

Тернопіль
2025

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерних систем та мереж
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри
Осухівська Г.М.
(підпис) (прізвище та ініціали)

«17» листопада 2025 р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

на здобуття освітнього ступеня магістр
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 123 «Комп'ютерна інженерія»
(шифр і назва спеціальності)

студенту Кравчик Вадим Олександрович
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Методи та засоби виявлення дорожньо-транспортних пригод
комп'ютеризованими системами відеонагляду

Керівник роботи кандидат технічних наук, зав. кафедри КС Осухівська Галина Михайлівна
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від «14» листопада 2025 року № 4/7-987

2. Термін подання студентом завершеної роботи 16 грудня 2025

3. Вихідні дані до роботи Наукові та літературні джерела, датасет, модель YOLOv11

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

Вступ

1 Аналітична частина

2 Теоритична частина

3 Практична частина

4 Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях

Висновки

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, слайдів)

1. Актуальність і мета дослідження.

2. Завдання, об'єкт і предмет, наукова новизна і практична цінність дослідження.

3. Методи виявлення ДТП

4. Архітектура системи

5. Набір даних

6. Тренування моделей

7. Результати

8. Висновки

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
<i>Охорона праці</i>	<i>Осухівська Г.М., зав.каф. КС</i>	<i>04.12.2025</i>	
<i>Безпека в надзвичайних ситуаціях</i>	<i>Стручок В.С.</i>	<i>04.12.2025</i>	

7. Дата видачі завдання 17.11.2025

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1.	<i>Огляд літературних джерел. Постановка завдання на кваліфікаційну роботу.</i>	<i>17.11.2025р. – 23.11.2025р.</i>	<i>Викон.</i>
2.	<i>Ознайомлення з теоретичними відомостями роботи комп'ютерного зору</i>	<i>24.11.2025р. – 02.12.2025р.</i>	<i>Викон.</i>
3.	<i>Розробка та програмна реалізація системи виявлення дорожньо-транспортних пригод засобами штучного інтелекту</i>	<i>03.12.2025р. – 10.12.2025р.</i>	<i>Викон.</i>
4.	<i>Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях</i>	<i>04.12.2025р. – 10.12.2025р.</i>	<i>Викон.</i>
5.	<i>Оформлення пояснювальної записки і графічного матеріалу</i>	<i>11.12.2025р. – 19.12.2025р.</i>	<i>Викон.</i>
6.	<i>Попередній захист кваліфікаційної роботи магістра</i>	<i>16.12.2025р.</i>	<i>Викон.</i>
7.	<i>Захист кваліфікаційної роботи магістра</i>	<i>23.12.2025</i>	<i>Викон.</i>

Студент

(підпис)

Кравчик В.О.

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

Осухівська Г.М.

(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Кравчик В. О. Методи та засоби виявлення дорожно-транспортних пригод комп'ютеризованими системами відео нагляду: робота на здобуття кваліфікаційного ступеня магістра: спец. 123 — комп'ютерна інженерія / наук.кер. Г. М. Осухівська. Тернопіль: Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, 2025.

Ключові слова: комп'ютерна система, штучний інтелект, ДТП, відеонагляд.

Кваліфікаційна робота присвячена дослідженню методів і засобів моніторингу дорожно-транспортних пригод комп'ютеризованими системами відеонагляду. Робота включає в себе аналіз існуючих досліджень у сфері виявлення дорожно-транспортних подій, а також акцентує увагу на можливостях автоматизації існуючих систем відеонагляду. В основі створення системи моніторингу використовується модель штучного інтелекту YOLOv11.

Отримані дані про виявлення надзвичайної ситуації на дорозі фіксуються, записуються в базу даних та передаються мережею до операторів зв'язку. Результати цього дослідження можуть мати практичне значення для покращення якості та швидкості реагування екстерних служб у випадку виявлення ДТП на дорозі.

ANNOTATION

Kravchyk V.O. Methods and tools for detecting road traffic accidents with computerized video surveillance systems. Master's Graduation Thesis: speciality 123 — Computer engineering / supervisor H.M. Osukhivska. Ternopil: Ternopil Ivan Puluj National Technical University, 2025.

Keywords: computer system, artificial intelligence, traffic accident, video surveillance.

The Master's graduation thesis is dedicated to the exploration of methods and tools of monitoring road accidents using computerized video surveillance systems. The work includes an analysis of existing research in the field of detecting road accidents, and also focuses on the possibilities of automating existing video surveillance systems. The monitoring system is based on the YOLOv11 artificial intelligence model.

The obtained data on the detection of an emergency situation on the road are recorded, recorded in a database and transmitted via the network to communication operators. The results of this study may have practical significance for improving the quality and speed of response of external services in the event of a road accident.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	8
РОЗДІЛ 1 АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА.....	11
1.1. Сучасний стан та тенденції розвитку систем відеонагляду у транспортній сфері	11
1.2. Проблеми виявлення ДТП засобами комп'ютерного зору.....	12
1.3. Методи виявлення аномалій та подій у відеопотоці	14
1.4. Огляд існуючих систем виявлення ДТП та їх порівняльний аналіз.....	19
1.5. Висновки до розділу 1	21
РОЗДІЛ 2 ТЕОРЕТИЧНА ЧАСТИНА	23
2.1. Архітектура комп'ютеризованих систем відеонагляду для виявлення ДТП.....	23
2.2. Технології комп'ютерного зору у задачах виявлення подій	26
2.3. Нейронні мережі та глибинні моделі для виявлення об'єктів та аномалій	28
2.4. Моделі прогнозування траєкторій та аналіз поведінки транспортних засобів....	31
2.5. Висновки до розділу 2	34
РОЗДІЛ 3 ПРАКТИЧНА ЧАСТИНА.....	35
3.1. Принцип роботи системи виявлення ДТП.	35
3.2. Навчання та реалізація системи виявлення ДТП.....	39
3.3. Оцінка ефективності та точності системи.....	43
3.4. Висновки до розділу 3	48
РОЗДІЛ 4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ ..	50
4.1. Охорона праці	50
4.2. Безпека в надзвичайних ситуаціях.....	52
4.2.1. Стійкість роботи системи в умовах надзвичайних ситуацій.....	52

4.2.2. Заходи особистої кримінологічної безпеки.....	53
ВИСНОВКИ	56
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	57
Додаток А Тези конференцій	
Додаток Б Лістинг коду основного файлу системи	

ВСТУП

Актуальність роботи. Стрімкий розвиток технологій відеонагляду та зростання кількості транспортних засобів у містах зумовлюють потребу у вдосконаленні систем моніторингу ситуації на дорогах. Традиційні системи відеонагляду здебільшого виконують лише функцію запису або онлайн-трансляції зображення, що вимагає постійної участі оператора та не забезпечує своєчасного виявлення ДТП. У реальних умовах оператори переглядають значні обсяги даних, що суттєво підвищує ризик пропуску критичних подій, особливо за наявності одночасного моніторингу десятків або сотень камер. Це актуалізує задачу переходу від пасивного відеоспостереження до інтелектуальних систем аналізу відеопотоків, здатних автоматично виявляти потенційно небезпечні ситуації, зокрема, автоматичне виявлення ДТП. Такі події часто супроводжуються раптовими змінами траєкторій руху транспортних засобів, різким гальмуванням, зіткненнями або появою статичних об'єктів на проїзdnій частині. Своєчасне виявлення аварій має ключове значення для підвищення ефективності реагування екстрених служб, оптимізації дорожнього руху та мінімізації наслідків для учасників руху. Використання методів комп'ютерного зору та глибинного навчання створює можливість автоматизувати процес аналізу відеопотоків, зменшити навантаження на персонал та підвищити точність і швидкість виявлення критичних ситуацій.

Методам розпізнавання ДТП з камер відеоспостереження присвячено ряд досліджень, проте в цих роботах недостатньо уваги приділено саме дослідженню комплексних систем для виявлення ДТП. Поєднання сучасних методів детекції об'єктів, аналізу відеопотоку та виявлення надзвичайних ситуацій та сповіщення про них є актуальним завданням.

Метою кваліфікаційної роботи є розроблення комп'ютеризованої системи відеонагляду, здатної автоматично виявляти та сповіщати про дорожньо-транспортні пригоди у відеопотоці на основі сучасних методів комп'ютерного зору.

Завдання кваліфікаційної роботи:

- проаналізувати сучасні підходи та методи для виявлення ДТП в

комп'ютеризованих системах відеонагляду;

- дослідити існуючі алгоритми детекції транспортних засобів та надзвичайних ситуацій на дорозі;
- вибрати модель для автоматичного виявлення ДТП на основі ІІІ;
- розробити комп'ютеризовану систему для виявлення та сповіщення про ДТП.

Об'єкт дослідження – процес виявлення ДТП в реальному часі системами відеонагляду.

Предмет дослідження – методи та засоби виявлення ДТП комп'ютеризованими системами відеонагляду.

Методи дослідження: методи системного аналізу, комп'ютерного зору, алгоритми глибинного навчання, обробка та аналіз відеопотоку, експериментальна верифікація роботи., та порівняльний аналіз системи.

Наукова новизна дослідження:

- вперше обгрунтовано та запропоновано використання моделі YOLOv11 для розпізнавання ДТП в комп'ютеризованих системах відеонагляду;
- вдосконалено архітектуру системи відеонагляду функцією виявлення ДТП з використанням методів комп'ютерного зору та глибинного навчання, яка забезпечує автоматизоване виявлення та сповіщення про аварійні ситуації на дорогах системами відеонагляду.

Практичне значення результатів полягає у можливості інтеграції запропонованих методів та засобів до існуючих платформ відеонагляду, що дозволить підвищити оперативність реагування служб, покращити моніторинг дорожньої інфраструктури та сприяти зниженню ризиків для учасників дорожнього руху.

Публікації. Результати дослідження апробовано на XIV міжнародній науково-технічній конференції молодих учених та студентів «Актуальні задачі сучасних технологій» [4] та XIII науково-технічній конференції Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя «Інформаційні моделі, системи та технології» [5].

Структура роботи. Робота складається з пояснювальної записки та графічної частини. Пояснювальна записка складається із вступу, 4 розділів, висновків, списку використаних джерел та додатків.

РОЗДІЛ 1

АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА

1.1. Сучасний стан та тенденції розвитку систем відеонагляду у транспортній сфері

Інтенсивний розвиток транспортної інфраструктури супроводжується зростанням кількості транспортних засобів, збільшенням навантаження на дорожню мережу та появою нових викликів щодо забезпечення безпеки руху. Відеонагляд став невід'ємною складовою систем керування транспортним потоком, оскільки дає змогу здійснювати моніторинг у реальному часі, фіксувати порушення та події, а також формувати доказову базу у випадках ДТП.

Традиційні системи відеонагляду включають камери з статичною або поворотною оптикою, центри обробки відеоданих та операторів, які здійснюють моніторинг дорожньої ситуації [6]. Проте зважаючи обсяг опрацювання даних та залучення людей для моніторингу стає ключовим обмеженням в таких системах. Оператор фізично не може одночасно відслідковувати десятки або сотні камер з високою концентрацією уваги. За даними досліджень [7] оптимальний час ефективності людини як оператора відеоспостереження, складає близько 30 хвилин концентрації, після чого ефективність різко падає на 40-60%. У зв'язку з цим доцільно здійснювати перехід від пасивних систем відеоспостереження до інтелектуальних систем відеоаналізу [6], що базуються на використанні методів ШІ. Такі системи здатні виконувати автоматичний пошук подій, аналізувати поведінку об'єктів, виявляти підозрілі ситуації чи порушення правил дорожнього руху, формувати сповіщення та зменшувати навантаження на персонал.

У транспортній сфері інтелектуальні системи відеонагляду використовуються для таких завдань:

- моніторинг руху громадського транспорту;
- аналіз заторів і прогнозування дорожнього навантаження;
- автоматичний підрахунок транспортних потоків;

- виявлення небезпечної поведінки водіїв;
- виявлення дорожньо-транспортних пригод;
- автоматична фіксація порушень ПДР.

Поширення інтелектуальних відеосистем у транспортній галузі пов'язане із технологічним прогресом останніх років, зокрем, зростанням продуктивності відеокамер, використанням edge-пристроїв, здатних обробляти відео безпосередньо на камері (edge-AI), застосування нейронних мереж для аналізу відео, зокрема архітектур YOLO, MobileNet, EfficientDet, а також інтеграцією моделей в систему «розумне місто», що підсилює безпеку жителів. Типова архітектура сучасних систем відеонагляду наведена на рисунку 1.1 [8].

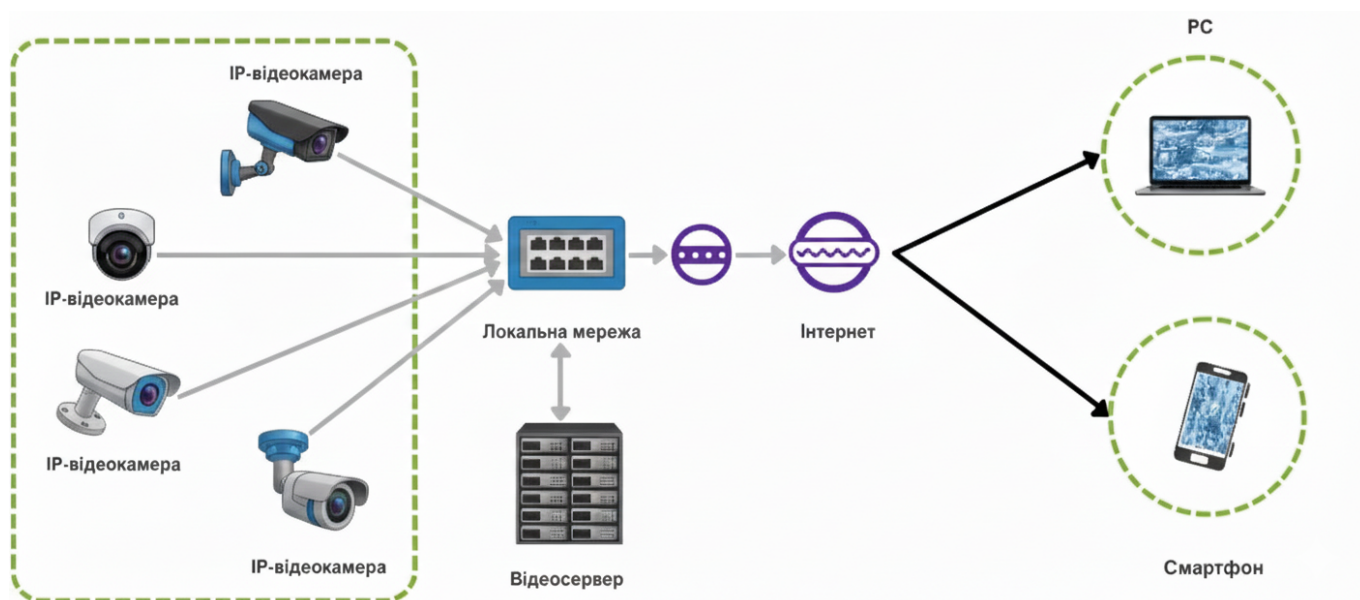


Рис. 1.1. Типова архітектура системи відеонагляду [8]

1.2. Проблеми виявлення ДТП засобами комп'ютерного зору

Використання методів комп'ютерного зору для автоматичного виявлення ДТП залишається складною науково-технічною задачею через низку факторів, пов'язаних із специфікою дорожнього руху, яка супроводжується особливостями поведінки транспортних засобів, варіативністю сценаріїв ДТП та технічними обмеженнями відеообладнання. На відміну від класичних задач, у яких об'єкт підлягає детекції у

статичному стані або за передбачуваних умов, дорожньо-транспортна пригода є складеною подією, що проявляється через послідовність швидких змін у поведінці одного або кількох об'єктів. Тому формалізація ознак ДТП та їх автоматичне виявлення вимагають значно ширшого аналізу, ніж просто локалізація транспортних засобів у кадрі.

Найбільшою складністю є висока варіативність аварійних ситуацій. ДТП можуть відбуватися за участю одного або кількох транспортних засобів, за різних кутів огляду камер та різних дорожніх та погодних умов. Вони можуть мати лобовий, бічний або задній характер удару, включати раптову зміну траєкторії, ковзання, перекидання транспортного засобу, наїзд на перешкоду чи іншу подію, що не завжди супроводжується очевидними візуальними ознаками. У деяких випадках сама подія триває долі секунди, тому її фіксація потребує високої частоти кадрів та надійних алгоритмів аналізу часової складової відеопотоку.

Окремим викликом є проблема контекстної залежності. Транспортні засоби на дорозі здійснюють різноманітні маневри, які можуть бути цілком нормальними з точки зору правил дорожнього руху, але мати зовнішню подібність до небезпечних ситуацій. Різкі зміни швидкості, гальмування перед світлофором, уникнення перешкод, що іноді може збігатися за факторами притаманними перед аварійному стану. Це створює ризик помилкових спрацьовувань системи, що суттєво зменшує її практичну цінність. Відповідно, алгоритм має враховувати не лише миттєве положення об'єктів, але і їх поведінку в динаміці, включно з прогнозуванням майбутніх траєкторій.

Технічні обмеження систем відеонагляду також є важливим фактором. Камери, призначені для дорожнього моніторингу, часто встановлюються на великій висоті та забезпечують огляд великої площі, що зменшує деталізацію окремих транспортних засобів. Роздільна здатність відеопотоку, частота кадрів, рівень шумів, стабільність платформи кріплення, а також варіативність освітлення та погодних умов протягом доби безпосередньо впливають на точність визначення ключових ознак. Нічні умови, дощ, туман або засвітлення від фар можуть призводити до значних втрат інформації.

Ще однією важливою проблемою є те, що наявні навчальні набори даних, попри значний загальний обсяг, не забезпечують повного охоплення різноманітних сценаріїв дорожньо-транспортних пригод, які можуть виникати за різних погодних, освітлювальних та середовищних умов. Це створює проблему лімітованої вибірки, коли кількість «нормальних» сценаріїв значно переважає кількість аварійних ситуацій [9]. Моделі машинного навчання в таких умовах схильні ігнорувати поодинокі аварійні патерни. Для подолання цієї проблеми застосовують методи синтетичної генерації даних та використання алгоритмів навчання з частковою або повною відсутністю міток, проте такі методи далеко не завжди забезпечують достатню реалістичність і варіативність.

