

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)

## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

бакалавр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Комп'ютерна система на основі нейромережі для виявлення  
зіткнення автомобілів

Виконав: студент IV курсу, групи СІс-44

спеціальності 123 Комп'ютерна інженерія

(шифр і назва спеціальності)

Головатий І.Б.  
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник Гащин Н.Б.  
(підпис) (прізвище та ініціали)

Нормоконтроль Тиш Є.В.  
(підпис) (прізвище та ініціали)

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

Рецензент Крамар О.І.  
(підпис) (прізвище та ініціали)

Тернопіль  
2021

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.  
(прізвище та ініціали)

«\_\_» \_\_\_\_\_ 2021 р.

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

на здобуття освітнього ступеня Бакалавр  
(назва освітнього ступеня)

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

Студенту Головату Ігорю Богдановичу  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Комп'ютерна система на основі нейромережі для виявлення зіткнення автомобілів

Керівник роботи Гащун Надія Богданівна., к.т.н., доц. каф. ММ  
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від «10» 02 2021 року № 4/7-97

2. Термін подання студентом завершеної роботи 24.06. 2021р.

3. Вихідні дані до роботи Технічне завдання

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

Вступ. 1. Аналіз технічного завдання. 1.1 Огляд систем детектування ДТП. 1.2. Поняття ДТП. 2. Проектна частина. 2.1. Згорткові нейронні мережі. 2.2. Спосіб вирішення проблеми за допомогою згорткових нейронних мереж. 2.3. Опис алгоритму детектування автокатастроф. 2.4. Пошук і підготовка вибірки. 2.5. Аналіз алгоритмів детектування об'єктів. 3. Практична частина. 3.1. Порівняння детекторів об'єктів для з'ясування впливу на кінцеву ефективність роботи системи в цілому. 3.2. Реалізація алгоритму детектування зіткнення автомобілів в режимі реального часу. 3.3. Отримані результати експериментів. 4. Безпека життєдіяльності, основи хорони праці. Висновки. Список використаних джерел

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

1. Огляд систем детектування ДТП. 2. Пошук і підготовка вибірки. 3. Результати порівняння детекторів. 4. Приклади роботи детектора. 5. Крива помилок та середня оцінка точності для алгоритму класифікації ДТП

## 6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
<i>Безпека життєдіяльності, основи хорони праці</i>	<i>Пилипець М.І., проф. кафедри МТ</i>		

7. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_ 2021 р.

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1.	<i>Ознайомлення з завданням до кваліфікаційної роботи</i>	<i>10.02 – 14.02</i>	<i>Виконано</i>
2.	<i>Підбір джерел про системи детектування ДТП</i>	<i>15.02 – 28.02</i>	<i>Виконано</i>
3.	<i>Опрацювання джерел про згорткові нейронні мережі</i>	<i>01.03 – 15.03</i>	<i>Виконано</i>
4.	<i>Виконання дослідження щодо системи на основі нейромережі для виявлення зіткнення автомобілів</i>	<i>15.03 – 28.03</i>	<i>Виконано</i>
5.	<i>Розроблення програмного коду</i>	<i>17.03 – 09.04</i>	<i>Виконано</i>
6.	<i>Оформлення розділу «Аналіз технічного завдання»</i>	<i>17.03 – 09.04</i>	<i>Виконано</i>
7.	<i>Оформлення розділу «Проектна частина»</i>	<i>10.04 – 07.05</i>	<i>Виконано</i>
8.	<i>Оформлення розділу «Практична частина»</i>	<i>03.04 – 08.05</i>	<i>Виконано</i>
9.	<i>Виконання завдання до підрозділу «Безпека життєдіяльності, основи хорони праці»</i>	<i>10.05 – 15.05</i>	<i>Виконано</i>
10.	<i>Оформлення кваліфікаційної роботи</i>	<i>15.05 – 03.06</i>	<i>Виконано</i>
11.	<i>Нормоконтроль</i>	<i>04.02 – 09.06</i>	<i>Виконано</i>
12.	<i>Перевірка на плагіат</i>	<i>10.06 – 14.06</i>	<i>Виконано</i>
13.	<i>Попередній захист кваліфікаційної роботи</i>	<i>15.06 – 18.06</i>	<i>Виконано</i>
14.	<i>Захист кваліфікаційної роботи</i>	<i>25.06</i>	

Студент

\_\_\_\_\_  
(підпис)*Головатий І.Б.*\_\_\_\_\_  
(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

\_\_\_\_\_  
(підпис)*Гащун Н.Б.*\_\_\_\_\_  
(прізвище та ініціали)

## АНОТАЦІЯ

Комп'ютерна система на основі нейромережі для виявлення зіткнення автомобілів // Кваліфікаційна робота бакалавра // Головатий Ігор Богданович // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії, кафедра комп'ютерних систем та мереж, група СІс-44 // Тернопіль, 2021 // с. – 56, рис. – 38, табл. – 1, аркушів А1 – 5, бібліогр. – 19.

Ключові слова: ВІДЕОРЯД, ДЕСКРИПТОР, ДЕТЕКТУВАННЯ ДТП, МЕТРИКИ ЯКОСТІ, YOLO

Кваліфікаційна робота присвячена розробці системи, що дозволяє визначати серйозні автомобільні зіткнення на відеоряді, записаному камерами дорожнього спостереження. Проведено огляд існуючих систем детектування дорожньо-транспортних пригод. Запропоновано спосіб вирішення проблеми за допомогою нейромережі. Наведено опис алгоритму детектування автокатастроф, здійснено пошук і підготовка вибірки. Проаналізовано алгоритми детектування об'єктів. Для детектування автомобіля на відео вибрано YOLOv3-детектор.

Здійснено порівняння детекторів об'єктів для з'ясування впливу на кінцеву ефективність роботи системи в цілому. Реалізовано алгоритм детектування зіткнення автомобілів в режимі реального часу. Розроблювана система була протестована на реальних даних для визначення зіткнень автомобілів. Отримані практичні результати дозволяють стверджувати про ефективність використання розробки.

## ANNOTATION

Neuronet-based computer-aided system of cars collisions detection // Bachelor thesis // Holovatiy Ihor // Ternopil Ivan Pul'uj National Technical University, Faculty of Computer Information Systems and Software Engineering, Department of Computer Systems and Nets // Ternopil, 2021 // p.- 56, fig. – 38, table. – 1, Sheets A1 – 5, Ref. – 19.

