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

Кваліфікаційна робота відповідає всім вимогам до бакалаврських досліджень. Тема розкрита повністю, метод обґрунтований і підтверджений практичними результатами. Рекомендована оцінка — «відмінно».

Керівник  ст.викладач кафедри Тетяна СКРИПНИК



## РЕЦЕНЗІЯ

### на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-21-1 Назарія КУЛИКА

за темою: Метод виявлення автомобілів у нічний час при недостатньому освітленні засобами глибокого навчання

1. Актуальність обраної теми

Тема кваліфікаційної роботи є актуальною та відповідає сучасним потребам розвитку інтелектуальних транспортних систем. Виявлення автомобілів у нічний час залишається складною задачею для систем комп'ютерного зору, що робить дослідження практично значущим для систем допомоги водіям та автономного водіння.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Мета та завдання роботи сформульовані чітко і конкретно. Автор послідовно розкриває поставлені завдання через аналіз існуючих методів, розробку власного підходу та експериментальну перевірку результатів.

3. Зміст кожного розділу роботи

Перший розділ містить якісний огляд існуючих методів виявлення транспортних засобів у нічний час з аналізом їх переваг та недоліків. Другий розділ демонструє розробку оригінального методу з детальним описом архітектури нейронної мережі та алгоритмів обробки. Третій розділ представляє експериментальну перевірку з використанням спеціалізованого набору даних.

4. Оцінка розробленого методу та його практична цінність

Розроблений метод демонструє високі показники ефективності та має практичну цінність для систем автономного водіння. Використання модифікованої архітектури з блоками уваги для нічних зображень є обґрунтованим рішенням.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Робота оформлена відповідно до встановлених вимог, містить необхідні структурні елементи, рисунки та таблиці. Стиль викладу науковий, термінологія використовується коректно.


6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Суттєвих недоліків не виявлено. Можна відзначити бажаність більш детального порівняння з іншими сучасними методами глибокого навчання.

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

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

Рецензент

 Андрій Панчук