Проблема розпізнавання ДТП також пов'язана з відсутністю однозначного формального визначення «моменту аварії». У різних дослідницьких підходах подія може визначатися як різка зміна швидкості, зіткнення, поява уламків або фрагментів, раптова зупинка, зміна геометричних характеристик транспортного засобу чи його орієнтації відносно інших членів дорожнього руху. Через це побудова універсального алгоритму, здатного працювати на різних локаціях і з різними типами дорожніх подій, потребує комплексного аналізу та застосування багаторівневих моделей візуального сприйняття.

Таким чином, виявлення ДТП засобами комп'ютерного зору є багатокомпонентною задачею, що потребує поєднання методів детекції об'єктів, аналізу руху, моделювання часової динаміки та виявлення аномалій при одночасному врахуванні сотень інших параметрів реальних систем відеоспостереження. Саме ці аспекти формують необхідність створення інтелектуальних моделей нового покоління, здатних інтерпретувати дорожню ситуацію комплексно, адаптивно та стійко до зовнішніх факторів.

1.3. Методи виявлення аномалій та подій у відеопотоці

Виявлення дорожньо-транспортних пригод у комп'ютеризованих системах відеонагляду реалізується через багаторівневу ієрархію методів комп'ютерного зору,

яка включає базову детекцію руху, аналіз на наявність аномалій та ідентифікацію специфічних подій.

На базовому рівні використовуються об'єктно-орієнтовані підходи, спрямовані на ізоляцію рухомих об'єктів від статичного фону та визначення їхніх кінематичних параметрів. Одним з найбільш поширених методів є Background Subtraction, який передбачає побудову статистичної моделі статичного фону сцени. Рухомі об'єкти ідентифікуються як пікселі, інтенсивність яких значно відрізняється від очікуваної моделі фону. Сучасні та стійкі до змін освітлення імплементації використовують адаптивні моделі, такі як моделювання суміші гаусових розподілів (дальше GMM) [10], яке дозволяє динамічно адаптуватися до змін освітлення, руху листя, або хвиль води (див. рис. 1.2).

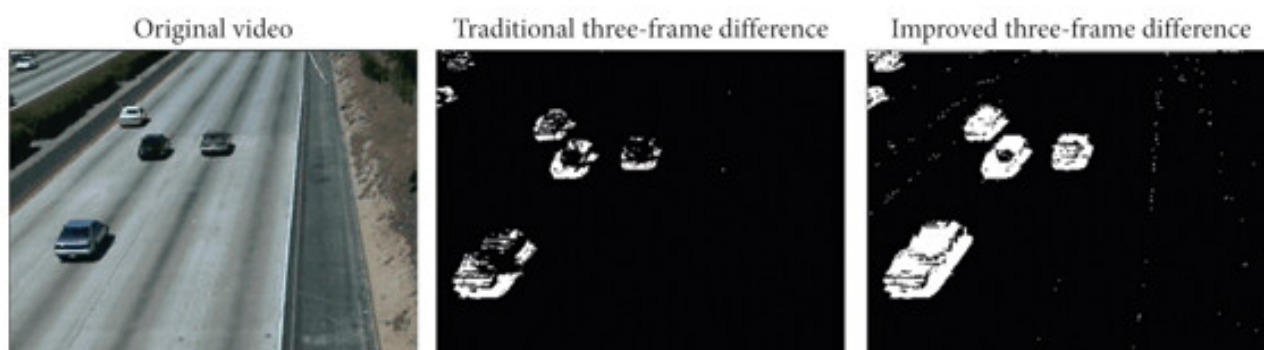


Рис. 1.2. Background Subtraction з використанням GMM [10]

Альтернативний підхід, Optical Flow, який зосереджений на оцінці вектора швидкості та напрямку руху кожного пікселя між послідовними кадрами (див. рис. 1.3). Оптичний потік є особливо цінним для аналізу локальних деформацій або раптових змін, що характерні для моменту зіткнення, хоча й чутливий до шумових ефектів [11].



Рис. 1.3. Приклад Optical Flow з використанням OpenCV [11]

Наступний рівень аналізу полягає у визначенні того, чи відповідає виявлений рух об'єктів моделі «нормальної» дорожньої поведінки. Аномалією вважається поведінка, що значно відхиляється від статистично визначеної норми. Для цього використовуються методи моделювання траєкторій, зокрема, з використанням прихованих Марковських моделей (НММ) для визначення найбільш ймовірних послідовностей станів руху. Будь-яке значне відхилення від очікуваної послідовності ідентифікується як потенційна аномалія. Для прогнозування положення та корекції траєкторій використовуються фільтри Калмана. Ці фільтри ефективно оцінюють стан об'єкта, його положення, швидкість та прискорення. На основі послідовності шумних вимірювань, передбачаючи його наступний стан (рис. 1.4) [12].

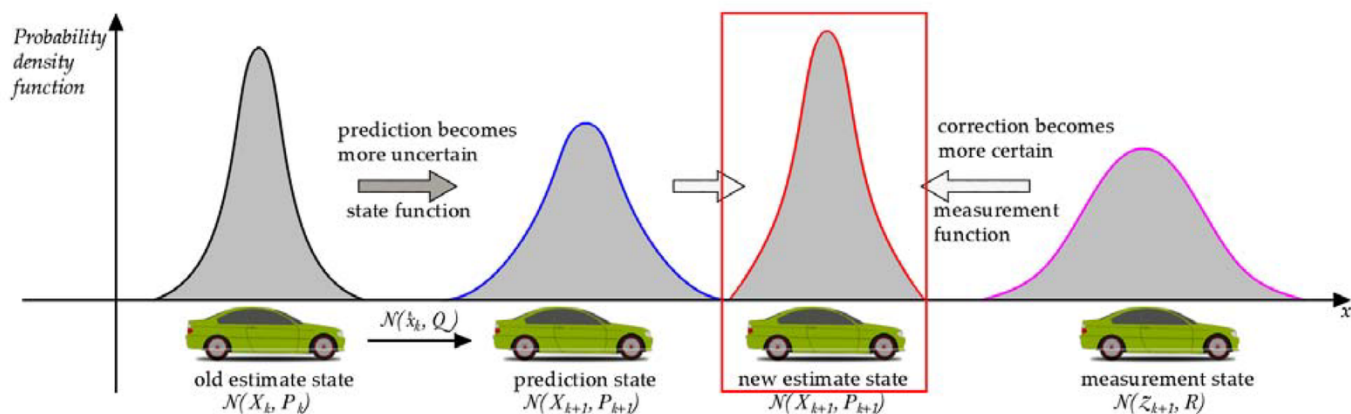


Рис. 1.4. Передбачення траєкторії руху авто з фільтром Калмана [12].

Також здійснюється аналіз швидкості та прискорення для моніторингу нехарактерних змін у кінематичних параметрах об'єктів. Різне, несподіване зниження швидкості до нуля або аномальне прискорення є ключовими індикаторами екстреного гальмування чи початку зіткнення, які є предикатами ДТП.

Сучасні високоточні рішення практично повністю базуються на Deep Learning, оскільки ці моделі мають виняткову здатність обробляти складні просторово-часові залежності. На першому етапі використовуються CNN-архітектури (рис. 1.5), наприклад, сімейства YOLO або Faster R-CNN [13], для високошвидкісної детекції об'єктів та класифікації їхнього типу, забезпечуючи надійні вхідні дані для подальшого аналізу.

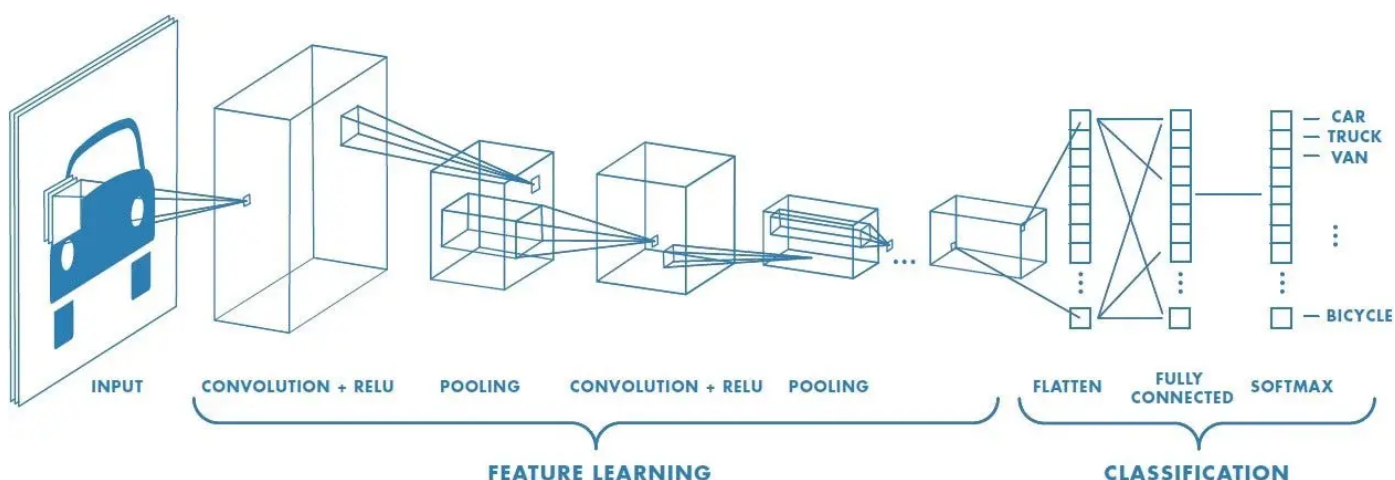


Рис. 1.5. Візуальне представлення CNN [14]

Для обробки послідовності подій і моделювання динаміки руху застосовуються просторово-часові методи. Це включає інтеграцію просторового розпізнавання або ж CNN з механізмами часового моделювання, такими як рекурентні нейронні мережі, скорочено RNN (рис. 1.6).

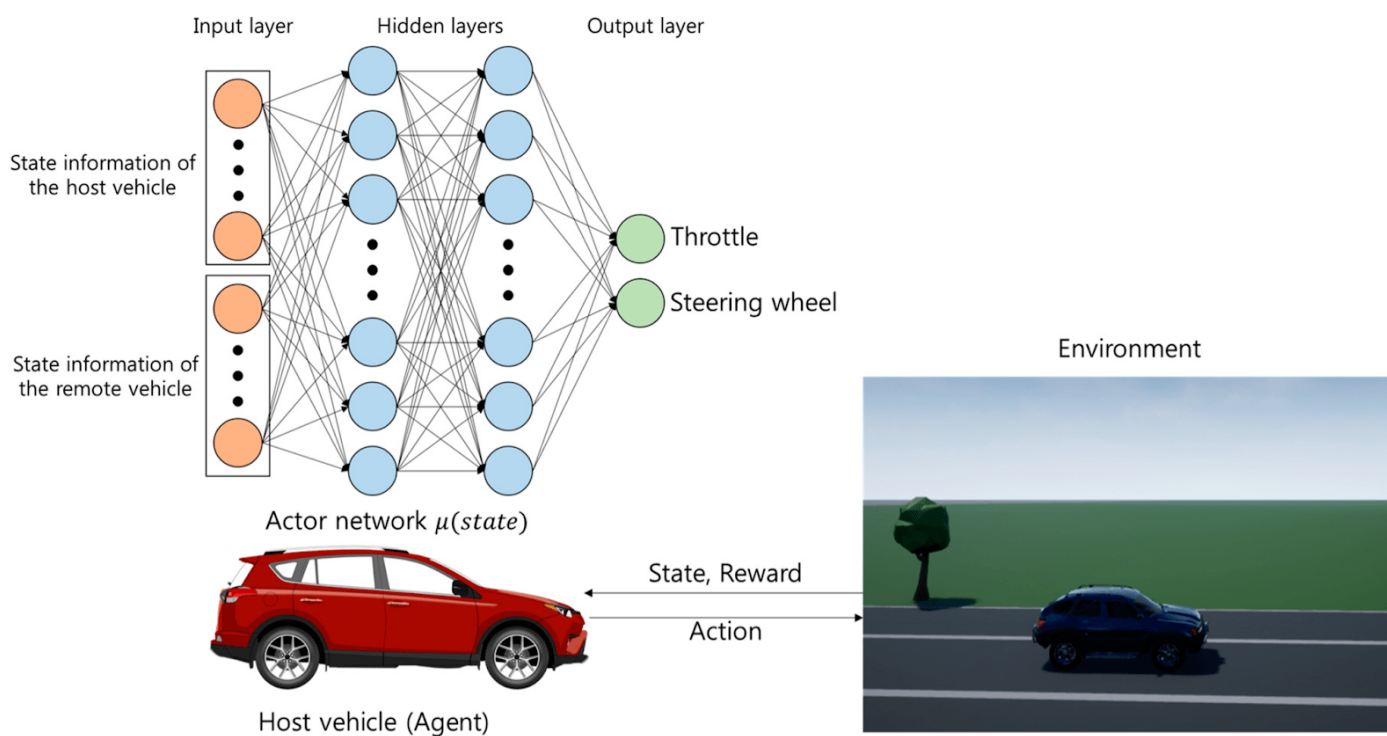


Рис. 1.6. Візуальне представлення RNN [15]

Новіші моделі, такі як 3D CNN [14], використовують згортки у трьох вимірах (x , y та t), що дозволяє їм одночасно захоплювати як візуальні ознаки об'єктів, так і їхні динамічні зміни між кадрами, ефективно моделюючи процес зіткнення. Крім того, архітектури Two-Stream Networks розділяють обробку на два паралельні потоки – один для просторових ознак, а другий для часових, що значно підвищує здатність системи розрізняти тип руху та аномалії.

1.4. Огляд існуючих систем виявлення ДТП та їх порівняльний аналіз

Існуючі рішення для автоматизованого виявлення дорожньо-транспортних пригод використовують інтелектуальні системи відеоконтролю (VMS).

VMS, як правило, є частиною комплексних платформ, які забезпечують широкий спектр аналітики дорожнього руху. До появи глибокого навчання, ці системи ґрунтувалися на класичних алгоритмах, таких як Optical Flow та GMM. Їхня логіка виявлення ДТП переважно базувалася на різкому зникненні руху об'єкта або його тривалій зупинці в активній зоні. Цей підхід був чутливий до хибнопозитивних спрацювань, оскільки будь-яке несподіване гальмування могло бути інтерпретоване як ДТП, а точність виявлення була низькою. Ці системи були CPU-орієнтовані та мали низьку швидкодію виявлення. На противагу цьому, сучасні інтелектуальні рішення використовують архітектури глибокого навчання, покладаючись на згорткові та рекурентні нейронні мережі (див. рис. 1.7).

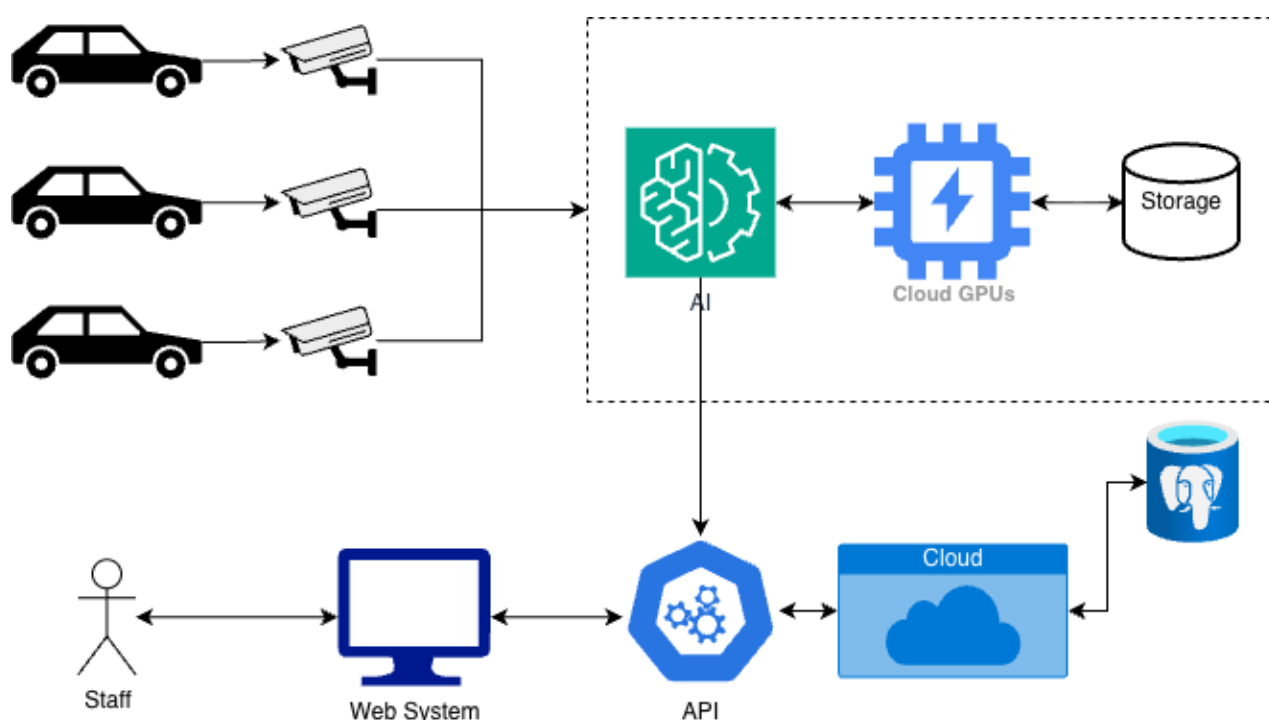


Рис. 1.7. Візуальне представлення IVMS

У цих системах детекція ДТП базується вже не на стані окремого об'єкта, а на зміні динаміки взаємодії між ними, включаючи Collision Prediction та комплексний

аналіз аномалій. Точність цих систем значно вища, часто перевищуючи 90% у контрольованих тестових умовах, також вони характеризуються суттєво меншою затримкою завдяки впровадженню Edge Computing. Однак це вимагає значно вищих обчислювальних ресурсів, зокрема потужних GPU ресурсів для тренування.

Важливим аспектом аналізу є дослідження, які адаптують глобальні технологічні тенденції до специфіки української транспортної інфраструктури, що часто має гіршу якість відеоспостереження та непередбачуваніші умови трафіку. Наприклад, у роботі [16] було запропоновано метод визначення кадру моменту ДТП та його учасників на основі ML. В роботі використовується послідовна архітектура CNN для класифікації кадрів та алгоритм YOLOv8. Перевага методу полягає у його двохетапному підході. Спочатку класифікація кадру, потім визначення об'єктів, що забезпечує високу точність виявлення учасників ДТП. Недоліком є те, що класифікація відбувається лише на основі просторових ознак (CNN), що може бути чутливою до хибнопозитивних спрацювань, спричинених об'єктами, що не мають відношення до ДТП. В дослідженні [17] автори, зосередилися на розробці кіберфізичної системи запобігання аварійним ситуаціям, частиною якої є автоматичне виявлення порушень ПДР. В цій роботі детально аналізують методи покращення якості зображення для підвищення працездатності систем комп'ютерного зору в умовах низької якості. Головна ідея полягає у фокусі на стабілізації вхідних даних, що є фундаментальною проблемою для більшості систем відеоспостереження, та інтеграції в загальну кіберфізичну архітектуру. Проте саме виявлення ДТП не є центральним елементом, а є наслідком виявлення порушень. Аналіз цих робіт підкреслює необхідність знайти баланс між ресурсо-витратами та високою точністю, яку забезпечує глибоке навчання.