Keywords VIDEO SERIES, DESCRIPTOR, ACCIDENT DETECTION, QUALITY METRICS, YOLO

The qualification work deals with the development of a system that allows you to identify serious car collisions on a video recorded by surveillance cameras. A review of existing road accident detection systems was conducted. The way of the decision of a problem by means of a neural network is offered, the description of algorithm of detection of car accidents is given, search and preparation of sampling is carried out. Object detection algorithms are analyzed. A YOLOv3 detector is selected to detect the car on video.

The object detectors are compared to determine the impact on the final efficiency of the system as a whole. The algorithm of car collision detection in real time is implemented. The developed system was tested on real data to determine car collisions. The obtained practical results allow us to assert the effectiveness of the development.

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ .....	7
ВСТУП.....	9
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ ТЕХНІЧНОГО ЗАВДАННЯ.....	11
1.1 Огляд систем детектування ДТП.....	11
1.1.1 Детектування за допомогою давачів смартфонів .....	11
1.1.2 Детектування за допомогою вбудованої в автомобіль системи давачів ..	12
1.1.3 Система детектування, заснована на звуковому аналізі .....	14
1.1.4 Система детектування за допомогою давачів відстані.....	15
1.2 Поняття ДТП.....	17
РОЗДІЛ 2 ПРОЕКТНА ЧАСТИНА .....	19
2.1 Згорткові нейронні мережі .....	19
2.2 Спосіб вирішення проблеми за допомогою ЗНМ.....	23
2.3 Опис алгоритму детектування автокатастроф .....	24
2.4 Пошук і підготовка вибірки .....	25
2.4.1 Записи з дорожніх камер в світі.....	25
2.4.2 Генерація відеороликів з аваріями за допомогою комп'ютерних ігор .....	27
2.4.3 Використання нарізок (добірок) автомобільних аварій з дорожніх відеокамер на відеохостингу YouTube.....	28
2.5 Аналіз алгоритмів детектування об'єктів .....	29
2.5.1 Faster-RCNN.....	30
2.5.2 YOLO.....	31
2.5.3 SSD.....	34
РОЗДІЛ 3 ПРАКТИЧНА ЧАСТИНА .....	37

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ			
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата				
Розроб.		Головатий І.Б.			Лім.	Арк.	Аркуші	
Керівник.		Гащин Н.Б.						
Реценз.					ТНТУ, каф. КС, гр. СІс-44			
Н. Контр.								
Затверд.								

3.1 Порівняння детекторів об'єктів для з'ясування впливу на кінцеву ефективність роботи системи в цілому.....	37
3.2 Реалізація алгоритму детектування зіткнення автомобілів в режимі реального часу.....	40
3.2.1 Детектування автомобіля на відео за допомогою YOLO – детектора.....	40
3.2.2 Відстеження автомобіля на відео за допомогою кореляційного фільтра	41
3.2.3 Покадрова обробка одержаних відеороликів для кожного автомобіля за допомогою ViF - дескриптора. Отримання гістограми напрямів векторів.....	42
3.3 Отримані результати експериментів .....	43
<b>РОЗДІЛ 4 БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ОХОРОНИ ПРАЦІ ...</b>	<b>46</b>
4.1 Стихійні лиха та їх класифікація .....	46
4.2 Соціальне значення охорони праці. ....	48
<b>ВИСНОВКИ.....</b>	<b>51</b>
<b>СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....</b>	<b>52</b>
<b>ДОДАТКИ</b>	
Додаток А Технічне завдання	

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

GPS (Global Positioning System) - супутникова система навігації, що забезпечує вимірювання відстані, часу і визначає місце розташування у всесвітній системі координат.

GSM (Global System for Mobile Communications) - це глобальний стандарт цифрового мобільного стільникового зв'язку, з поділом каналів за частотою і часу.

RSN (Regiontional neural network) - алгоритм машинного навчання, котрий здатний виявляти об'єкти.

SSD (Single Shot MultiBox Detector) - метод виявлення об'єктів в зображеннях з використанням однієї глибокої нейронної мережі.

VIF (Violence Flow Descriptor) - міра мультиколінеарності. Дозволяє оцінити збільшення дисперсії заданого коефіцієнта регресії, що відбувається через високу кореляцію даних.

YOLO (You Only Look Once) - мережа для виявлення об'єктів. Завдання виявлення об'єкта полягає у визначенні місця розташування на зображенні, де присутні певні об'єкти, а також класифікації цих об'єктів.

ЗНМ (CNN- convolutional neural network) – згорткова нейронна мережа.

Гістограма - спосіб графічного представлення табличних даних.

Глибоке навчання - це тип машинного навчання, при якому комп'ютери формують масштабні штучні нейронні мережі, за своїми властивостями подібні до нейронних мереж людського мозку.

Дескриптор ознак - це представлення зображення або частини зображення, яке спрощує його, витягуючи корисну інформацію і викидаючи сторонню інформацію. Як правило, дескриптор об'єкта перетворює зображення в вектор-масив об'єктів довжини  $n$ .

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						5
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



Детектор - технічний засіб або речовина, яке вказує на наявність певної властивості об'єкта вимірювання при перевищенні порогового значення відповідною величиною.

ДТП – дорожньо-транспортна пригода.

Метод опорних векторів (SVM - support vector machines) - це алгоритм машинного навчання, який аналізує дані для класифікації та регресійного аналізу.

МЕМС - Мікро Електромеханічні Системи.

ПЗ - програмне забезпечення.

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						6
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

## ВСТУП

Проблема, розв'язання якої покладено в основу роботи, полягає в створенні (розробці) системи виявлення зіткнення автомобілів в режимі реального часу. Дана проблема досить актуальна, незважаючи на те, що існуючі системи безпеки автомобілів постійно удосконалюються. Так чи інакше існують чинники, які все одно призводять до ДТП, наприклад, - людський фактор, погодні чи дорожні умови і так далі.

На даний момент вже існують рішення даної проблеми. Наприклад, з використанням датчиків смартфонів, аналізу аудіосигналів, за допомогою спеціальних пристроїв, датчиків, зібраних воедино. Але вони мають ряд своїх недоліків, про які докладніше йтиметься в огляді.

Рішенням проблеми визначення великих ДТП може стати розробка системи, яка буде визначати серйозні автомобільні зіткнення на відеоряді, записаному дорожніми камерами. Особливістю такого підходу буде ділення відеоряду на окремі кадри та, в подальшому, їх обробка за допомогою ViF-дескриптора для отримання гістограми напрямку векторів. Далі за допомогою методу опорних векторів і аналізу отриманого набору даних відбувається безпосереднє визначення автомобільного зіткнення.

Метою роботи є створення системи визначення ДТП на основі аналізу відеоряду з камер дорожнього відеоспостереження в режимі реального часу.