Ефективність будь-якої системи виявлення ДТП оцінюється за кількома ключовими показниками, що формують критерії порівняльного аналізу, а саме:

- точність виявлення, що визначає відсоток правильно виявлених ДТП від загальної кількості фактичних подій;
- показник хибнопозитивних спрацювань, який є критичним для мінімізації даремних викликів екстрених служб;

- час виявлення для швидкого реагування;
- стійкість до умов, що відображає здатність системи підтримувати високу точність при зміні погодних та світлових умов.

Порівняльний аналіз, проведений на основі відкритих наукових датасетів та публікацій показує домінацію методів на основі глибинного навчання. Такі системи забезпечують найвищу стійкість, мінімізують час виявлення та демонструють найбільш збалансоване співвідношення у складних експлуатаційних умовах.

1.5. Висновки до розділу 1

Проаналізовано сучасний стан систем відеонагляду у транспортній сфері підтвердив, що впровадження більш ефективних засобів моніторингу та реагування є актуальним завданням.

Встановлено, що традиційні системи відеонагляду, які покладаються виключно на візуальний контроль з боку операторів, досягли межі своєї ефективності через вплив людського фактора, зокрема швидко втому та нездатність обробляти великі масиви відеоданих у режимі реального часу. Це зумовлює необхідність переходу до інтелектуальних систем, де ключову роль відіграють автоматизовані алгоритми комп'ютерного зору.

Детальний аналіз проблематики виявлення ДТП засобами комп'ютерного зору виявив низку специфічних труднощів, пов'язаних із стохастичною природою аварій, складністю формалізації моменту зіткнення та значною варіативністю умов навколишнього середовища. Визначено, що класичні методи обробки зображень, такі як віднімання фону чи оптичний потік, хоча й забезпечують базову детекцію руху, є недостатньо стійкими до динамічних змін погодних умов, перекриття об'єктів, тощо, призводить до високого рівня хибних спрацювань. Водночас, огляд сучасних підходів продемонстрував, що найбільш перспективним напрямком є використання методів глибокого навчання для детекції об'єктів та рекурентних мереж для аналізу часової динаміки подій.

Порівняльний аналіз існуючих рішень, включаючи звичайні VMS-системи та прототипи, показав, що наявні на ринку продукти часто є універсальними та не враховують специфіку виявлення саме аварійних ситуацій, або ж вимагають надмірних обчислювальних ресурсів, що ускладнює їх масштабування. Це створює основу для розробки системи, здатної не лише фіксувати факт аварії, а й сповіщати про неї мінімізуюючи час реакції екстрених служб, що має критичне значення для безпечного дорожнього руху.

РОЗДІЛ 2

ТЕОРЕТИЧНА ЧАСТИНА

2.1. Архітектура комп'ютеризованих систем відеонагляду для виявлення ДТП

Архітектура комп'ютеризованих систем відеонагляду, орієнтованих на виявлення дорожньо-транспортних пригод, представляє собою багаторівневу та модульну структуру, що поєднує апаратні засоби збору даних, канали їх передачі, обчислювальні ресурси та аналітичні компоненти. На рівні збору інформації базовими елементами є відеокамери з відповідними оптичними характеристиками, наприклад, стаціонарні, PTZ-камери, сенсори з підтримкою високого динамічного діапазону, інфрачервоні модуляції для нічної зйомки та камери з варіантами компресії відеопотоку. Ці пристрої формують первинний масив даних у вигляді послідовностей кадрів, які надалі підлягають попередній обробці для зниження шумів, корекції експозиції та приведення до єдиного формату. Попередня обробка включає операції декомпресії, динамічної корекції контрасту та, за потреби, застосування методів відновлення зображення при деградації, спричиненій погодними умовами або артефактами стиснення. Якість цього етапу має прямий вплив на подальшу роботу аналітичних модулів, оскільки навіть найсучасніші алгоритми детекції і трекінгу значно втрачають ефективність при поганих вхідних даних [17].

Канал передачі даних формує наступний рівень архітектури і визначає не лише пропускну здатність, але й показники затримки й надійності передавання відеопотоку до вузлів обробки. Для застосувань у режимі реального часу, пріоритетність належить низьколатентним рішенням із можливістю пріоритетизації трафіку, часто на основі оптоволоконних магістралей або спеціалізованих мережових сегментів. У разі віддалених або тимчасових установок застосовується комбінація локальної обробки та періодичної синхронізації з центральним сховищем для репортигу інцидентів.

Обчислювальний рівень системи має дві принципово різні архітектури реалізації аналіки - централізовану та розподілену. У централізованому підході відеопотік передається на сервери з потужними GPU/TPU для обробки великих

обсягів даних, запуску ресурсомістких моделей, таких як 3D-CNN чи трансформерні архітектури. Розподілені рішення передбачають виконання частини аналітичних операцій безпосередньо на периферії, використовуючи обчислювальні можливості сучасних edge-пристроїв, наприклад NVIDIA Jetson або інші модулі з апаратним прискоренням, що дозволяє зменшити затримки та споживання мережевого каналу. Важливим аспектом архітектурних рішень є вибір оптимального розподілу. Критичні для безпеки завдання, швидке сповіщення про потенційну аварію, що вигідно виконувати на edge-рівні, тоді як складний просторово-часовий аналіз та навчання моделей доцільніше робити централізовано для використання більшого обсягу даних і потужностей [18].

Аналітичний модуль системи зазвичай поділяється на низку взаємопов'язаних компонентів, таких, як модуль детекції об'єктів у кожному кадрі, модуль трекінгу для побудови траєкторій, модулі витягування просторово-часових ознак, модулі прогнозування траєкторій, модулі виявлення аномалій і механізм прийняття рішень, який формує сповіщення та активує сценарії реагування. Взаємодія між модулями реалізується через уніфікований обмін метаданими, де результати детекції і характеристики треків слугують вхідними даними для модулів виявлення аномалій і прогнозування. Така модульність дозволяє гнучко модернізувати систему, наприклад, змінювати модель детекції без необхідності зміни модулів прогнозування, якщо інтерфейс передачі даних зберігається. Загальну структурну схему архітектури системи відеонагляду ДТП показано на рисунку 2.1, яка демонструє ієрархію компонентів системи і потоки даних між ними.

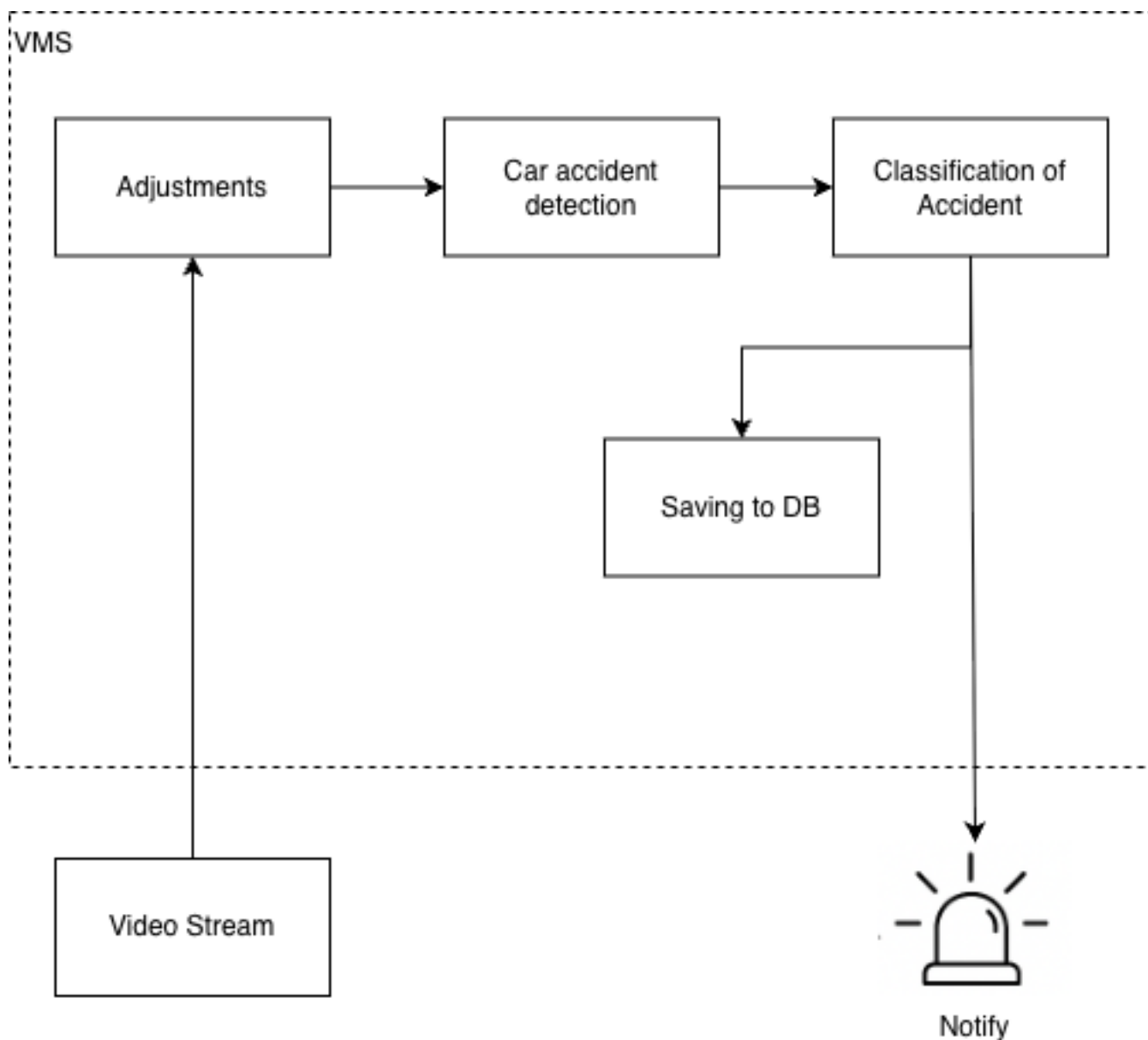


Рис. 2.1. Узагальнена архітектура системи відеонагляду для виявлення ДТП.

Оцінювання продуктивності запропонованої архітектури ґрунтується на сукупності показників, зокрема часу затримки сповіщення, пропускної здатності системи, точності виявлення подій та рівня хибних спрацювань. Сукупний аналіз цих метрик дозволяє визначити доцільність застосування конкретного архітектурного рішення для певних типів дорожньої інфраструктури або міських сценаріїв експлуатації.

2.2. Технології комп'ютерного зору у задачах виявлення подій

Методи виявлення ДТП ґрунтуються на математичному апараті комп'ютерного зору, що дозволяє перейти від «сирих» піксельних даних до високоабстрактного поняття «аварійна ситуація». Необхідність у виявленні рухомих об'єктів та аналізі їхньої динаміки обумовлює застосування класичних та гібридних методів, які є основою для подальшого глибинного аналізу.

Процес починається з аналізу динаміки пікселів. Відеопотік формально представлений як тривимірна функція інтенсивності [14]:

$$I(x, y, t), \quad (2.1)$$

де x, y – просторові координати;

t – час.

Ключовою технологією, яка використовується для виведення руху є оптична. Суть методу полягає у припущенні про сталість яскравості пікселя між послідовними кадрами, що дозволяє визначити вектор швидкості та напрямок руху кожного пікселя. Це описується рівнянням оптичного потоку (формула 2.2), яке пов'язує просторові та часову похідні інтенсивності з компонентами вектора швидкості (u, v) [11].

$$I_x u + I_y v + I_t = 0, \quad (2.2)$$

де I_x – просторовий градієнт по осі x ;

u – швидкість руху пікселя по горизонталі;

I_y – просторовий градієнт по осі y ;

v – швидкість руху пікселя по вертикалі;

I_t – просторовий градієнт по осі t .

Розв'язання цього рівняння вимагає застосування додаткових обмежень таких, як локальна сталість. Оптичний потік є важливим для виявлення аномалій, оскільки різка зміна у полі швидкостей та може вказувати на раптову зупинку або зіткнення.

Для початкової детекції рухомих об'єктів у статичних камерах використовується етап «віднімання фону». Однією з найбільш стійких реалізацій є моделювання суміші Гаусових розподілів. Цей підхід моделює кожен піксель як суміш Гаусових розподілів. Це дозволяє адаптивно відділяти рухомі об'єкти від статичного фону, який може змінюватися через освітлення чи рух об'єктів на задньому плані, що є критично важливим для точного виділення транспортних засобів.

Після виділення рухомих об'єктів необхідна їхня ідентифікація та відстеження. Класичні методи, які застосовуються на цьому етапі, включають алгоритми виявлення об'єктів, які виділяють bounding boxes для кожного транспортного засобу. Для забезпечення стійкості відстеження та прогнозування майбутнього стану об'єкта використовується Фільтр Калмана. Це рекурсивний алгоритм, який ефективно оцінює стан об'єкта, мінімізуючи середньоквадратичну похибку між прогнозованим станом та фактичним вимірюванням. Фільтр Калмана складається з двох послідовних етапів – прогноз або ж оцінка нового стану на основі динаміки системи та коригування прогнозу за допомогою фактичних даних з поточного кадру. Це дозволяє системі підтримувати траєкторію об'єкта навіть при короткочасних оклюзіях.

Таким чином, виявлення подій будується на інтеграції класичних методів які виступають у ролі «очей» системи, забезпечуючи первинне виділення, відстеження та кінематичний аналіз рухомих об'єктів (рис. 2.2).

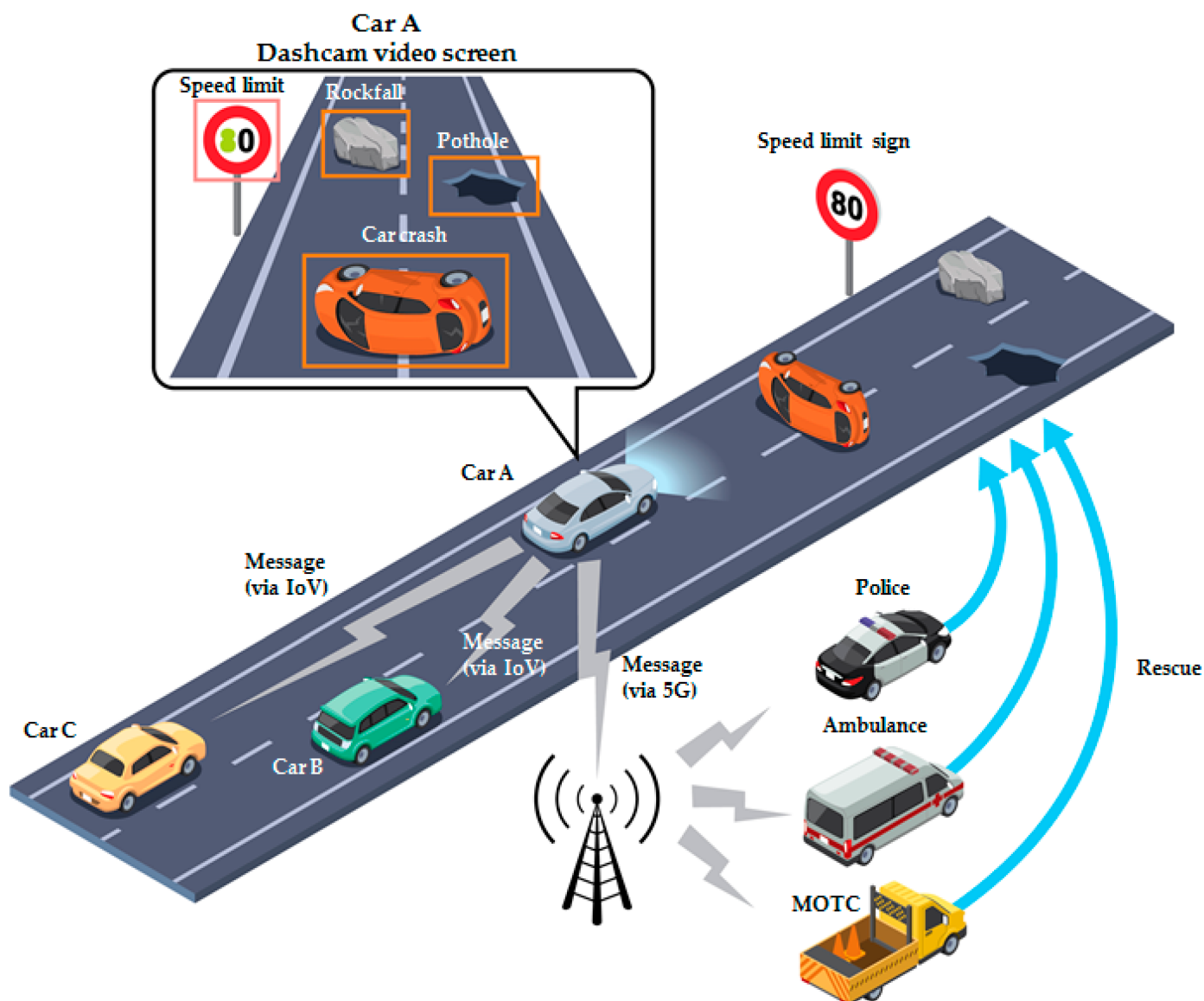


Рис. 2.2. Приклад Computer Vision та Object Recognition [19]

Цей етап формує надійну просторово-часову модель сцени, яка є вхідною інформацією для більш складних моделей глибокого навчання.

2.3. Нейронні мережі та глибокі моделі для виявлення об'єктів та аномалій

Сучасні системи виявлення ДТП майже повністю залежать від архітектур Deep Learning, оскільки вони здатні автоматично вивчати ієрархічні ознаки, необхідні для розрізнення нормальної та аномальної поведінки.