Завдання, необхідні для досягнення даної мети:

- детектування автомобіля на відео за допомогою YOLO-детектора;
- відстеження автомобіля на відео за допомогою кореляційного фільтра, заснованого на використанні стислих глибоких ЗНМ;
- поділ відеоряду на кадри і подальша їх обробка за допомогою ViF-дескриптора;
- отримання гістограми напрямку векторів для кожного кадру і перетворення в підсумковий дескриптор;

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						7
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

- застосування до дескриптора методу опорних векторів;
- визначення зіткнення автомобілів на основі набору даних, які були отримані в ході попереднього кроку.

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						8
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



Потужність обробки, популярність і відносна дешевизна (порівняно з іншими методами моніторингу трафіку) роблять смартфони придатними для створення бездротової мобільної сенсорної мережі, яка зможе детектувати автомобільні аварії.

Перевагами такого способу є:

- смартфони часто носять в кишенях, тому в цих випадках смартфон буде відчувати ті ж навантаження під час аварії, що і пасажери автомобіля, і таким чином, надається більше інформації, ніж в бортових системах;
- не залежать від транспортного засобу;
- смартфони поширені на даний момент повсюдно;
- надає великі дані для аналізу аварій, в тому числі зображення і відео;
- після виявлення аварії системи - відбувається відлік до 10 секунд, в цей проміжок часу є можливість скасувати виклик. Інакше система виконує дзвінок у відділення невідкладної допомоги. Отже, ця функція унеможливорює помилкову тривогу системи.

Недоліки:

- якщо смартфон розрядився або вийшов з ладу, то розраховувати на те, що алгоритм буде працювати - не можна;
- це є зоною відповідальності держави, і всіх користувачів не можна примусово зобов'язати завантажити цю програму;
- у разі вкрай серйозної аварії телефон може бути виведений з ладу перед тим, як він зможе зв'язатися з аварійними службами;
- різні моделі смартфонів володіють різним рівнем чутливості, тому дана система може працювати не на всіх моделях смартфонів;
- моделі смартфонів мають різні процесори з різними швидкостями і часом відгуку. Це може створити проблеми при своєчасному виявленні аварії.

#### 1.1.2 Детектування за допомогою вбудованої в автомобіль системи датчиків

Дана система може виявляти ДТП, повідомити про неї сім'ю жертви за заздалегідь визначеними номерами, визначати місце розташування найближчої

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						4
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

лікарні та інформувати їх про подію, щоб вони могли негайно відправити медичну допомогу. У цьому прототипі використовуються гіроскоп, акселерометр, GPS, GSM і автодозвон [3]. MEMS-датчик MPU6050 виявляє виникнення аварії за допомогою 3-осьового гіроскопа і 3-осьового акселерометра. Через функцію автоматичного дозвону сім'я жертви інформується про подію. Модуль GPS зчитує точне місце розташування місця події, і ця інформація відправляється безпосередньо в швидку допомогу.

Ця система допомогла б скоротити час реагування на аварію, ефективно повідомляючи в лікарні всю необхідну інформацію. На рис.1.1 представлена схема роботи системи детектування ДТП з використанням GPS і GSM.

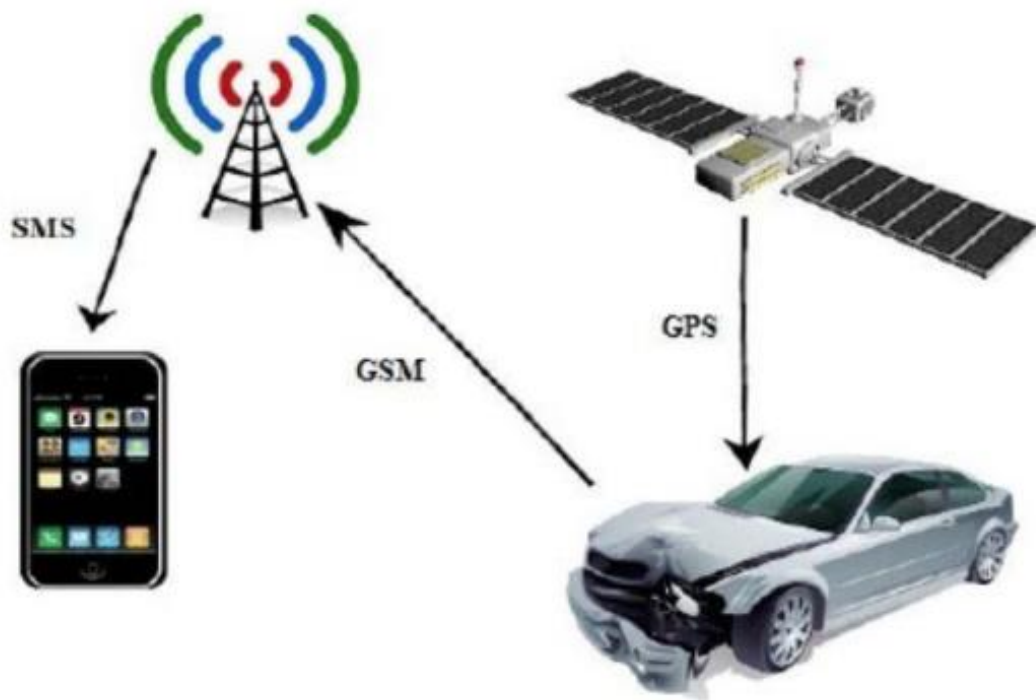


Рисунок 1.1 – Схема роботи системи детектування ДТП з використанням GPS і GSM

Переваги системи:

- висока точність детектування автомобільних аварій;
- оповіщення про інцидент, що трапився, в найближчий госпіталь;

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		5

– функція автоматичного додзвону інформує сім'ю жертви про те, що трапилося.

– інформація про аварію відправляється через GSM-модем, тому нам не потрібно інтернет-з'єднання для відправки повідомлення в службу порятунку. Ця функція системи буде корисна в тих областях, де немає мережі мобільного оператора або Wi-Fi.

Недоліки:

- складність в реалізації;
- висока вартість окремих датчиків.

### 1.1.3 Система детектування, заснована на звуковому аналізі

В останні роки для спостереження за дорогами використовувалося відеоспостереження з метою виявлення аномальних явищ і поліпшення процедур безпеки в разі надзвичайної ситуації. Певні події, такі як автокатастрофи або занос шин, важко виявити, коли розглядається тільки візуальна інформація. Дана система поєднує короткочасний і тривалий аналіз аудіосигналу для виявлення як короткоімпульсних, так і стійких подій в якості ознак зіткнення автомобілів. Були представлені попередні результати, досягнуті за допомогою запропонованої системи, для набору даних, спеціально створеного для спостереження за дорогами.

Пропонована система [2] враховує короткочасні і довготривалі властивості аудіосигналу і здатна виявляти як стійкі (наприклад, занос шини), так і імпульсні звуки (наприклад, автокатастрофа). Одна з основних проблем в додатках зі спостереження за дорогами полягає в тому, що події, варті уваги, можуть бути проігнорованими через значний рівень фонового шуму. Система складається з дворівневого представлення аудіосигналу на основі обчислення низькорівневих короткочасних об'єктів і їх агрегування за ширшою тимчасовою шкалою для формування гістограми їх появи. Розроблено архітектуру з наступними рівнями: обчислення низькорівневих ознак; вивчення словника звукових слів; побудова гістограми появи звукових слів; класифікація.

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						6
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Переваги:

- досить високий відсоток точності в визначення автомобільних аварій;
- низька вартість реалізації.

Недоліки:

- деякі цікаві події можуть ігноруватися через значний рівень фонового шуму;
- складність в реалізації.

#### 1.1.4 Система детектування за допомогою давачів відстані

Автори даної системи пропонують рішення проблеми виявлення ДТП за допомогою двох ультразвукових давачів, підключених до вбудованої системи. Один давач знаходиться на передній стороні автомобіля, а інший - ззаду. Коли відбувається аварія, відповідний ультразвуковий давач виявляє її і відправляє цю інформацію в службу екстреної допомоги.

У даному рішенні використовуються два ультразвукових давачі для виявлення аварії. Ультразвуковий давач визначає відстань між об'єктами, надсилаючи та приймаючи відображені звукові хвилі. Час між генерацією хвилі і відображенням використовується для розрахунку відстані між об'єктами. Було використано два ультразвукових сенсорних модуля, а саме HC-SR04. Один модуль ультразвукового давача розміщується на вітровому склі або на передній стороні даху автомобіля, а потім вимірює відстань від вітрового скла або даху (де був розміщений датчик) до переднього бампера автомобіля. Це відстань буде першою граничною відстанню, яке буде попередньо визначено для першої системи. Інший модуль ультразвукового давача розташований на задній стороні даху автомобіля, і знову проводиться вимір відстані від задньої даху до заднього бампера автомобіля. Ця відстань буде другою пороговою відстанню, яка буде попередньо визначена для другої системи.

Коли транспортний засіб або який-небудь предмет знаходиться далеко від автомобільних бамперів, обидві системи не будуть реагувати, тому що ця відстань завжди більше, ніж задані порогові відстані. Кожного разу, коли будь-

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						7
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



який транспортний засіб або яка-небудь перешкода стикаються з автомобілем з задньої або передньої панелі і в межах діапазону попередньо встановленої порогової відстані, відповідна система негайно включається і визначає місце розташування автомобіля за допомогою модуля GPS. Потім він відправить інформацію за допомогою модуля GSM в відділення невідкладної допомоги. Завдяки цьому процесу відбувається виявлення аварії і передача цієї інформації рятувальній команді.

На рис.1.2 показана архітектура запропонованого способу виявлення аварії. Хоча дане рішення добре підходить для виявлення аварії, однак існують деякі обмеження. Представлений модуль ультразвукового датчика має максимальну дальність дії 4 метри. Отже, транспортний засіб з пороговою відстанню більше 4 метрів не є кандидатом для роботи з даним рішенням.



Рисунок 1.2 – Архітектура автоматичного виявлення аварій з використанням ультразвукових датчиків

Положення модуля датчика є важливим фактором, так як приклад ультразвукового датчика виявляє відбиті хвилі до 15 градусів. Тому неправильне розміщення датчика може викликати помилкову тривогу, як показано на рис.1.3.

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						8
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

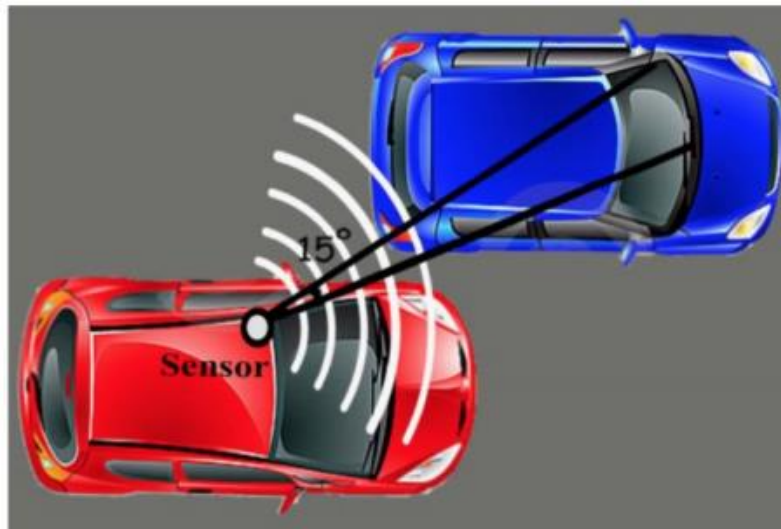


Рисунок 1.3 – Хибна тривога з ультразвукового давача через неправильне його розміщення

Перевагами є:

- практично виключені помилкові спрацьовування;
- система не тільки виявляє аварію, але і забезпечує оптимальний маршрут для машини швидкої допомоги, щоб якомога швидше дістатися до місця аварії.

Наявні недоліки:

- не підходить для великогабаритних авто;
- необхідність в установці давачів.

## 1.2 Поняття ДТП

Саме визначення ДТП звучить наступним чином – це подія, що виникла в процесі руху по дорозі транспортного засобу і з його участю, при якій загинули або поранені люди, пошкоджені транспортні засоби, споруди, вантажі або заподіяно інший матеріальний збиток.

Дане поняття містить ряд умов, які повинні виконуватися одночасно:

- подія трапилася в процесі руху автомобіля;
- автомобіль бере безпосередню участь у цій події;

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		9

– має місце нанесення збитку (життю чи здоров'ю людей, або будь-який матеріальний).

Якщо хоча б одна з умов не виконується, то не можна говорити про те, що сталася ДТП. Для прикладу, незначне зіткнення автомобілів, коли тільки стерлася пилюка на бампері і не з'явилися тріщини, відколи, подряпини або інші пошкодження, не вважається ДТП. Отже, в цьому випадку не потрібно викликати дорожню інспекцію і проводити інші дії, пов'язані з ДТП. Також в цьому випадку не є можливим накладання штрафу за втечу з місця ДТП.