Згорткові нейронні мережі є фундаментальною основою для просторового виявлення об'єктів. Вони використовують операцію згортки для виявлення ознак, таких як краї, текстури та форми, що мають вирішальне значення для розпізнавання транспортних засобів. Такі архітектури, як YOLO, відзначаються високою швидкістю, оскільки виконують класифікацію та локалізацію об'єктів за один прохід мережі, що робить їх ідеальними для систем реального часу [20]. На відміну від старих двохетапних детекторів таких як Faster R-CNN. YOLO оптимізує увесь процес від вхідного зображення до кінцевих обмежувальних рамок.

Для повноцінного аналізу відеопотоку, де події розгортаються у часі, необхідні моделі, які можуть обробляти просторово-часові ознаки. Тут застосовуються дві основні парадигми:

- тривимірні згорткові мережі, що застосовують фільтри одночасно по трьох вимірах: висоті, ширині та часу. Це дозволяє мережі вивчати динамічні ознаки руху, такі як зміна швидкості або кутове прискорення, безпосередньо з послідовності кадрів. Цей підхід є надзвичайно результативним для моделювання фази зіткнення, де важлива взаємодія візуальних ознак об'єктів у часі;

- гібридний підхід two-stream network підвищує надійність, розділяючи обробку на два паралельні потоки. Перший потік обробляє статичні кадри і відповідає за розпізнавання сцени та об'єктів. У свою чергу другий потік приймає на вхід послідовність карт оптичного потоку і фокусується виключно на динаміці руху. Об'єднання результатів обох потоків дозволяє системі ефективно розрізняти нерухомі об'єкти від рухомих, а також підвищує стійкість до погіршення якості зображення.

Для вирішення проблеми рідкісних подій, коли в навчальних даних бракує прикладів ДТП, застосовуються моделі Autoencoders [21]. Сутність методу полягає у навчанні моделі на великій вибірці нормальної поведінки трафіку. З рисунку 2.3 видно, що autoencoder складається з двох частин, з Encoder та Decoder.

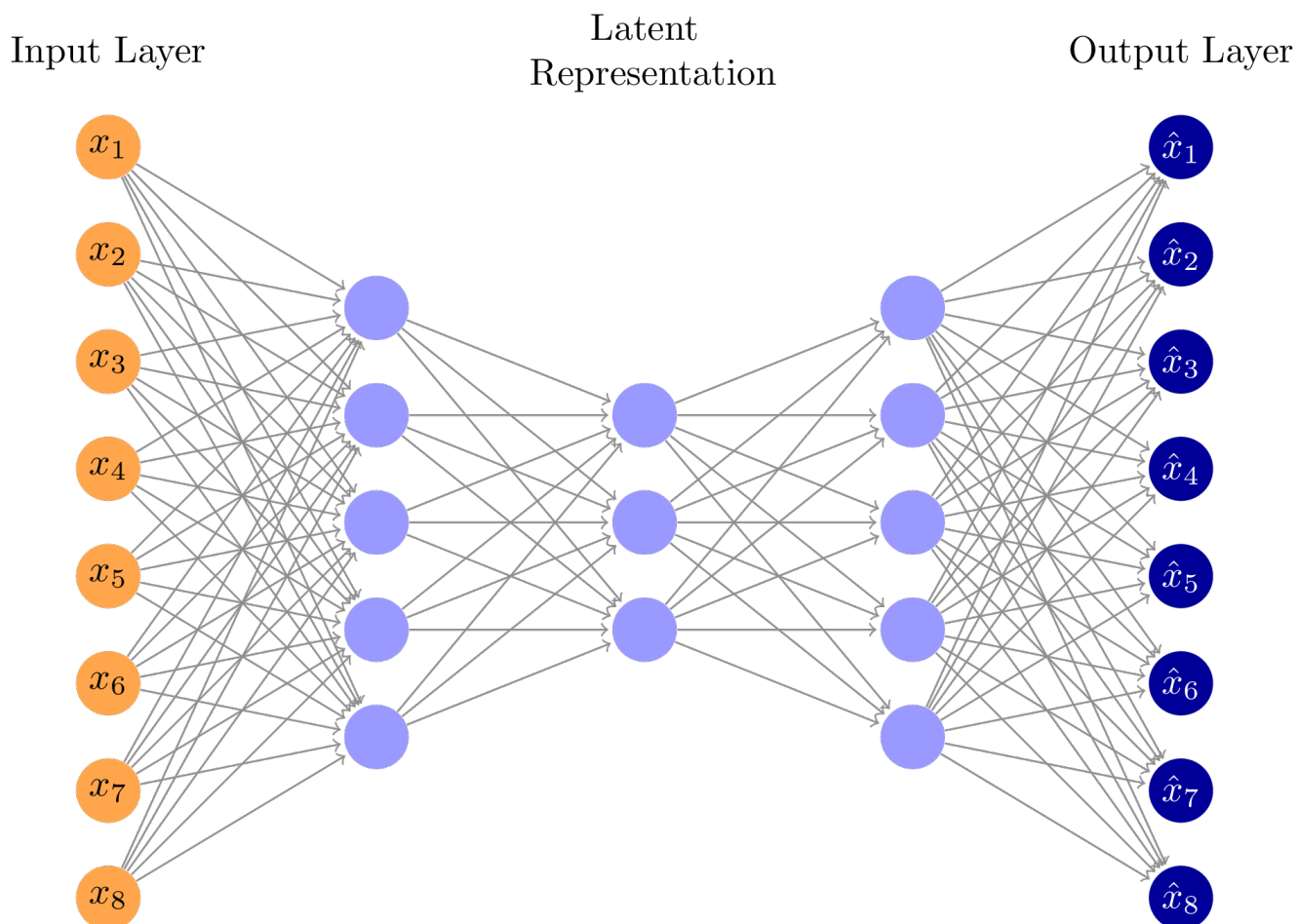


Рис. 2.3. Модель роботи Autoencoders [21]

Мережа оптимізована під мінімізацію помилки реконструкції для нормативних сценаріїв. Коли на вхід подається аномальна подія, мережа не може її коректно відновити, і помилка реконструкції різко зростає, що слугує показником аномалії. Такий підхід дозволяє виявляти будь-яке значне відхилення від норми, не вимагаючи розмічених прикладів самих ДТП.

Таким чином, глибинні моделі забезпечують не лише високу точність детекції об'єктів, але й здатність системи автономно розрізняти нормальну та аномальну динаміку, що є основою для ефективного функціонування системи виявлення дорожньо-транспортних пригод.

2.4. Моделі прогнозування траєкторій та аналіз поведінки транспортних засобів

Прогнозування траєкторій та аналіз поведінки транспортних засобів є найвищим рівнем відеоаналітики у комп'ютеризованих системах відеонагляду, оскільки дозволяє перейти від постфактум фіксації дорожньо-транспортної пригоди до завчасного виявлення потенційно небезпечних ситуацій. На цьому рівні система не лише реєструє положення об'єктів у просторі, а й аналізує динаміку їх руху, взаємодію між учасниками дорожнього руху та відхилення від нормальних сценаріїв поведінки.

Основою прогнозування траєкторій є аналіз часових послідовностей координат транспортних засобів, отриманих на попередніх етапах детекції та трекінгу. Для розв'язання таких задач широко застосовуються Long Short-Term Memory (LSTM), здатні моделювати довготривалі часові залежності. Однак класичні LSTM не враховують просторову структуру сцени, що є критичним для відеоданих.

З цієї причини у задачах аналізу дорожніх сцен дедалі частіше використовуються згорткові рекурентні архітектури, зокрема Convolutional LSTM, які поєднують часове моделювання з просторовою обробкою зображень. На відміну від традиційних LSTM, ConvLSTM виконує операції згортки над вхідними тензорами, що дозволяє зберігати просторові взаємозв'язки між об'єктами та ефективно враховувати контекст дорожньої сцени. Різницю між LSTM, ConvLSTM можна побачити на рис. 2.4.

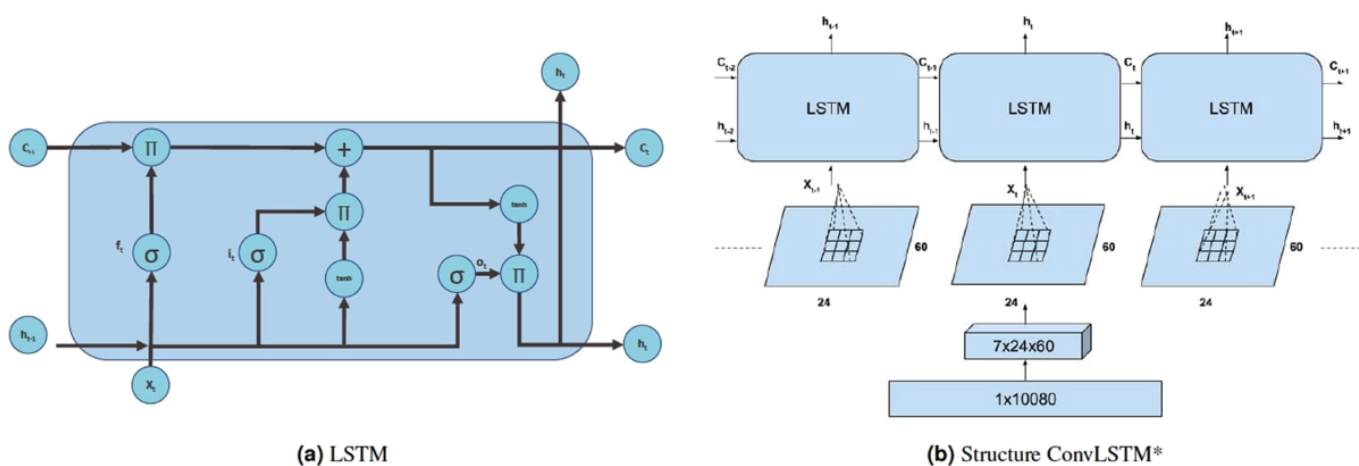


Рис. 2.4. Різниця між LSTM та ConvLSTM [22]

Використання просторово-часових моделей дає змогу прогнозувати розташування транспортних засобів та оцінювати ймовірність виникнення небезпечних ситуацій, таких як різкі маневри, порушення дистанції або потенційні зіткнення. Аналіз поведінки ґрунтується на порівнянні прогнозованих траєкторій із типовими сценаріями руху, що дозволяє виявляти аномалії ще до настання фактичної аварії.

Важливу роль у формуванні вхідних даних для моделей прогнозування відіграє етап детекції об'єктів. У даному дослідженні для реалізації модуля детекції об'єктів було обрано архітектуру YOLOv11, яка є еволюційним продовженням сімейства моделей YOLO та поєднує високу ефективність виявлення з оптимізованими обчислювальними витратами.

Однією з ключових переваг YOLOv11 є її однопрохідна архітектура, що дозволяє виконувати локалізацію та класифікацію об'єктів у межах одного прямого проходу нейронної мережі [20]. На відміну від двоетапних підходів, таких як Faster R-CNN, які потребують формування регіонів інтересу та подальшого уточнення результатів, YOLOv11 забезпечує суттєво меншу затримку обробки кадру. Це є принципово важливим для систем відеонагляду транспортної інфраструктури, де своєчасність виявлення аварійної ситуації відіграє вирішальну роль.

Порівняно з попередніми версіями YOLOv5 та YOLOv8, модель YOLOv11 характеризується покращеною структурою хребта голови моделі, що забезпечує підвищену точність детекції об'єктів різного масштабу без істотного зростання

обчислювальної складності. Це дозволяє ефективно виявляти як окремі транспортні засоби, так і складні аварійні сцени, що включають кілька об'єктів, часткові перекриття та нетипові просторові конфігурації, характерні для ДТП.

Додатковою перевагою використання YOLOv11 є її висока адаптивність до розгортання в різних обчислювальних середовищах. Модель підтримує масштабування за рахунок використання варіантів різної складності, що дає змогу застосовувати її як у централізованих серверних рішеннях, так і на edge-пристроях з обмеженими ресурсами. Така властивість є особливо актуальною для комп'ютеризованих систем відеонагляду, де частина обробки може виконуватися безпосередньо поблизу джерела відеоданих з метою зменшення затримок і навантаження на мережеву інфраструктуру. Архітектура YOLOv11 представляє собою еволюційний розвиток one-stage детекторів, що інтегрує вдосконалені блоки вилучення ознак та оптимізований механізм просторового пірамідального об'єднання для глибшого семантичного аналізу зображень. Ключовою перевагою даної версії є суттєве покращення співвідношення точності до обчислювальних витрат, що забезпечує високу ефективність інференсу в задачах відеоаналітики реального часу навіть на периферійних пристроях.

Крім того, Ultralytics забезпечує зручні інструменти для навчання, тонкого налаштування та інтеграції моделі YOLOv11 у прикладні програмні рішення. Підтримка сучасних форматів датасетів, оптимізовані механізми інференсу сприяють швидкій адаптації моделі до специфіки задачі виявлення ДТП. Це дозволяє зосередити основну увагу дослідження на аналізі поведінкових ознак аварійних ситуацій та інтеграції системи в архітектуру відеонагляду, а не на вирішенні допоміжних технічних проблем.

Таким чином, використання моделі YOLOv11 у межах даної роботи є обґрунтованим з точки зору балансу між точністю, швидкодією та універсальністю, що робить її доцільним вибором для реалізації інтелектуальної системи виявлення ДТП у відеопотоці комп'ютеризованих систем відеонагляду.

2.5. Висновки до розділу 2

В результаті аналізу архітектурних та алгоритмічних засад побудови комп'ютеризованої системи виявлення дорожньо-транспортних пригод - запропоновано архітектуру що забезпечує необхідну гнучкість та масштабованість системи. Поєднання класичних методів та алгоритмів штучного інтелекту дозволяє здійснити ефективне вирішення задачі виявлення ДТП. Для семантичного аналізу сцени та класифікації подій було обрано використання згорткових нейронних мереж. Враховуючи переваги однопрохідних детекторів сімейства YOLO, які забезпечують оптимальний баланс між точністю локалізації об'єктів та швидкодією інференсу, що є необхідною умовою для обробки відеопотоку в реальному часі обґрунтовано використання моделі YOLO11 для створення ефективної системи автоматизованого виявлення ДТП.

РОЗДІЛ 3

ПРАКТИЧНА ЧАСТИНА

3.1. Принцип роботи системи виявлення ДТП.

Принцип роботи розробленої системи виявлення дорожньо-транспортних пригод ґрунтується на концепції потокової обробки відео в режимі, наближеному до реального часу, з подальшою фіксацією інцидентів у базі даних. Система будується як модульне рішення, де кожний компонент виконує окрему функцію, забезпечуючи гнучкість, масштабованість та можливість повторного використання модулів.

На найнижчому рівні архітектури розташований модуль отримання відеопотоку, реалізований за допомогою OpenCV. Він забезпечує стабільне зчитування кадрів з відеофайлів або камер відеоспостереження, підтримує декодування H.264/H.265 та синхронізацію кадрової частоти. Кожен отриманий кадр конвертується у формат RGB для подальшої передачі в модель детекції.

Результати детекції передаються до модуля аналізу подій, який виконує фільтрацію об'єктів за порогом впевненості та за класами. Якщо подія класифікована як потенційна аварія, система переходить до етапу фіксації інциденту. У такому разі кадр проходить додаткову обробку через бібліотеку Pillow, конвертується у JPEG та кодується у формат base64.

Сховищем метаданих про виявлені аварії є база даних MongoDB, яка виступає сховищем метаданих про виявлені аварії. До сховища заносяться такі параметри як – час події, номер кадру, клас аварії, рівень впевненості, координати bounding box і графічне зображення кадру у вигляді закодованого рядка base64. Це забезпечує можливість подальшого аналізу даних, побудови статистики чи інтеграції із зовнішніми системами.

Загальну логіку взаємодії компонентів показано на рисунку 3.1, як потоковий конвеєр.

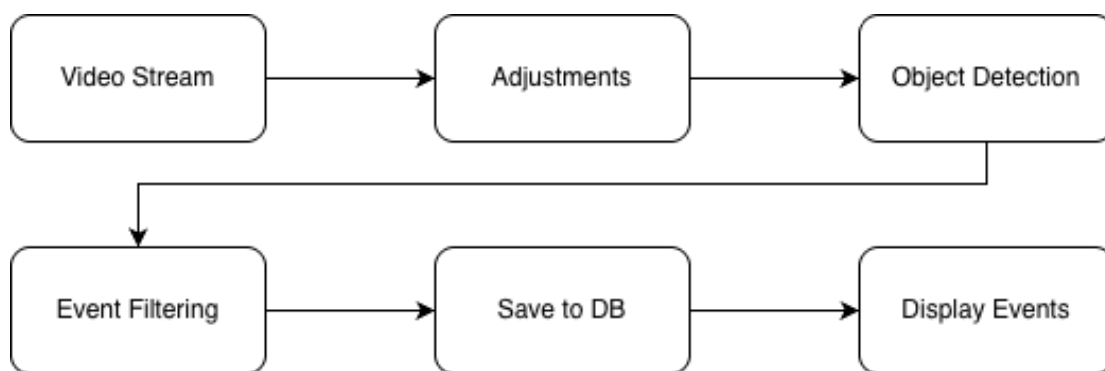


Рис. 3.1. Архітектура програмно-апаратної системи виявлення ДТП.

Ефективність функціонування всієї системи залежить від якості та репрезентативності даних, на яких навчалася нейронна мережа. Для тренування моделі YOLOv11 у рамках даної роботи було використано спеціалізований датасет «Car Accident XL» з платформи Roboflow Universe [23]. Вибір саме цього набору даних обумовлений його специфічною спрямованістю на задачу виявлення аварійних ситуацій, що дозволяє моделі вивчити унікальні візуальні патерни, характерні для зіткнень транспортних засобів. Даний датасет характеризується значним обсягом анотованих зображень, що є критично важливим для навчання глибоких згорткових мереж, які потребують великої кількості прикладів для мінімізації помилки узагальнення. Набір даних містить 952 зображення, зібраних з різноманітних джерел, детальніший поділ датасету можна побачити на рисунку 3.2.