Зіткнення автомобілів не завжди може бути ДТП, так як могло статися легке зіткнення, яке не завдало шкоди обом транспортним засобам.

Наслідки ДТП:

- за даними ВООЗ [4] приблизно 1,5 млн осіб вмирають щороку в результаті ДТП;
- ДТП вартують більшості країн біля 3% від їх ВВП;
- більше, ніж половина всіх летальних випадків, які трапилися в результаті ДТП, припадає на пішоходів, велосипедистів та мотоциклістів;
- ДТП є головною причиною смерті дітей і молоді віком від 5 до 29 років;
- від 20 до 50 мільйонів осіб отримують не смертельні травми, причому багато з них отримують інвалідність після ДТП, яка сталася.

Зокрема, існує проблема затримки у виявленні та наданні допомоги особам, які постраждали в ДТП, які згодом збільшують тяжкість травм. Стан постраждалих після аварії вкрай сильно залежить від часу надання допомоги, таким чином - затримки в хвилини можуть розділяти людини між життям і смертю. Надання якісної і, що не менш важливо, своєчасної медичної допомоги після аварії – одна з головних задач, спрямованих на скорочення смертності серед людей, які постраждали в ДТП.

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						10
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



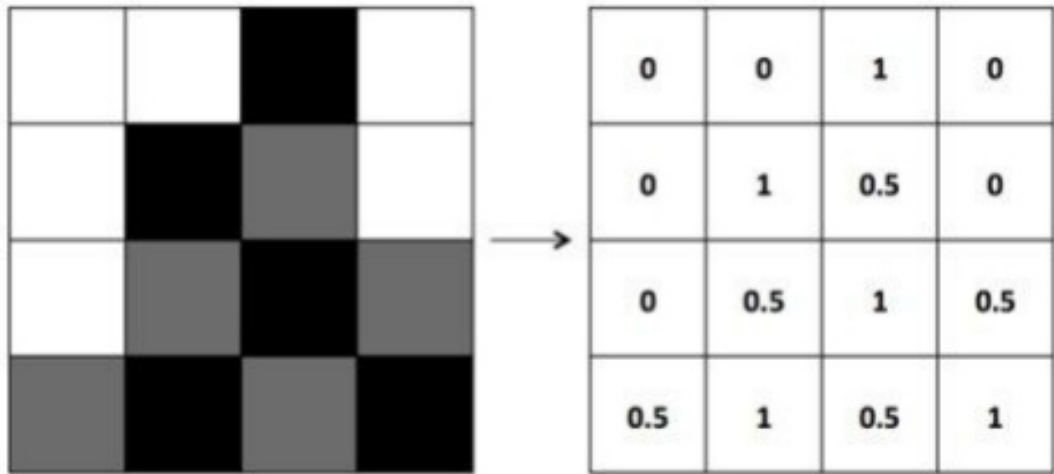


Рисунок 2.1 – Приклад зображення в поданні комп'ютера

Якщо розглядати ЗНМ більш ретельно, то вона є серією шарів. На вхід надходить зображення, далі воно пропускається через чергування згорткових, нелінійних шарів, і завдяки повнозв'язному шару отримується висновок. Висновком може бути клас або ймовірність класу, який найточніше описує зображення.

В якості першого шару завжди виступає згортковий шар. Ядро згортки (він же матричний фільтр) стає у вихідне положення (верхній лівий кут, див. рис. 2.2). Наступним кроком фільтр виконує операцію згортки тобто перемножує елементи фільтра на значення пікселів вихідного зображення. Після множення всі числа сумуються і в результаті виходить одне число. Ядро згортки переміщається по всій області вихідного зображення, а області, на які застосовується фільтр, називаються рецептивних полем. Після проходження фільтра по всій області (рух з кроком один) в результаті виходить нова матриця меншої розмірності (рис. 2.2).

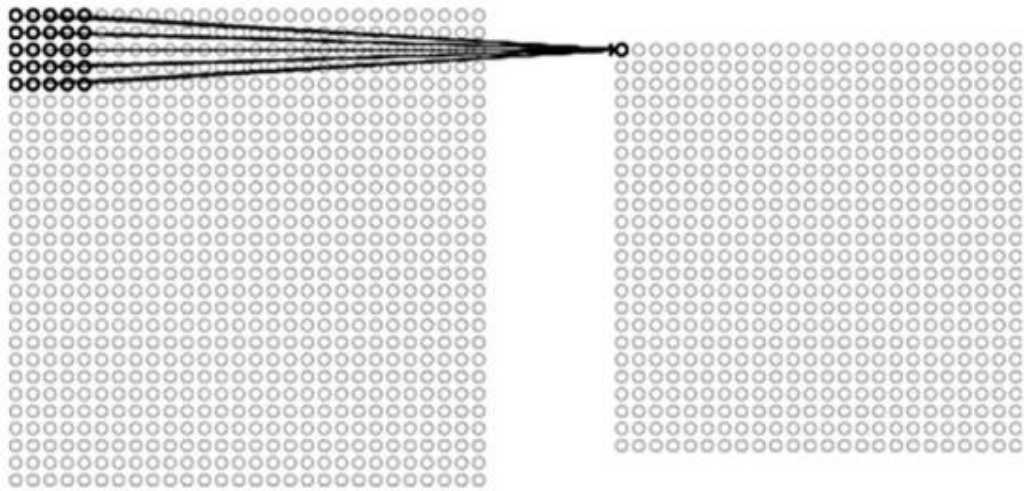


Рисунок 2.2 – Приклад операції згортки зображення за допомогою фільтра розміром  $5 \times 5$

В архітектурі ЗНМ, як правило, застосовуються шари пулінгу (підвибірки) між послідовностями згорткових шарів. Головне завдання – поступове зменшення роздільності зображення з наміром скорочення кількості вхідних атрибутів для кожного наступного шару і, як наслідок, обчислювальних операцій в мережі (рис. 2.3). Шари пулінгу функціонують незалежно від глибини вхідних даних та проводять масштабування всього обсягу просторово. Серед функцій можна виділити функцію максимуму і функцію середнього, але також є і інші.

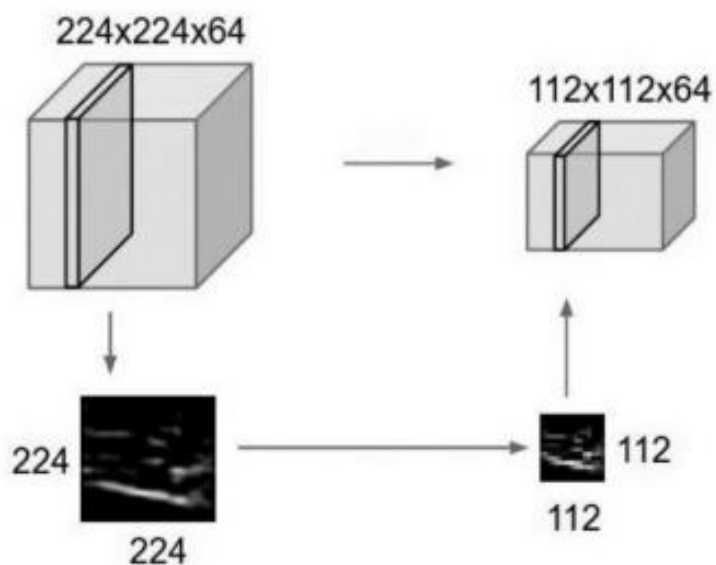


Рисунок 2.3 – Приклад операції пулінгу зображення зі зменшенням його в чотири рази

Як правило, застосовується шар з фільтром розміру  $2 \times 2$  і кроком 2. Такі шари зменшують розмірність кожного зрізу глибини даних на вході вдвічі по ширині і по висоті. При кожній операції максимуму (див. рис. 2.4) вибирається найбільше з 4 чисел. Властиво глибина при цьому не змінюється.

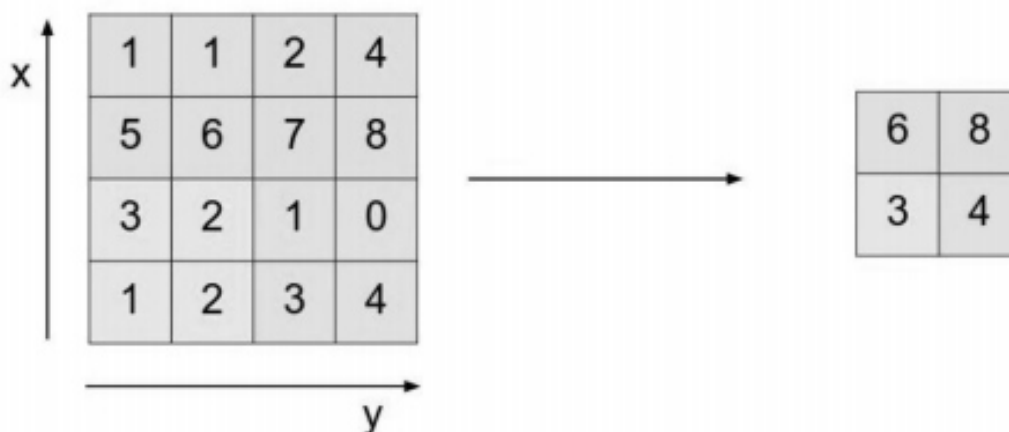


Рисунок 2.4 – Приклад операції пулінгу зображення за допомогою фільтра розміром  $2 \times 2$  із застосуванням функції максимуму

Останнім шаром ЗНМ є повнозв'язна нейронна мережа. Вихідними даними для такої мережі є попередні шари (вони є високорівневими картами властивостей). Шар повнозв'язної нейронної мережі спостерігає за тим, як і наскільки високорівневі карти властивостей сильно пов'язані з будь-яким класом і містять конкретні ваги, тому, коли обчислюються взаємодія ваг з попередніми шарами, то виходять вірні ймовірності для різних класів. На виході отримується  $N$ -просторовий вектор, де  $N$  відповідає числу класів. Кожне значення в даному  $N$ -просторовому векторі є ймовірністю конкретного класу.

В результаті ЗНМ при кожному перетворенні шару видозмінює дане зображення (див. рис. 2.5). Процес починається з первинних значень вхідного зображення і завершується визначенням класу зображення [5].

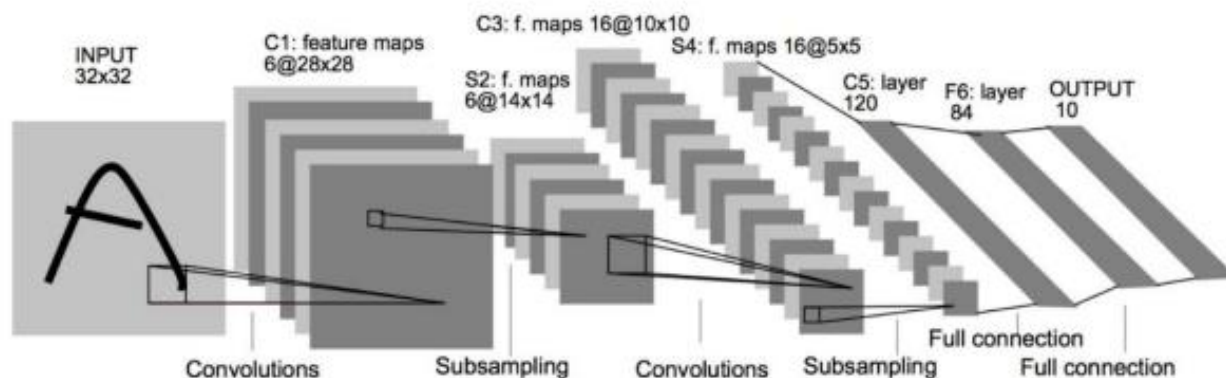


Рисунок 2.5 – Приклад ЗНМ, що складається з шарів: 1 - шар згортки, 2 – шар підвибірки, 3 - шар згортки, 4 - шар підвибірки, 5 і 6 - повнозв'язні шари

## 2.2 Спосіб вирішення проблеми за допомогою ЗНМ

Спочатку для вирішення проблеми передбачалося використання детектора об'єктів YOLOv3 для його навчання на зображеннях, де відображений момент зіткнення двох автомобілів в ДТП. Залишалось лише підготувати досить об'ємну вибірку (близько тисячі зображень) і підготувати детектор до використання на відеоряд з ДТП. Суть роботи полягала в розпізнаванні образу на конкретному кадрі в відеоряді і збереженні поточного кадру, якщо детектор вважав, що цей кадр підходить під визначення даного класу з ймовірністю понад 80%. Але на жаль, даний спосіб виявився непридатний, з огляду на причини, описані нижче.

З переваг даного рішення варто відзначити простоту реалізації, а з недоліків – абсолютно неправильну роботу детектора. Не має сенсу навчати систему розпізнавати зіткнення двох автомобілів як якийсь образ, тому що ці самі події можуть відбуватися абсолютно під різними кутами і якісь загальні ознаки для цих випадків виявити досить проблематично. Приклад подібної реалізації є на Github.