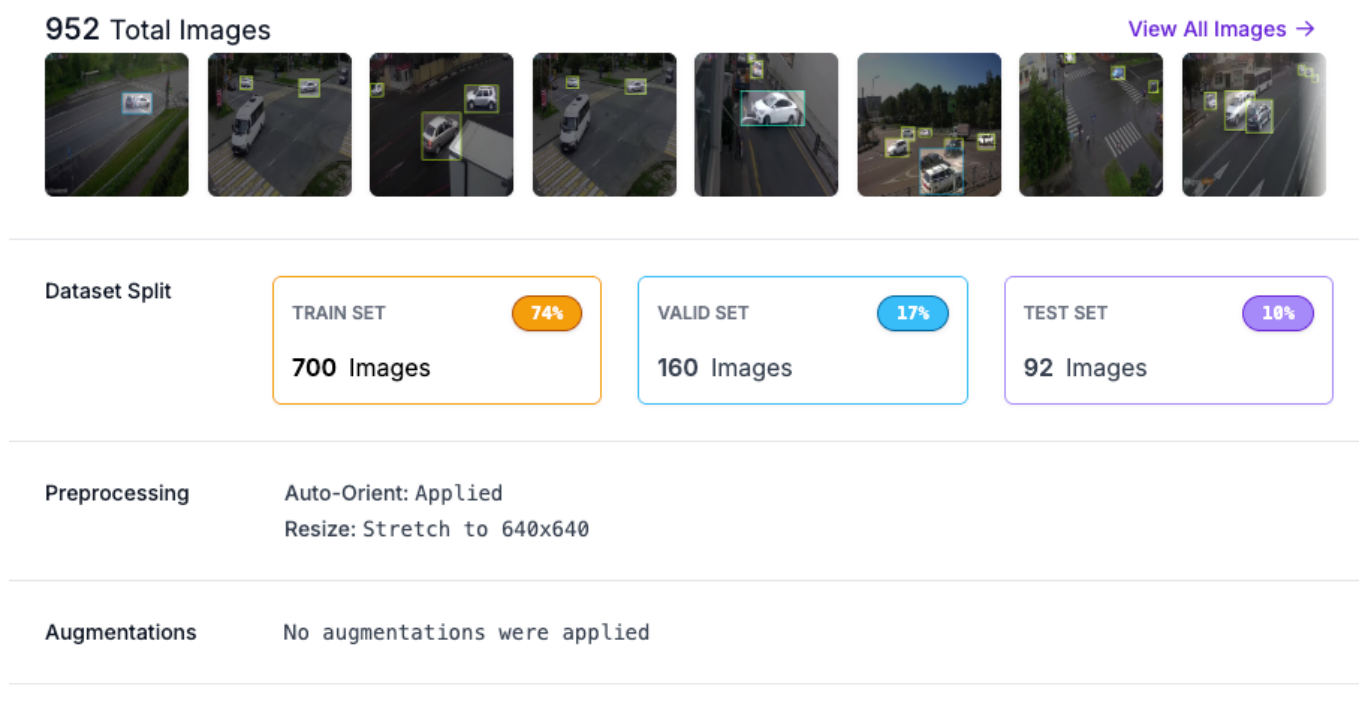


Рис 3.2. Набір даних з датасету.

Така варіативність даних забезпечує різноманітність кутів огляду, масштабів об'єктів та якості зображення, що дозволяє навчити модель бути стійкою до зміни ракурсу зйомки та типу камери. Це є важливою перевагою, оскільки реальні системи відеонагляду часто мають нестандартизоване розміщення камер.

Важливою особливістю використаного датасету є наявність анотацій для різних класів об'єктів та станів. Окрім стандартних класів транспортних засобів, датасет містить специфічну розмітку для безпосередньо аварійних ситуацій з різними типами транспорту (рис. 3.3).

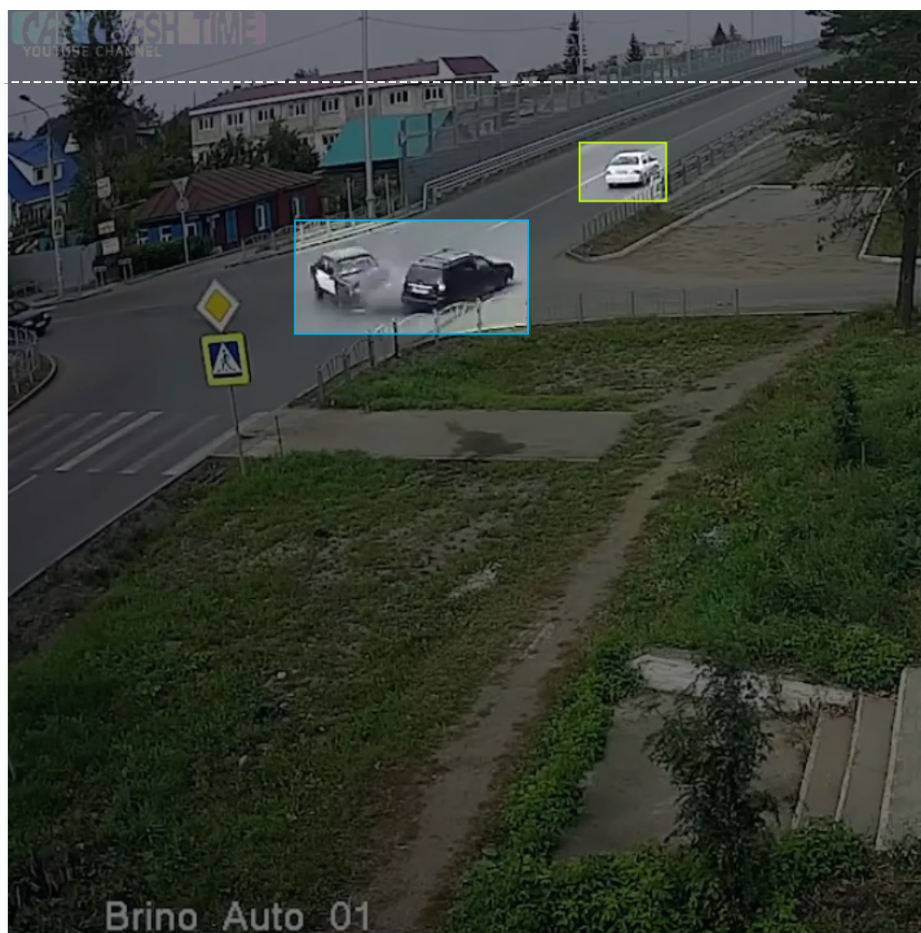


Рис. 3.3. Приклад анотованого зображення з датасету.

Анотації виконані у форматі обмежувальних рамок, що чітко окреслюють зону інтересу на зображенні. Наявність прикладів розбитих автомобілів, перевернутих транспортних засобів та сцен зіткнення дозволяє нейронній мережі вивчити візуальні ознаки деформації кузова, неприродного положення авто на проїжджій частині та взаємодії об'єктів під час удару. Це дозволяє системі розрізняти звичайний щільний трафік від реальної аварії. Окрім різноманітності об'єктів, датасет охоплює широкий спектр умов навколишнього середовища. У набір включені зображення, зроблені в різний час доби, що дозволяє моделі адаптуватися до умов денного, вечірнього та нічного освітлення, а також до штучного освітлення вуличних ліхтарів. Також представлені різні погодні умови, такі як ясна погода, дощ, туман тощо. Така різноманітність є вагомим для забезпечення роботи системи, оскільки алгоритм повинен надійно працювати не лише в ідеальних лабораторних умовах, але й у

реальному, непередбачуваному середовищі, де видимість може бути обмежена, а контрастність зображення знижена.

3.2. Навчання та реалізація системи виявлення ДТП

Навчання нейронної мережі було реалізоване з допомогою YOLOv11 та вже згаданого вище датасету. Перевагою цієї моделі над попередниками є поєднання високої точності з високою швидкістю виконання. Модель демонструє ефективну роботу навіть на апаратному забезпеченні середнього рівня, що робить її перспективною для застосування в edge-пристроях та міських системах моніторингу.

Під час обробки кожного кадру YOLO повертає список об'єктів разом з їх координатами, значенням впевненості та класом об'єкта. Важливо, що модель була донавчена на спеціалізованому датасеті, який включає не лише транспортні засоби, а й окремі типи аварій. Процес навчання зображено на рисунку 3.4.

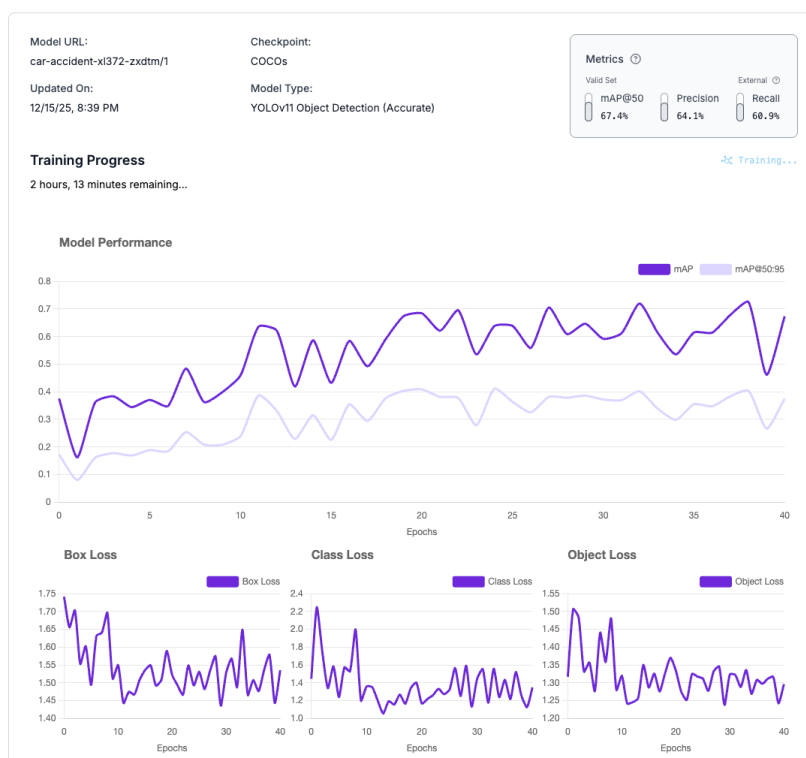


Рис. 3.4. Процес навчання нейронної мережі

Щоб забезпечити стійкість моделі до різних умов зйомки, частина даних була згенерована штучно, що дало змогу розширити набір аварійних прикладів та досягнути кращих результатів навчання (див. рис. 3.5).

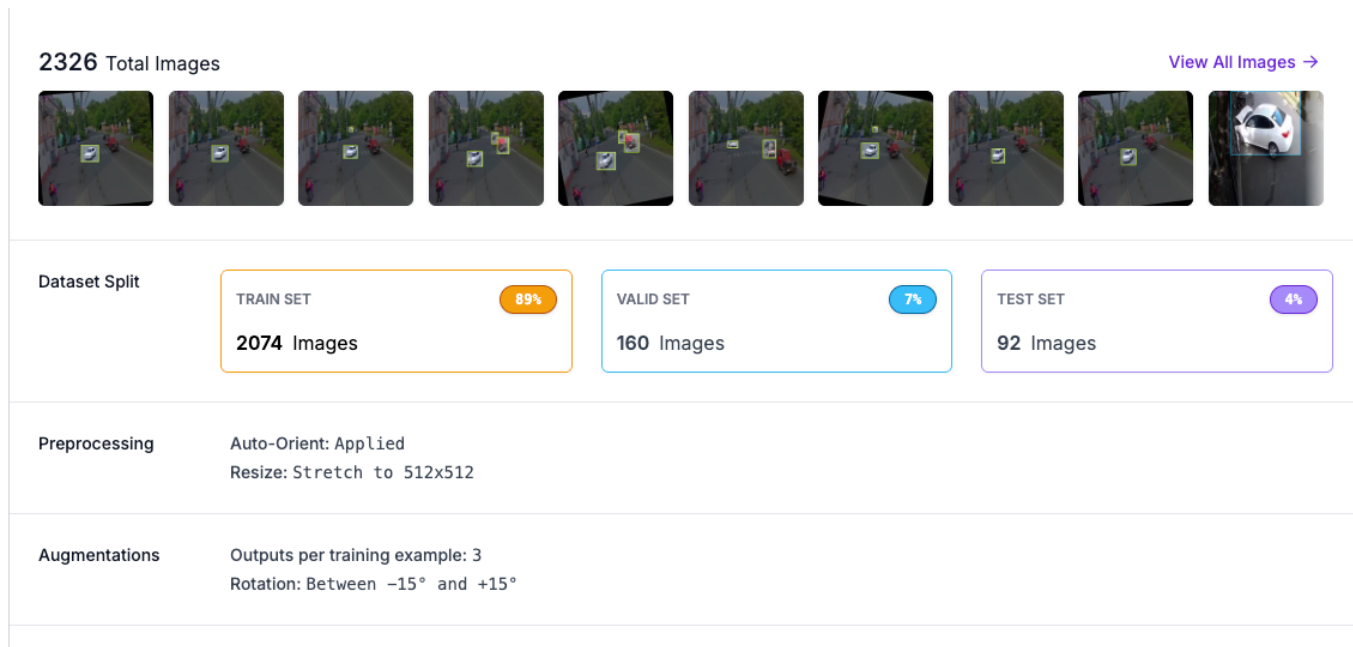


Рис. 3.5. Датасет для навчання нейронної мережі

Такий підхід дозволяє системі не просто визначати сам факт наявності автомобіля, а й виявляти момент зіткнення та типи задіяного транспорту без додаткових алгоритмів аналізу. Аварійні класи були представлені окремими зразками (див. рис. 3.6), що містять фіксовані моменти зіткнення або постфактум-кадри. Такий підхід суттєво підвищує здатність моделі фіксувати ДТП у реальному відеопотоці.

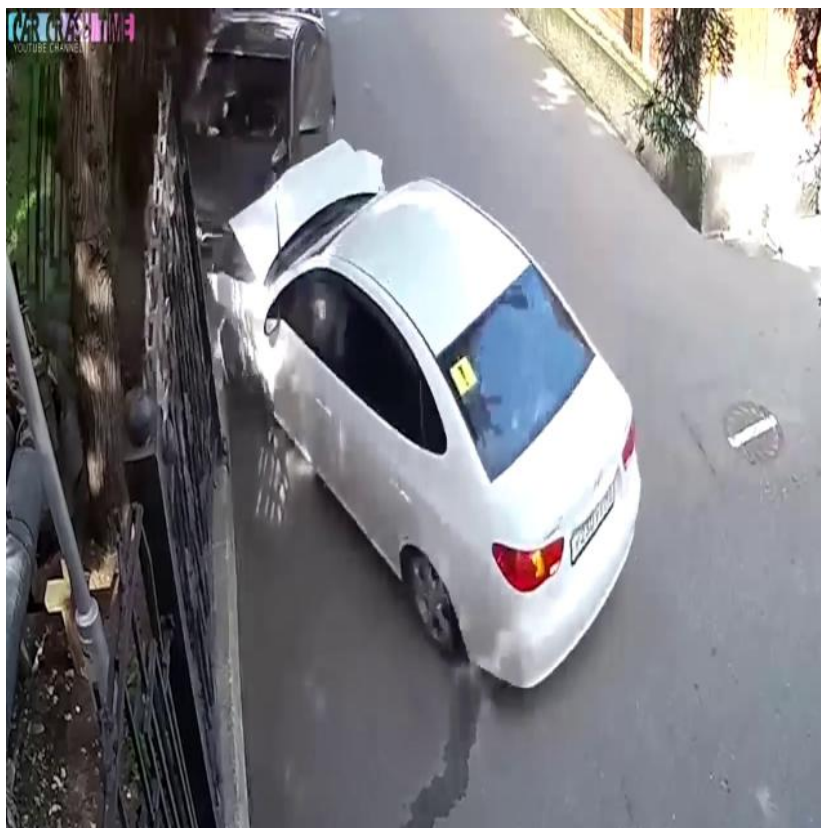


Рис. 3.6. Зразок фото зіткнення двох машин в датасеті

Реалізація програмного модуля обробки відеопотоку є ключовим етапом побудови всієї системи виявлення ДТП. Модуль був розроблений на Python із використанням OpenCV 4.11, Ultralytics YOLO 8.3, Pillow 11.2, NumPy 2.2 та MongoDB 4.12. Його структура передбачає послідовну роботу декількох функціональних блоків, кожен із яких реалізує важливі етапи починаючи від зчитування кадру до аналізу аварійної ситуації та збереження результатів.

Функціонування системи починається з ініціалізації модуля захоплення відео OpenCV, що дозволяє читати послідовність кадрів з відеопотоку. Вибір цієї бібліотеки обумовлений її високою ефективністю при роботі з відеопотоками різних типів, включно з локальними файлами, мережевими потоками та RTSP з'єднанням. Модуль VideoCapture забезпечує стабільне отримання кадрів у фіксованій послідовності, з можливістю регулювання FPS, що є критично важливим для систем, які працюють у режимі близькому до реального часу.

Кожен кадр, отриманий з відеопотоку, проходить підготовку для передачі в модель YOLOv11. На цьому етапі здійснюється перетворення простору кольорів із

BGR (формат OpenCV) у RGB, масштабування зображення та нормалізація піксельних значень. YOLOv11 очікує векторизовані дані у форматі тензора PyTorch, тому зображення додатково перетворюється у відповідну структуру даних. Такий підхід забезпечує мінімальні втрати продуктивності на етапі попередньої обробки.

Обробка результатів детекції включає фільтрацію за порогом впевненості. Під час тестування системи це значення було встановлене на рівні 0.6, однак у випадках критичних подій система може використовувати нижчі пороги для мінімізації пропусків аварій.

У даній роботі не використовується повноцінний алгоритм трекінгу, оскільки основна ціль – виявлення саме фактів ДТП, а не відстеження траєкторій автомобілів протягом тривалого часу. Проте системі необхідно визначати, чи йдеться про нову подію, чи продовження вже зафіксованої. Для цього реалізовано логіку ігнорування вже виявленого ДТП протягом двох секунд.

Після виявлення та попереднього фільтрування система переходить до етапу аналізу. Якщо система виявляє хоча б один об'єкт аварійного класу, вона переходить до основного алгоритму фіксації події. На цьому етапі використовується бібліотека Pillow, за допомогою якої кадр конвертується у формат JPEG. Далі зображення перетворюється у base64-рядок, що дозволяє зберігати зображення безпосередньо у документі MongoDB. Разом із графічними даними в документ додаються метадані такі як тип аварії, координати об'єкта, time-stamp, номер кадру, confidence моделі та інші службові параметри. Фрагмент коду збереження даних в БД показано на рис. 3.7.


```

# Only save to DB if a new accident is detected and enough time has passed
if new_detection and current_time - last_saved_time >= DETECTION_INTERVAL_SEC:
    # Convert frame to base64
    pil_img = Image.fromarray(cv2.cvtColor(frame, cv2.COLOR_BGR2RGB))
    buffer = io.BytesIO()
    pil_img.save(buffer, format="JPEG")
    img_str = base64.b64encode(buffer.getvalue()).decode()

    # Save to MongoDB
    doc = {
        "timestamp": datetime.datetime.utcnow(),
        "frame_number": frame_number,
        "image_base64": img_str,
    }
    collection.insert_one(doc)
    last_saved_time = current_time
    print(f"[INFO] Accident saved to MongoDB at frame {frame_number}")

```

Рис. 3.7. Фрагмент коду збереження даних в БД

Загалом реалізований модуль обробки відео працює як автономна система аналізу дорожньої сцени, здатна виявляти інциденти у відеопотоці в режимі реального часу та передавати інформацію для подальшого аналізу.