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		7



## 2.3 Опис алгоритму детектування автокатастроф

В остаточному підсумку, алгоритм вирішення поставленої проблеми було знайдено в статті [6], в якій автори детально описали процес детектування автомобільних зіткнень. Вони пропонують трьохетапний фреймворк:

- перший етап - це метод детектування автомобілів з використанням ЗНМ, в даному випадку використовувався детектор YOLO v3;
- другий етап - трекер для фокусування кожного автомобіля;
- на третьому етапі для кожного автомобіля використовувався дескриптор Violent Flow (ViF) [7] для перетворення зображень в гістограму орієнтованих градієнтів (HOG) і потім метод опорних векторів (SVM), щоб безпосередньо детектувати автокатастрофи.

Результати, які представили автори даної статті, виявилися вельми вражаючими, на виявлення автомобільної аварії у системи йде близько половини секунди, при цьому точність детектування становить 89%.

Для подальшої роботи необхідно підготувати вибірку даних з короткими відеороликами автомобільних аварій і з нормальними ситуаціями, де не відбувається ДТП. Це дуже важливий етап, так як від повноти і якості набору вхідних даних залежить підсумковий результат роботи системи в цілому. Буде випробувано кілька способів отримання вибірки і обраний найбільш оптимальний. Потім мають бути реалізована система з даного алгоритму і також порівняти ефективність детектора об'єктів YOLOv3 в порівнянні з його аналогами (Faster R-CNN, SSD) для того щоб з'ясувати, яка з мереж розпізнавання об'єктів найбільш підходить для вирішення даної проблеми.

Вподальшому треба зберігати кадри, які передують детектуванню ДТП, а також передавати сигнал службам порятунку, для якнайшвидшого надання допомоги постраждалим.

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						8
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

## 2.4 Пошук і підготовка вибірки

Першим кроком в розробці системи детектування автотранспортних подій стане пошук і підготовка датасету. Далі буде розглянуто кілька етапів, які передували появі кінцевого варіанту вибірки, яка вже безпосередньо використовувалася для навчання системи.

### 2.4.1 Записи з дорожніх камер в світі

Насамперед вирішено було спробувати проводити запис з дорожніх камер, розташованих в різних регіонах Європи та світу. Знайдені варіанти не відрізнялися високою якістю зображення і в цілому ресурси за запитом виявилися не потоковими відео з камер, а саме кадрами, які робляться з інтервалом 5-10 хв, які потрібні для відстеження стану доріг.

Приклади кадрів, узятих з цих камер можна спостерігати на рис.2.6, 2.7, 2.8.



Рисунок 2.6 – Приклад фото з дорожньої камери на Aueyroad (Лондон, Великобританія)

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						9
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



Рисунок 2.7 – Приклад фото з дорожньої камери в місті Edmonton (Канада)



Рисунок 2.8 – Приклад фото з дорожньої камери в місті Kamloops (Канада)

Цей спосіб виявився непридатним тому, що зафіксувати аварію в реальному часі з даних камер досить проблематично. А зберігати записи з них з подальшим переглядом - занадто витратна часова операція. До того ж деякі камери мали функцію повороту по горизонталі на 90 градусів кожні 30 секунд, а

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		10

це в свою чергу призводить до сильного спотворення перспективи. За сукупністю причин, описаних вище, від даного методу довелося відмовитися.

#### 2.4.2 Генерація відеороликів з аваріями за допомогою комп'ютерних ігор

Наступний спосіб, який був випробуваний, - це спроба генерувати короткі відеоролики з аваріями з автосимуляторів. Відео записувалося з екрану монітора, а потім його передбачалося розбивати на 2-3 секундні відрізки, де були відображені аварії за участю автомобілів. В ході тестування детектора YOLO v3, навченим на вибірці COCO, виявилось, що він добре справляється з детектуванням автомобілів на відеоряді з комп'ютерних ігор. Але так як пізніше була знайдена вибірка з реальних відеозаписів дорожніх камер, то від цього способу довелося відмовитися. Проте в перспективі можливе отримання датасета даними способом.

Приклади задетектованих автомобілів на записах з відеоігор наведено спостерігати на рис. 2.9, 2.10.

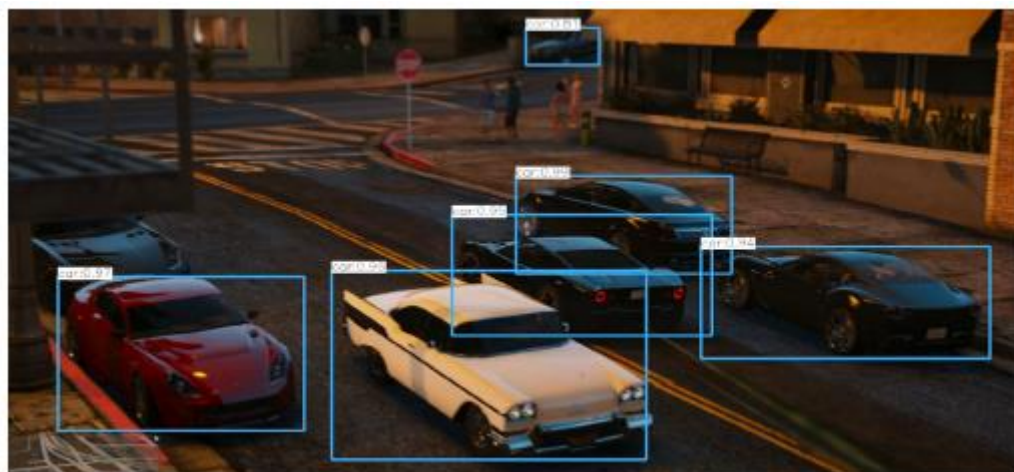


Рисунок 2.9 – Приклад роботи детектора об'єктів YOLOv3 на відеоряді з комп'ютерної гри GTA 5

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						11
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