3.3. Оцінка ефективності та точності системи

Оцінювання ефективності розробленої системи виявлення ДТП є важливим, оскільки дозволяє визначити її практичну придатність, точність, стабільність роботи та відповідність критеріям, що висуваються до сучасних інтелектуальних систем моніторингу транспортних потоків. На цьому етапі виконувалося комплексне тестування, яке включало як кількісні, так і якісні методи аналізу продуктивності. Ретельне тестування необхідне, оскільки система призначена для роботи з даними, що мають високу соціальну цінність, і тому її помилки можуть мати значний негативний ефект, наприклад, пропуск інциденту або хибне сповіщення, яке спричиняє зайве навантаження на служби реагування.

Для оцінки якості навчання використовувалися метрики mAP на IoU-порогах 0.5 та 0.5–0.95 (рис. 3.8).

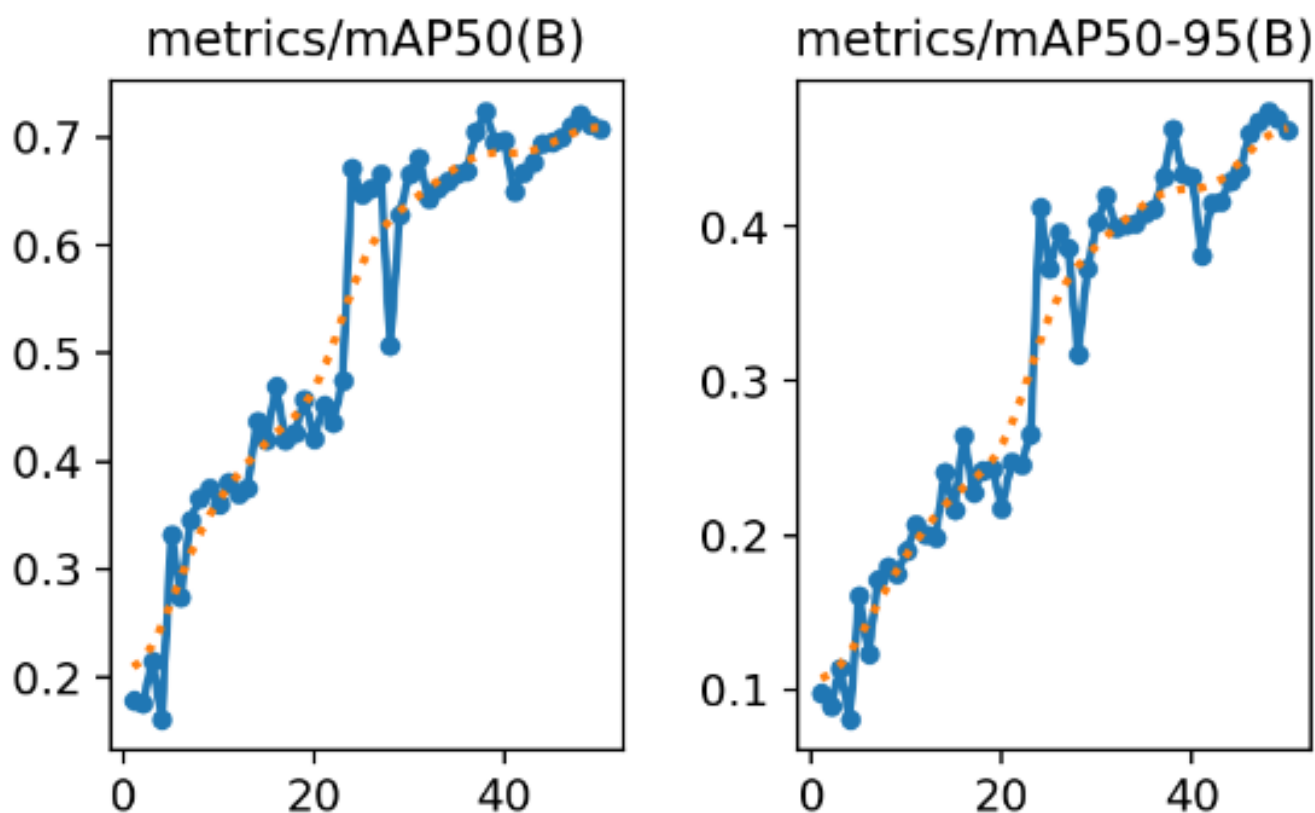


Рис. 3.8. Значення метрик mAP на порогах 0.5 та 0.5-0.95

Згідно з графіків, створених на основі тренування нейронної моделі, було встановлено, що на кожній ітерації точність виявлення об'єктів зростала, а втрати падали (рис. 3.8). Результати тренування моделі YOLO11 показані на рис. 3.9.

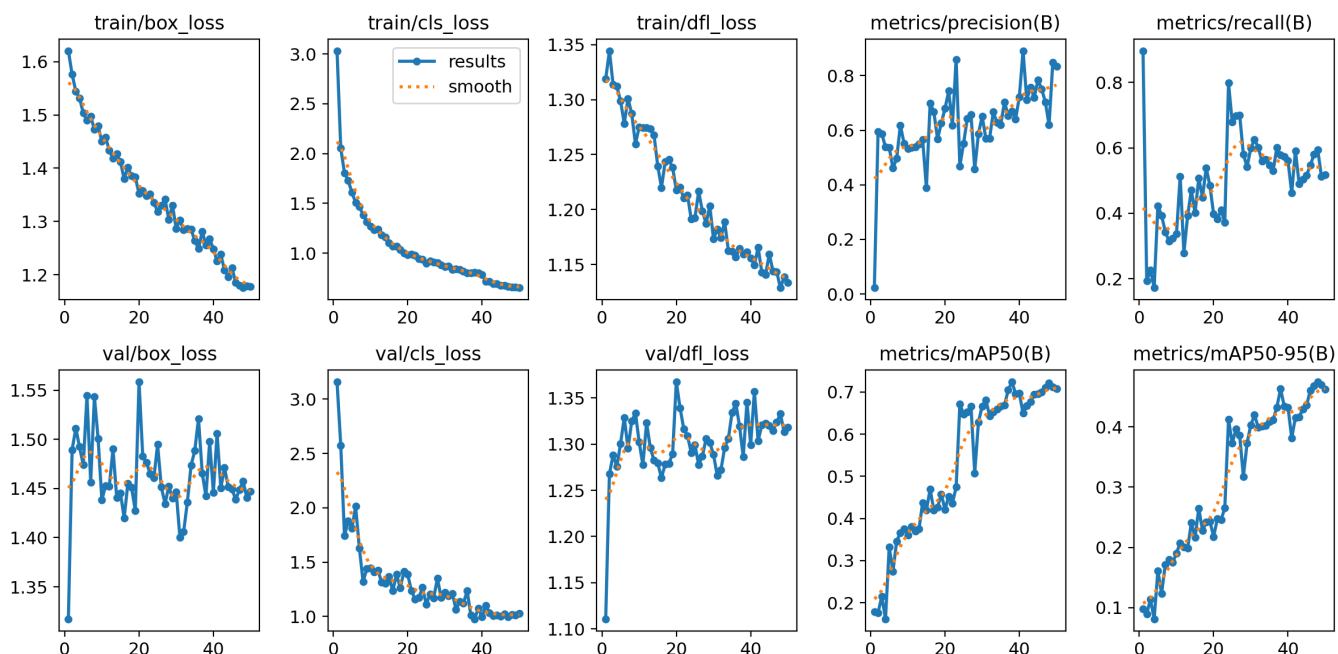


Рис. 3.9. Результати тренування моделі YOLO

Для детальної оцінки здатності моделі мінімізувати кількість хибних спрацювань (False Positives) було проаналізовано залежність метрики точності (Precision) від порогу впевненості (Confidence Threshold). Графік цієї залежності, отриманий за результатами тестування моделі YOLOv11, наведено на рисунку 3.10.

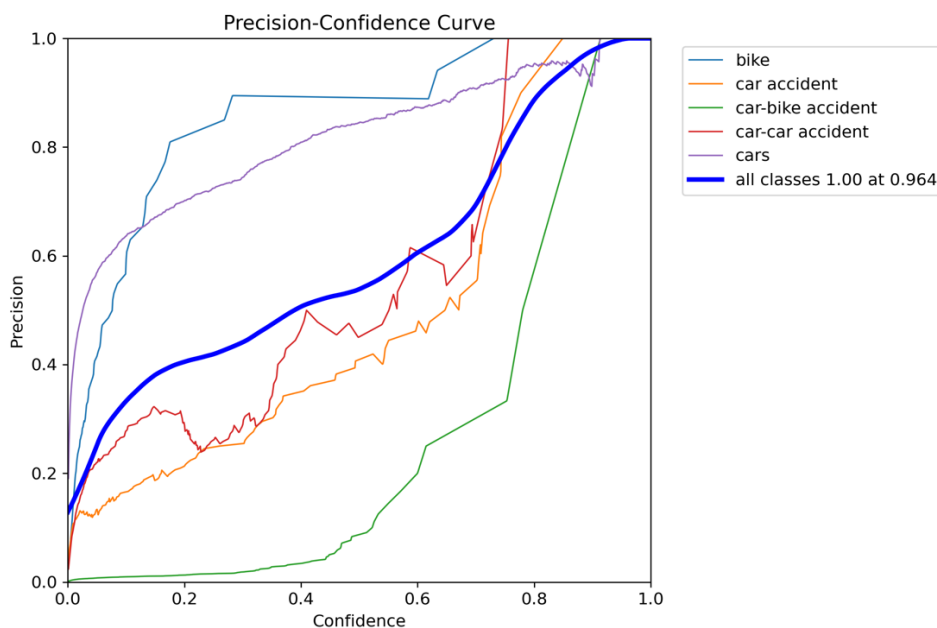


Рис. 3.10. Крива залежності точності від впевненості

Крива Precision-Confidence демонструє, як змінюється частка вірних позитивних класифікацій зі збільшенням вимог до «впевненості» нейронної мережі. Жирна синя лінія відображає усереднену ефективність для всіх класів об'єктів. Як видно з графіка, модель досягає абсолютної точності при встановленні порогу впевненості на рівні 0.964. Це свідчить про те, що при виборі високого порогу фільтрації система здатна повністю виключити хибні сповіщення про ДТП, що є критично важливим для автоматизованих систем моніторингу.

Для визначення оптимального робочого порогу системи було проаналізовано криву F1-Confidence (рис. 3.11), яка відображає середнє між точністю та повнотою залежно від порогу впевненості детектора.

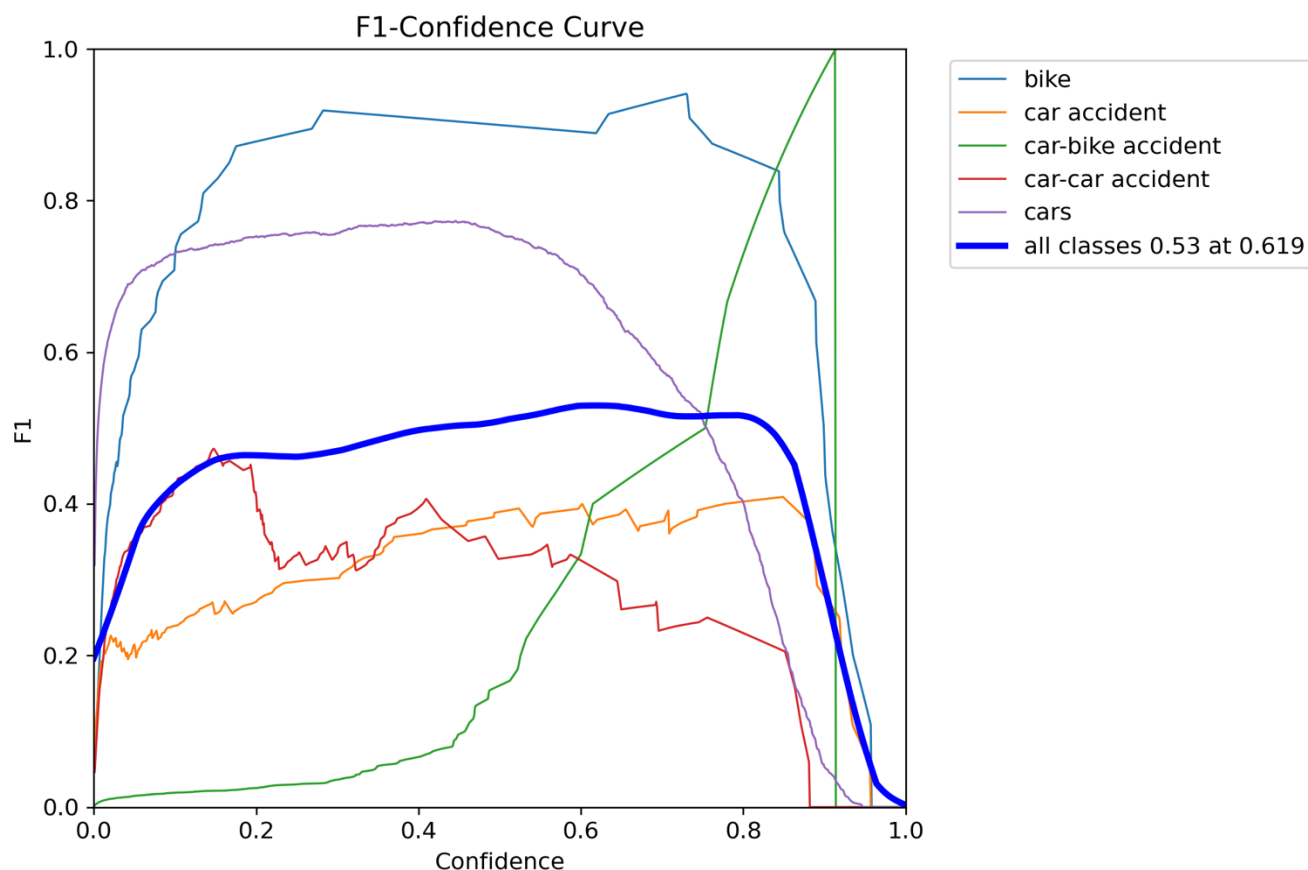


Рис. 3.11. Крива залежності F1-міри від впевненості

Ця метрика дозволяє знайти баланс, при якому система мінімізує як пропуски реальних ДТП, так і кількість хибних спрацювань. Як свідчать отримані дані, інтегральний показник ефективності моделі для всіх класів досягає свого максимуму,

$F1 = 0.53$, при значенні порогу впевненості 0.619. Це значення є рекомендованим порогом фільтрації для розгортання системи в реальних умовах, оскільки саме в цій точці досягається найбільш стабільна робота нейронної мережі.

Одним із ключових аспектів оцінки є аналіз того, наскільки система здатна правильно визначати аварійні ситуації на відеопотоці. Для цього використовувалися відеодані з тестового набору, який не входив до тренувальної вибірки моделі. Тестові дані включали різні сценарії дорожніх ситуацій. Такий підхід дозволяє отримати об'єктивне уявлення про здатність системи адаптуватися до реальних умов, які завжди характеризуються непередбачуваністю та високим ступенем варіативності (див. рс. 3.6).



Рис. 3.12. Результат роботи системи у справжніх дорожніх умовах

Окремо варто зазначити, що система продемонструвала стійкість до змін ракурсу камери, що є важливою перевагою порівняно з більш ранніми моделями, які значно залежали від розташування об'єкта у кадрі. Завдяки навчанню на

різноманітному наборі даних, що включав як крупні плани, так і оглядові панорами, модель змогла добре узагальнити ознаки аварійних ситуацій. Порівняльну характеристику моделі по класах наведено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1

Порівняльна характеристика моделі по класах

Class name	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95
bike	0.8703	0.8333	0.9566	0.5589
cars	0.8628	0.5006	0.7505	0.4395
car accident	0.7605	0.2571	0.3708	0.2765
car-bike accident	0.7085	1.0000	0.9950	0.7960
car-car accident	0.5441	0.5006	0.5648	0.3443
General	0.7493	0.6325	0.7275	0.4830

Отже, розроблена комп'ютеризована система виявлення дорожньо-транспортних пригод продемонструвала високий рівень точності, стабільності та продуктивності. Незважаючи на окремі обмеження, які можуть бути зумовлені складністю візуальних умов або недостатністю певних класів даних у тренувальному наборі, система є придатною для практичного використання й має потенціал для впровадження у реальні інтелектуальні транспортні системи.

3.4. Висновки до розділу 3

Зпропоновано вдосконалити архітектуру системи відеонагляду функцією виявлення дорожньо-транспортних пригод з використанням методів комп'ютерного зору та глибинного навчання, що дозволяє забезпечувати автоматизоване виявлення та сповіщення про аварійні ситуації на дорогах системами відеонагляду.

Розроблена архітектура системи довела свою ефективність, забезпечуючи стабільний конвеєр обробки даних від моменту захоплення відеопотоку до фіксації інциденту в базі даних та візуалізації результатів для оператора.

Проведено налаштування та навчання моделі виявлення об'єктів ДТП на базі архітектури YOLOv11 та використання спеціалізованого датасету Roboflow «Car Accident XL», дозволило навчити модель розпізнавати не лише транспортні засоби, а й специфічні патерни аварійних ситуацій. Експериментальні дослідження підтвердили, що модель демонструє високі показники точності, ефективно працюючи в різних умовах освітлення та при різній щільності трафіку.

Оцінка продуктивності системи засвідчила її здатність працювати в режимі, наближеному до реального часу, на обчислювальному обладнанні, що відповідає мінімальним вимогам – ARM Cortex A53/A72, 1GB RAM та без використання GPU. Розроблений механізм збереження доказової бази у вигляді зображень та метаданих у базі даних MongoDB забезпечує надійне архівування інформації про інциденти, створюючи підґрунтя для подальшого аналізу статистики аварійності.

Отримані практичні результати створюють умови для подальшого вдосконалення системи, зокрема в напрямку розширення спектру виявлених подій та оптимізації для роботи на вбудованих пристроях.

РОЗДІЛ 4

ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1. Охорона праці

Охорона праці під час виконання науково-дослідної та програмно-інженерної діяльності має ключове значення, оскільки робота зі створення, тестування та експлуатації комп'ютеризованих систем виявлення дорожньо-транспортних пригод безпосередньо пов'язана з тривалим використанням електронно-обчислювальної техніки, програмних засобів, мережевого обладнання та відеосистем. У межах даної магістерської роботи всі дослідження, проєктні та експериментальні роботи виконувалися з дотриманням вимог законодавства України у сфері охорони праці, зокрема Закону України «Про охорону праці», який визначає основні положення щодо реалізації конституційного права працівників на безпечні та нешкідливі умови праці [23]. Відповідно до чинного законодавства, роботодавець зобов'язаний забезпечити функціонування системи управління охороною праці, створити безпечні умови праці, організувати проведення інструктажів, навчання та перевірки знань з охорони праці, а також здійснювати контроль за дотриманням вимог безпеки під час виконання робіт [23]. У контексті виконання досліджень з розроблення комп'ютеризованої системи виявлення ДТП це означає, що всі роботи з використанням комп'ютерної техніки, серверного обладнання та мережевої інфраструктури повинні здійснюватися в умовах, що не становлять загрози для життя і здоров'я користувачів.

Особливу увагу в межах даної роботи приділено вимогам щодо безпеки та захисту здоров'я працівників під час роботи з екранними пристроями, оскільки значна частина часу була присвячена написанню програмного коду, навчанням нейронних мереж, аналізу відеоданих та тестуванню системи. Згідно з чинними санітарними нормами та правилами, робоче місце користувача комп'ютерної техніки повинно відповідати ергономічним вимогам, що регламентують розміщення монітора, клавіатури, миші, рівень освітленості, допустимий рівень шуму та

параметри мікроклімату [24]. Дотримання цих вимог дозволяє знизити навантаження на зорову систему, запобігти розвитку професійних захворювань опорно-рухового апарату та зменшити психоемоційне напруження.

Вимоги щодо режиму праці та відпочинку під час роботи з екранними пристроями також мають принципове значення. Регламентується тривалість безперервної роботи за комп'ютером, необхідність технологічних перерв, виконання вправ для зняття зорової та м'язової втоми. Це особливо актуально для програмістів, дата аналітиків та інших працівників у сфері комп'ютерного зору, діяльність яких пов'язана з тривалою концентрацією уваги та високими когнітивними навантаженнями.

Важливим аспектом охорони праці під час виконання досліджень є також електробезпека. Електронно-обчислювальна техніка, сервери, джерела безперебійного живлення, мережеве обладнання та відеокамери працюють від електричної мережі, що створює потенційну небезпеку ураження електричним струмом у разі порушення правил експлуатації. Відповідно до нормативних вимог, усі електроприлади повинні бути справними, заземленими, а їх використання має здійснюватися із дотриманням правил технічної експлуатації електроустановок споживачів.

Окрему роль у забезпеченні безпечних умов праці відіграють системи протипожежного захисту, які є обов'язковим елементом приміщень, де розміщена комп'ютерна та серверна техніка. Відповідно до чинних державних будівельних норм і вимог пожежної безпеки, такі приміщення повинні бути обладнані первинними засобами пожежогасіння, системами пожежної сигналізації, засобами евакуації та відповідними інформаційними вказівниками [25]. Підвищений ризик виникнення пожежі у приміщеннях із комп'ютерною технікою зумовлений значним електричним навантаженням, можливими короткими замиканнями та перегрівом обладнання, що вимагає постійного контролю за його технічним станом.

Управління охороною праці в межах виконання робіт зі створення інтелектуальних систем відеоаналізу повинно здійснюватися на основі комплексного підходу, що включає організаційні, технічні, санітарно-гігієнічні та профілактичні

заходи. Відповідно до вимог законодавства, роботодавець зобов'язаний забезпечити працівників засобами колективного та індивідуального захисту, створити умови для безпечного виконання робіт, проводити систематичний аналіз виробничих ризиків та вживати заходів щодо їх мінімізації [26].

Таким чином, дотримання вимог охорони праці під час виконання даної магістерської роботи є необхідною умовою забезпечення безпеки та збереження здоров'я розробників і користувачів комп'ютеризованих систем. Використання нормативно-правових актів України у сфері охорони праці, зокрема Закону України «Про охорону праці», вимог щодо безпеки роботи з екранними пристроями та положень щодо систем протипожежного захисту, дозволяє сформулювати безпечне виробниче середовище, мінімізувати професійні ризики та забезпечити відповідність умов праці сучасним стандартам безпеки.

4.2. Безпека в надзвичайних ситуаціях

4.2.1. Стійкість роботи системи в умовах надзвичайних ситуацій.

Відповідно до положень цивільного захисту, стійкість роботи об'єкта в умовах надзвичайних ситуацій визначається його здатністю зберігати або оперативно відновлювати основні функції при впливі небезпечних факторів природного, техногенного чи соціального характеру. У методичних рекомендаціях з безпеки в надзвичайних ситуаціях стійкість розглядається як цілісна характеристика, що охоплює технічну надійність, організаційні заходи та готовність до реагування на порушення штатних режимів роботи [27].

Розроблена комп'ютеризована система відеонагляду для виявлення дорожньо-транспортних пригод належить до складних інформаційно-аналітичних систем, функціонування яких безпосередньо пов'язане з безперервністю обробки даних та доступністю апаратних і програмних компонентів. В умовах надзвичайних ситуацій, таких як перебої електропостачання, відмова мережевої інфраструктури або пошкодження обладнання, система повинна зберігати працездатність або забезпечувати коректне завершення роботи з мінімальними втратами інформації.

Згідно з навчальним посібником з техноекології та цивільної безпеки, одним з ключових напрямів підвищення стійкості об'єктів є впровадження інженерно-технічних заходів, спрямованих на зменшення ймовірності відмов та обмеження наслідків аварійних ситуацій [28]. Для інформаційних систем це означає використання джерел безперебійного живлення, резервування критичних компонентів та застосування механізмів автоматичного відновлення після збоїв.

Особливе значення має збереження інформаційних ресурсів. Оскільки система виявлення ДТП накопичує відеодані та метадані, що можуть мати аналітичне та доказове значення, необхідним є впровадження процедур резервного копіювання і реплікації даних. Такий підхід відповідає загальним принципам забезпечення стійкості функціонування об'єктів у надзвичайних ситуаціях, наведеним у методичних матеріалах з цивільної безпеки, де підкреслюється важливість збереження управлінської та технологічної інформації [27].

Порушення мережевої взаємодії також розглядається як один із можливих наслідків надзвичайних ситуацій техногенного або соціального характеру. У цьому випадку доцільним є використання локального збереження відеопотоку або тимчасового автономного режиму роботи, що дозволяє мінімізувати втрати даних та забезпечити подальший аналіз подій після відновлення зв'язку.

Таким чином, стійкість роботи системи виявлення ДТП у надзвичайних ситуаціях досягається за рахунок поєднання технічних, програмних та організаційних рішень, спрямованих на зменшення впливу небезпечних факторів і забезпечення безперервності виконання основних функцій.

4.2.2. Заходи особистої кримінологічної безпеки.

Кримінологічна безпека користувача – це комплекс заходів, спрямованих на запобігання загрозам з боку третіх осіб, які можуть мати умисний характер. озроблена система автоматичного виявлення дорожньо-транспортних пригод спрямована на підвищення рівня безпеки дорожнього руху та забезпечення ефективної взаємодії між органами оперативного реагування. Такий підхід відповідає вимогам чинних нормативних документів України та міжнародних стандартів у сфері безпеки, які

регламентують організацію роботи систем моніторингу, збереження інформації та реагування на події. Зокрема, діяльність, пов'язана з моніторингом аварійних ситуацій і передачею інформації для служб реагування, узгоджується із положеннями Кодексу цивільного захисту України [29] та вимогами Державної служби України з надзвичайних ситуацій щодо інженерно-технічних систем моніторингу небезпечних процесів [28].

Система забезпечує раннє виявлення небезпечних ситуацій шляхом автоматизованого аналізу відеопотоку. Завдяки здатності моделі працювати в реальному часі та визначати ключові параметри аварійних подій, суттєво скорочується час на оповіщення відповідних служб. Це узгоджується з вимогами до оперативності реагування, визначеними у ДСТУ 8820:2019 «Безпека дорожнього руху. Система управління. Основні положення» [30], де підкреслюється важливість автоматизованого збору та аналізу інформації для підвищення загального рівня безпеки.

У контексті кримінологічної складової система виконує важливу функцію забезпечення доказової бази. Згідно з положеннями цивільної безпеки, інформаційні системи, які використовуються у сфері моніторингу небезпечних процесів, повинні забезпечувати достовірність, цілісність та захищеність даних [28]. Стандартизований підхід до обробки та зберігання даних дозволяє суттєво зменшити ризик несанкціонованого доступу або втрати доказових матеріалів у процесі розслідування ДТП.

Інтелектуальні відеосистеми також сприяють запобіганню криміногенним ситуаціям, які можуть супроводжувати аварійні події. Згідно з рекомендаціями Міжнародної організації праці (ILO) щодо безпечного середовища у високоризикових зонах, своєчасна ідентифікація небезпечних подій має вирішальне значення для захисту людей. Автоматизація процесу моніторингу знижує залежність від людського фактора та забезпечує постійний контроль незалежно від умов навколишнього середовища.

У системах міського нагляду наявність автоматичних засобів виявлення ДТП створює додатковий рівень безпеки, що узгоджується із положеннями ДСТУ ISO

39001:2015 «Системи управління безпекою дорожнього руху». Зокрема, у стандарті підкреслюється необхідність використання інформаційних технологій для виявлення причин ДТП і мінімізації їх наслідків.

Таким чином, запропонована система не лише виконує технічну функцію, пов'язану з аналізом відеопотоку, але й інтегрується у ширший комплекс заходів, спрямованих на підвищення рівня національної, громадської та кримінологічної безпеки. Вона забезпечує відповідність вимогам українських та міжнародних нормативів, сприяє прискоренню реакції служб і підвищенню якості розслідування аварійних ситуацій, формуючи важливий інструмент сучасної інтелектуальної транспортної інфраструктури.

ВИСНОВКИ

У роботі вирішено актуальне науково-прикладне завдання виявлення ДТП комп'ютеризованими системами відеонагляду, що є важливим для підвищення рівня безпеки дорожнього руху.

Проведений аналітичний огляд сучасного стану систем відеонагляду у транспортній сфері підтвердив, що впровадження більш ефективних засобів моніторингу та реагування є актуальним завданням.

Проведений у рамках дослідження аналіз сучасного стану систем відеонагляду засвідчив, що традиційні методи моніторингу, які здійснюють візуальний контроль операторами, є неефективними через вплив людського фактора та неможливість обробки значних масивів даних у реальному часі.

На основі аналізу архітектурних та алгоритмічних основ побудови систем відеонагляду було запропоновано гнучку та масштабовану архітектуру системи виявлення ДТП.

Для задач аналізу сцени та класифікації подій обґрунтовано доцільність використання згорткових нейронних мереж, зокрема моделі YOLOv11, що забезпечує оптимальний баланс між точністю локалізації об'єктів та швидкістю інференсу в реальному часі.

Проведено налаштування та навчання моделі виявлення об'єктів ДТП на базі архітектури YOLOv11 із використанням спеціалізованого датасету Roboflow «Car Accident XL», що дозволило навчити модель розпізнавати не лише транспортні засоби, а й специфічні патерни аварійних ситуацій.

Експериментальні дослідження підтвердили здатність моделі ефективно розпізнавати специфічні патерни аварійних ситуацій у різних умовах освітлення та при різній щільності трафіку, демонструючи при цьому високі показники точності.

Оцінка продуктивності системи засвідчила її здатність працювати в режимі, наближеному до реального часу, що підтверджує доцільність розробки та можливість її впровадження на вбудованих пристроях у інфраструктуру «розумного міста».

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Луцик Н.С., Луцків А.М., Осухівська Г.М., Тиш Є.В. Програма та методичні рекомендації з проходження практики за тематикою кваліфікаційної роботи для студентів спеціальності 123 «Комп'ютерна інженерія» другого (магістерського) рівня вищої освіти усіх форм навчання. Тернопіль: ТНТУ. 2024. 45 с.
2. Луцик Н.С., Луцків А.М., Осухівська Г.М., Тиш Є.В. Методичні рекомендації до виконання кваліфікаційної роботи магістра для студентів спеціальності 123 «Комп'ютерна інженерія» другого (магістерського) рівня вищої освіти усіх форм навчання. Тернопіль. 2024. 44 с.
3. Варавін А.В., Лецишин Ю.З., Чайковський А.В. Методичні вказівки до виконання курсового проєкту з дисципліни «Дослідження і проєктування комп'ютерних систем та мереж» для здобувачів другого (магістерського) рівня вищої освіти спеціальності 123 «Комп'ютерна інженерія» усіх форм навчання. Тернопіль: ТНТУ, 2024. 32 с.
4. Кравчик В. Методи та засоби виявлення дорожньо-транспортних пригод комп'ютеризованими системами відеонагляду. XIV Міжнародна науково-технічна конференція молодих учених та студентів «Актуальні задачі сучасних технологій», Т.: ТНТУ, 2025. С. 283.
5. Кравчик В. Методи та засоби виявлення дорожньо-транспортних пригод комп'ютеризованими системами відеонагляду. Матеріали XIII науково-технічної конференції «Інформаційні моделі, системи та технології», 2025. С. 126.
6. Golovin, Oleksandr. Алгоритмічно-програмні аспекти граничної відеоаналітики: від теорії до практичного впровадження. International Scientific Technical Journal «Problems of Control and Informatics», 2025. 70.4: С. 50-84.
7. How long can CCTV operators concentrate for? URL: <https://www.securitysa.com/8289a#:~:text=This%20is%20a%20frequently%20asked,which%20research%20you%20are%20reading> (дата звернення: 29.11.2025).
8. Управління системами відеоспостереження різних виробників VMS. URL: <https://www.verna.ua/retail/video-surveillance-systems-vms> (дата звернення:

01.12.2025).

9. Методологічні основи проектування та функціонування інтелектуальних транспортних і виробничих систем : монографія / В. В. Аулін, А. В. Гриньків, А. О. Головатий [та ін.] ; під заг. ред. В. В. Ауліна. - Кропивницький : Лисенко В. Ф., 2020. - 428с.

10. Zheng, Dingchao, Zhang, Yangzhi, Xiao, Zhijian, Deep Learning-Driven Gaussian Modeling and Improved Motion Detection Algorithm of the Three-Frame Difference Method, Mobile Information Systems, 2021, 9976623, 7 pages, 2021.

11. Optical Flow – Everything You Need to Know. URL: <https://viso.ai/deep-learning/optical-flow/> (дата звернення: 01.12.2025).

12. Deng, M.; Li, S.; Jiang, X.; Li, X. Vehicle Trajectory Prediction Method Based on «Current» Statistical Model and Cubature Kalman Filter. Electronics 2023, 12, 2464.

13. R-CNN Explained: Object Detection Overview | Ultralytics. URL: <https://www.ultralytics.com/blog/what-is-r-cnn-a-quick-overview> (дата звернення: 01.12.2025).

14. A basic skeleton of a convolutional neural network CNN converts the image to a form good for analysis. URL: https://www.researchgate.net/figure/A-basic-skeleton-of-a-convolutional-neural-network-CNN-converts-the-image-to-a-form-good_fig3_346483632 (дата звернення: 02.12.2025).

15. 3D Convolutional Neural Network (3D CNN) — A Guide for Engineers. URL: <https://www.neuralconcept.com/post/3d-convolutional-neural-network-a-guide-for-engineers> (дата звернення: 03.12.2025).

16. Човган, І. О. Метод визначення учасників і кадру моменту дорожньо-транспортної пригоди за вхідним відеопотоком на основі машинного навчання. Магістерська дисертація. Київ: Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського». 2024.101с.

17. Білінська, А., Бінковський, Я., Головатюк, А., Мельничук, Д., & Говорущенко, Т. Автоматичне виявлення автомобільних порушників за допомогою комп'ютерного зору в рамках кіберфізичної системи запобігання аварійним ситуаціям. Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах, ХНУ

(28 березня 2024). Хмельницький. 2024. С 176–185.

18. AQQA, Miloud; MANTINI, Pranav; SHAH, Shishir K. Understanding How Video Quality Affects Object Detection Algorithms. In: VISIGRAPP (5: VISAPP). 2019. p. 96-104.

19. Chung, Y.-L. Application of an Effective Hierarchical Deep-Learning-Based Object Detection Model Integrated with Image-Processing Techniques for Detecting Speed Limit Signs, Rockfalls, Potholes, and Car Crashes. Future Internet 2023, 15, 322.

20. LIANG, Siyuan, et al. Edge YOLO: Real-time intelligent object detection system based on edge-cloud cooperation in autonomous vehicles. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23.12: 25345-25360.

21. Introduction to Autoencoders: From The Basics to Advanced Applications in PyTorch. URL: <https://www.datacamp.com/tutorial/introduction-to-autoencoders> (дата звернення: 06.12.2025).

22. Rahman, S.A., Adjero, D.A. Deep Learning using Convolutional LSTM estimates Biological Age from Physical Activity. Sci Rep 9, 11425 2019. URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-019-46850-0> (дата звернення: 04.12.2025).

23. Roboflow: Computer vision tools for developers and enterprises. URL: <https://roboflow.com/> (дата звернення: 04.12.2025).

24. Закон України «Про охорону праці»: зі змінами і доповненнями. URL: <https://zakon.rada.gov.ua/laws/show/2694-12> (дата звернення: 05.12.2025).

25. Вимоги щодо безпеки та захисту здоров'я працівників під час роботи з екранними пристроями : НПАОП 0.00-7.15-18. Київ. Міністерство соціальної політики України, 2018. 20 с.

26. Правила пожежної безпеки в Україні : НАПБ А.01.001-2014. Київ. ДСНС України, 2014. 54 с.

27. Типове положення про систему управління охороною праці : НПАОП 0.00-4.21-04. Київ. Держгірпромнагляд України, 2004. 28 с.

28. Стручок В.С. Методичний посібник для здобувачів освітнього ступеня «магістр» всіх спеціальностей денної та заочної (дистанційної) форм навчання «Безпека в надзвичайних ситуаціях». Тернопіль. ФОП Паляниця В. А., 156 с.

29. Стручок В.С. Навчальний посібник «Техноекологія та цивільна безпека. Частина «Цивільна безпека». Тернопіль: ФОП Паляниця В. А., 150 с.
30. Кодекс цивільного захисту України. Офіційний вісник України, 2013, № 46. Київ: Видавництво «Парламентське видавництво». 345 с.
31. ДСТУ 8820:2019. Безпека дорожнього руху. Система управління. Основні положення. 2019. Київ: ДП «УкрНДНЦ». 45 с.
32. D. Velychko, H. Osukhivska, Y. Palaniza, N. Lutsyk, Ł. Sobaszek. Artificial Intelligence Based Emergency Identification Computer System. *Advances in Science and Technology Research Journal*, 18(2), 2024. P.296-304.

Додаток А
Тези конференцій

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя
Маріборський університет (Словенія)
Технічний університет у Кошице (Словаччина)
Вільнюський технічний університет ім. Гедимінаса (Литва)
Краківський економічний університет (Польща)
Вроцлавський економічний університет (Польща)
Університет «Опольська Політехніка» (Польща)
Національний університет «Полтавська політехніка імені Юрія Кондратюка»
Вінницький національний аграрний університет
Львівський національний університет ім. І. Франка
Головне управління Пенсійного фонду в Тернопільській області
Наукове товариство ім. Шевченка
Тернопільський обласний комунальний інститут післядипломної педагогічної освіти
Сумський державний педагогічний університет
Запорізький національний університет

АКТУАЛЬНІ ЗАДАЧІ СУЧАСНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Збірник

тез доповідей

**XIV Міжнародної науково-технічної
конференції молодих учених та студентів**
11-12 грудня 2025 року



**УКРАЇНА
ТЕРНОПІЛЬ – 2025**

27.	О. Карнаухов, Т. Лобур, С. Марченко АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА КОНТРОЛЮ І ОБЛІКУ ЕНЕРГОРЕСУРСІВ УНІВЕРСИТЕТУ	270
28.	В. Ю. Качин, Т.А. Лечаченко АНАЛІЗ ВРАЗЛИВОСТЕЙ HTTP REQUEST SMUGGLING ЗАСОБАМИ ДИФЕРЕНЦІАЛЬНОГО ФАЗЗИНГУ HTTP-ЗАПИТІВ	272
29.	С.Б. Кіт, В.Р. Перун, С.І. Перун, Г.В. Шимчук ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА КОНТРОЛЮ ПАРАМЕТРІВ МІКРОКЛІМАТУ В ЖИТЛОВИМУ ПРИМІЩЕННІ З ВИКОРИСТАННЯМ БСМ	273
30.	С.Б. Кіт, В.Р. Перун, С.І. Перун, Г.В. Шимчук ХМАРНО-ОРІЄНТОВАНА ПЛАТФОРМА СПОСТЕРЕЖЕННЯ ЗА МІКРОКЛІМАТОМ КВАРТИРИ НА ОСНОВІ ІОТ	275
31.	А.М. Ковтко, І.Р. Козбур, В.Б. Савків, Г.В. Козбур АРХІТЕКТУРА АВТОМАТИЗОВАНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ ГЕНЕРАЦІЇ МОДУЛЬНИХ ТЕСТІВ НА ОСНОВІ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА МУТАЦІЙНОГО ТЕСТУВАННЯ	278
32.	К. А. Кокурін РОЗРОБКА СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ ЯКОСТІ ПОВІТРЯ З ВИКОРИСТАННЯМ СЕНСОРА SDS011 ТА TELEGRAM-БОТА ДЛЯ СПОВІЩЕНЬ	280
33.	М.А. Конотопський, Ю.З. Лещинин МЕТОДИ ТА ПРОГРАМНО-АПАРАТНІ ЗАСОБИ КОМП'ЮТЕРИЗОВАНОГО КЕРУВАННЯ ПОТУЖНІСТЮ ТЕПЛОПОСТАЧАЛЬНОГО ПУНКТУ	282
34.	В.О. Кравчик МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ВИЯВЛЕННЯ ДОРОЖНЬО-ТРАНСПОРТНИХ ПРИГОД КОМП'ЮТЕРИЗОВАНИМИ СИСТЕМАМИ ВІДЕОНАГЛЯДУ	283
35.	В.В. Левицький, А. Г. Микитишин, А.Ю. Гураль, А.В. Михайлюк АВТОМАТИЗОВАНА СИСТЕМА КЕРУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИМ ПРОЦЕСОМ ВИГОТОВЛЕННЯ КИСЛОМОЛОЧНИХ СИРІВ	284
36.	Р.В. Лесик ДОСЛІДЖЕННЯ АДАПТИВНИХ АЛГОРИТМІВ РЕГУЛЮВАННЯ КОГНІТИВНОГО НАВАНТАЖЕННЯ У ВЕБТРЕНАЖЕРІ ПАМ'ЯТІ	286
37.	Т.А. Липак ПРИНЦИПИ ПРОЄКТУВАННЯ МУЛЬТИМОДАЛЬНИХ ІНТЕРФЕЙСІВ З МОБІЛЬНОЮ ДОПОВНЕНОЮ РЕАЛЬНОСТЮ В ІОТ	288
38.	В.Г. Лісовий АРХІТЕКТУРА ТРАНСФОРМЕРА ДЛЯ КЛАСИФІКАЦІЇ БАГАТОВИМІРНИХ ЧАСОВИХ РЯДІВ	289
39.	М. В. Лісовий, Г. І. Липак ПРОЄКТУВАННЯ ЕЛАСТИЧНИХ ХМАРНИХ АРХІТЕКТУР ДЛЯ СТІЙКОСТІ ЦИФРОВИХ СЕРВІСІВ ГРОМАДСЬКОЇ ВЗАЄМОДІЇ	292
40.	А.М. Луцків, Д.М. Гаврада АРХІТЕКТУРА АПАРАТНО-ПРОГРАМНОГО КОМПЛЕКСУ МУЛЬТИМОДАЛЬНОЇ БІОМЕТРИЧНОЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОСОБИ	293
41.	А. Луцків, С. Андруньків РОЗРОБКА СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ СЕМАНТИЧНОЇ ЯКОСТІ ТА ГАЛЮЦИНАЦІЙ ДЛЯ МОДЕЛЕЙ LLM В MLOPS	295
42.	А.М. Луцків, В.В. Комарницький DEVOPS-ПІДХІД ДО АВТОМАТИЗАЦІЇ CI/CD У РОЗПОДІЛЕНИХ ІОТ-СИСТЕМАХ	296

УДК 004.932.2

В.О. Кравчик, здобувач третього (освітньо-наукового) рівня вищої освіти
Тернопільський національний технічний університет ім. І. Пулюя, Україна
Науковий керівник: Осухівська Г.М., кандидат технічних наук, доцент

МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ВИЯВЛЕННЯ ДОРОЖНЬО-ТРАНСПОРТНИХ ПРИГОД КОМП'ЮТЕРИЗОВАНИМИ СИСТЕМАМИ ВІДЕОНАГЛЯДУ

V.O. Kravchyk, the third (educational and scientific) level of higher education applicant
Ternopil Ivan Puluj National Technical University, Ukraine
G.M. Osukhivska. Ph.D., Assoc. Prof.

METHODS AND MEANS OF DETECTING ROAD TRAFFIC ACCIDENTS USING COMPUTERISED VIDEO SURVEILLANCE SYSTEMS

У сучасних містах камери відеоспостереження є важливою складовою системою контролю дорожнього руху, проте здебільшого вони лише фіксують відео без можливості автоматичного аналізу подій. За таких умов оперативне виявлення дорожньо-транспортних пригод покладається на людський фактор, що може призводити до затримок реагування та зменшення ефективності роботи відповідних служб. Тому виникає потреба у створенні інтелектуальних підходів, здатних автоматично розпізнавати ознаки ДТП за допомогою технологій комп'ютерного зору.

Основною метою роботи є дослідження сучасних методів машинного зору та розроблення алгоритмічного рішення, яке дозволяє визначати факт дорожньо-

283

транспортної пригоди у відеопотоці, що надходить від комп'ютеризованих систем відеонагляду.

У межах дослідження проаналізовано актуальні підходи до обробки відеоданих, зокрема моделі глибинного навчання, такі як YOLO та інші представники сімейства згорткових нейронних мереж. Розглянуто ключові характеристики, за якими можна виявити потенційну аварію: нестандартні зміни траєкторій руху транспортних засобів, раптове гальмування, зіткнення об'єктів або поява фрагментів ушкоджень на дорозі.

На основі аналізу сформовано архітектуру системи, що включає модуль виявлення транспортних засобів, блок аналізу поведінкових аномалій та механізм сповіщення про підозрілу подію. Для забезпечення роботи в режимі реального часу застосовано оптимізовані моделі нейронних мереж та методи попередньої обробки кадрів, що підвищують продуктивність системи.

Перевірку працездатності розробленого підходу здійснено на реальних відеофрагментах дорожніх камер, де присутні як звичайні ситуації, так і сцени з аваріями. Під час експериментів встановлено, що комбінація згорткових нейронних мереж з аналізом траєкторій руху забезпечує високу точність автоматичного визначення більшості типів ДТП.

Отримані результати підтверджують доцільність інтеграції методів комп'ютерного зору в системи відеоспостереження, а запропонований підхід може слугувати основою для вдосконалення інфраструктури моніторингу дорожнього руху та підвищення рівня безпеки на транспортних магістралях.

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ТЕРНОПІЛЬСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ІВАНА ПУЛЮЯ**

МАТЕРІАЛИ

ХІІ НАУКОВО-ТЕХНІЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ

**«ІНФОРМАЦІЙНІ МОДЕЛІ,
СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ»**



17-18 грудня 2025 року

**ТЕРНОПІЛЬ
2025**

V. Kravchyk AUTOMATED ROAD TRAFFIC ACCIDENT RECOGNITION IN VIDEO MONITORING SYSTEMS USING COMPUTER VISION ALGORITHMS	
В. Кравчик, Г. Осухівська МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ВИЯВЛЕННЯ ДОРОЖНЬО-ТРАНСПОРТНИХ ПРИГОД КОМП'ЮТЕРИЗОВАНИМИ СИСТЕМАМИ ВІДЕОНАГЛЯДУ V. Kravchyk, G. Osukhivska METHODS AND MEANS OF DETECTING ROAD TRAFFIC ACCIDENTS USING COMPUTERISED VIDEO SURVEILLANCE SYSTEMS	126
I. Лемєга, Р. Корольок ОГЛЯД МІКРОКОНТРОЛЕРІВ, ПРИЗНАЧЕНИХ ДЛЯ СИСТЕМ РОЗУМНОГО ДОМУ I. Lemega, R. Koroliuk REVIEW OF MICROCONTROLLERS FOR SMART HOME SYSTEMS	127
Р. Лесик ДОСЛІДЖЕННЯ АДАПТИВНИХ АЛГОРИТМІВ РЕГУЛЮВАННЯ КОГНІТИВНОГО НАВАНТАЖЕННЯ У ВЕБТРЕНАЖЕРІ ПАМ'ЯТІ R. Lesyk RESEARCH ON ADAPTIVE ALGORITHMS FOR COGNITIVE LOAD REGULATION IN A WEB MEMORY TRAINER	128
А. Луцків, Д. Гаврада АНАЛІЗ ТА КЛАСИФІКАЦІЯ БІОМЕТРИЧНИХ СИСТЕМ ЗА ТИПАМИ ОЗНАК A. Lutskiv, D. Havrada ANALYSIS AND CLASSIFICATION OF BIOMETRIC SYSTEMS BY FEATURE TYPES	129
А. Луцків, В. Комарницький ПРОЄКТУВАННЯ СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ ТА ВІДДАЛЕНОГО ООНОВЛЕННЯ ІОТ-ПРИСТРОЇВ A. Lutskiv, V. Komarnytskyi DESIGN OF A MONITORING AND REMOTE UPDATE SYSTEM FOR IOT DEVICES	130
I. Мудрий СПОСОБИ ЗАПОБІГАННЯ ВТРАТИ ДАНИХ В КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМАХ I. Mudryi METHODS OF PREVENTING DATA LOSS IN COMPUTER SYSTEMS	131
В. Наконечний МЕТОДИ КОНТРОЛЮ ОСНОВНИХ ПАРАМЕТРІВ АКУМУЛЯТОРІВ V. Nakonechnyi METHODS OF CONTROLLING THE MAIN PARAMETERS OF BATTERIES	132
В. Наконечний АЛГОРИТМ ВИМІРЮВАННЯ ЄМНОСТІ АКУМУЛЯТОРА ЗА КОРОТКОГО РЕЖИМУ РОЗРЯДЖЕННЯ V. Nakonechnyi ALGORITHM FOR MEASURING BATTERY CAPACITY IN SHORT DISCHARGE MODE	133
В. Невмержицький, Н. Стадник СИСТЕМА МОНІТОРИНГУ ТЕМПЕРАТУРИ ВОДИ В БАСЕЙНІ V. Nevmerzhytskyi, N. Stadnyk POOL WATER TEMPERATURE MONITORING SYSTEM	134
Г. Осухівська, А. Коритко, А. Паламар	135

УДК 004.932.2

В. Кравчик; Г. Осухівська, к. т. н., доц.

(Тернопільський національний технічний університет імені І. Пулюя, Україна)

МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ВИЯВЛЕННЯ ДОРОЖНЬО-ТРАНСПОРТНИХ ПРИГОД КОМП'ЮТЕРИЗОВАНИМИ СИСТЕМАМИ ВІДЕОНАГЛЯДУ

UDC 004.932.2

V. Kravchik; G. Osukhivska. PhD., Assoc. Prof.

METHODS AND MEANS OF DETECTING ROAD TRAFFIC ACCIDENTS USING COMPUTERISED VIDEO SURVEILLANCE SYSTEMS

У сучасних містах камери відеоспостереження є важливою складовою систем контролю дорожнього руху, проте здебільшого вони лише фіксують відео без можливості автоматичного аналізу подій. За таких умов оперативне виявлення дорожньо-транспортних пригод покладається на людський фактор, що може призводити до затримок реагування та зменшення ефективності роботи відповідних служб. Тому виникає потреба у створенні інтелектуальних підходів, здатних автоматично розпізнавати ознаки ДТП за допомогою технологій комп'ютерного зору.

Основною метою роботи є дослідження сучасних методів машинного зору та розроблення алгоритмічного рішення, яке дозволяє визначати факт дорожньо-транспортної пригоди у відеопотоці, що надходить від комп'ютеризованих систем відеонагляду.

У межах дослідження проаналізовано актуальні підходи до обробки відеоданих, зокрема моделі глибинного навчання, такі як YOLO та інші представники сімейства згорткових нейронних мереж. Розглянуто ключові характеристики, за якими можна виявити потенційну аварію: нестандартні зміни траєкторій руху транспортних засобів, раптове гальмування, зіткнення об'єктів або поява фрагментів ушкоджень на дорозі.

На основі аналізу сформовано архітектуру системи, що включає модуль виявлення транспортних засобів, блок аналізу поведінкових аномалій та механізм сповіщення про підозрілу подію. Для забезпечення роботи в режимі реального часу застосовано оптимізовані моделі нейронних мереж та методи попередньої обробки кадрів, що підвищують продуктивність системи.

Перевірку працездатності розробленого підходу здійснено на реальних відеофрагментах дорожніх камер, де присутні як звичайні ситуації, так і сцени з аваріями. Під час експериментів встановлено, що комбінація згорткових нейронних мереж з аналізом траєкторій руху забезпечує високу точність автоматичного визначення більшості типів ДТП.

Отримані результати підтверджують доцільність інтеграції методів комп'ютерного зору в системи відеоспостереження, а запропонований підхід може слугувати основою для вдосконалення інфраструктури моніторингу дорожнього руху та підвищення рівня безпеки на транспортних магістралях.

Додаток Б

Лістинг коду основного файлу системи

```

from ultralytics import YOLO
import cv2
import pymongo
import datetime
import base64
import io
from PIL import Image
import time

# === CONFIG ===
VIDEO_SOURCE = 'my.mp4' or 0 # Use 0 for webcam or a path to video file
MONGO_URI = "mongodb://localhost:27017/"
DB_NAME = "road_db"
COLLECTION_NAME = "accident"
MODEL_PATH = "Weights/best_accidents.pt" # Use your trained model
best_accidents
TARGET_CLASSES = ["car accident", "car-bike accident", "car-car
accident"]
CONFIDENCE_THRESHOLD = 0.6
DETECTION_INTERVAL_SEC = 5 # Minimum time between stored accidents

# === MongoDB SETUP ===
client = pymongo.MongoClient(MONGO_URI)
db = client[DB_NAME]
collection = db[COLLECTION_NAME]

# === Load YOLO Model ===
model = YOLO(MODEL_PATH)

# === Start Video Stream ===
cap = cv2.VideoCapture(VIDEO_SOURCE)
frame_number = 0
last_saved_time = 0

while cap.isOpened():
    ret, frame = cap.read()
    if not ret:
        break

    frame_number += 1
    current_time = time.time()

    # Run YOLO detection
    results = model(frame)[0]
    new_detection = False

    for r in results.boxes.data.tolist():
        x1, y1, x2, y2, conf, cls_id = r

```

```

class_name = model.names[int(cls_id)]

    if class_name in TARGET_CLASSES and conf >=
CONFIDENCE_THRESHOLD:
    # Draw bounding box
    cv2.rectangle(frame, (int(x1), int(y1)), (int(x2),
int(y2)), (0, 0, 255), 2)
    label = f"{class_name} {conf:.2f}"
    cv2.putText(frame, label, (int(x1), int(y1) - 10),
cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.6, (0, 0, 255), 2)
    new_detection = True
    else:
    cv2.rectangle(frame, (int(x1), int(y1)), (int(x2),
int(y2)), (0, 255, 0), 1)
    label = f"{class_name} {conf:.2f}"
    cv2.putText(frame, label, (int(x1), int(y1) - 10),
cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.6, (0, 255, 0), 1)

    # Only save to DB if a new accident is detected and enough time has
passed
    if new_detection and current_time - last_saved_time >=
DETECTION_INTERVAL_SEC:
    # Convert frame to base64
    pil_img = Image.fromarray(cv2.cvtColor(frame,
cv2.COLOR_BGR2RGB))
    buffer = io.BytesIO()
    pil_img.save(buffer, format="JPEG")
    img_str = base64.b64encode(buffer.getvalue()).decode()

    # Save to MongoDB
    doc = {
        "timestamp": datetime.datetime.utcnow(),
        "frame_number": frame_number,
        "image_base64": img_str,
    }
    collection.insert_one(doc)
    last_saved_time = current_time
    print(f"[INFO] Accident saved to MongoDB at frame
{frame_number}")

    # Show the frame
    cv2.imshow("Accident Detection (Optimized)", frame)

    if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('q'):
        break

cap.release()
cv2.destroyAllWindows()

```