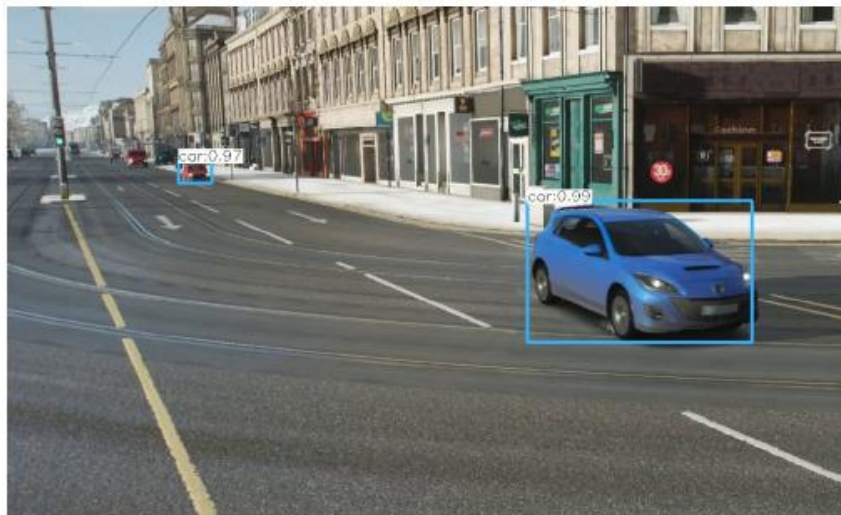


Рисунок 2.10 – Приклад роботи детектора об'єктів YOLOv3 на відеоряді з комп'ютерної гри Forza Horizon 4 (режим дрона)

### 2.4.3 Використання нарізок (добірок) автомобільних аварій з дорожніх відеокамер на відеохостингу YouTube

У статті, розглянутій вище, було вказано джерело датасета для їх проекту. Ним виявився youtube-канал ChoquesDeAutosMx, на якому зібрані більше 50 збірок автомобільних аварій, в яких відображені найрізноманітніші випадки під різними кутами. Всі ці нарізки необхідно розділити на короткі 2-3 секундні ролики, на яких показаний сам момент ДТП. Але для навчання системи потребує відеоролики, на яких відбувається звичайний рух транспортних засобів без будь-яких пригод. Вони отримані з цього ж каналу на моментах, які відбуваються до аварії. Приклади кадрів, узятих з цих нарізок можна бачити на рис. 2.11 та 2.12.





Рисунок 2.11 – Приклад фото зіткнення автомобілів з відеонарізки на youtube-каналі ChoquesDeAutosMx



Рисунок 2.12 – Приклад фото нормальної ситуації на дорозі з відеонарізки на youtube-каналі ChoquesDeAutosMx

Було вирішено використовувати даний матеріал для подальшої розробки системи.

## 2.5 Аналіз алгоритмів детектування об'єктів

Для того, щоб з'ясувати, який з представлених алгоритмів машинного навчання ефективніше справляється з поставленим завданням, необхідно провести їх аналіз. Перш ніж порівнювати алгоритми, слід з'ясувати що представляє кожен з них окремо, а саме принцип роботи і їх опис в цілому.

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		13

### 2.5.1 Faster-RCNN

FasterRCNN - це алгоритм машинного навчання, який виявляє об'єкти. Судячи з назви, він швидше, ніж його попередники - RCNN і FastRCNN. Швидше настільки, що йому під силу визначати об'єкти в реальному часі. Faster RCNN використовується в самокерованих автомобілях, виробництві та безпеці.

Принцип роботи алгоритму. Зображення надається як вхід в ЗНМ, яка забезпечує згорткову карту характеристик. Замість того щоб використовувати алгоритм виборчого пошуку на карті функцій для визначення пропозицій регіону, для прогнозування пропозицій регіону використовується окрема мережа. Потім пропозиції регіону, які передбачаються, перетворюються з використанням шару пулу ROI (об'єднання інтересів за інтересами), який потім використовується для класифікації зображення в пропонованій області та прогнозування значень зсуву для обмежувальних прямокутників.

З наведеного графіка, який зображений на рис. 2.13, можна побачити, що Faster R-CNN набагато швидше, ніж його попередники. Тому його можна використовувати навіть для виявлення об'єктів в реальному часі [8].

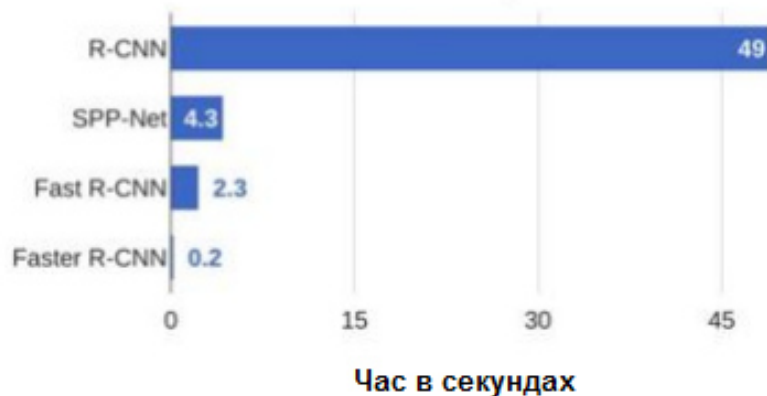


Рисунок 2.13 – R-CNN Тестування швидкості роботи алгоритмів

Якорі грають дуже важливу роль в Faster RCNN. Якорі – це сітка, яка застосовується з деяким кроком. Крок в цій сітці визначається коефіцієнтом стиснення карти ознак (карта ознак отримується шляхом згортання вихідного масиву пікселів). У конфігурації за замовчуванням в Faster R-CNN, в позиції

зображення є 9 якорів. Наступний графік, який зображений на рис.2.14, показує 9 якорів в позиції (320, 320) зображення з розміром (600, 800).

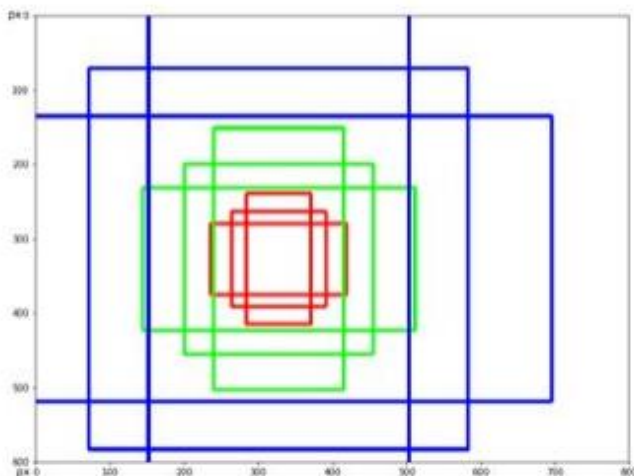


Рисунок 2.14 – Зображення якорів

Три кольори представляють три шкали або розміри: 128x128, 256x256, 512x512. Виділимо червоні якорі. Три коробки мають відношення ширини і висоти 1: 1, 1: 2 і 2: 1 відповідно. Ці якоря працюють на вибірці даних Pascal VOG так само добре, як і на вибірці COCO. Однак є повна свобода в проектуванні власних якорів. Наприклад, є можливість спроектувати свою мережу, яка буде підраховувати кількість пасажирів або пішоходів, і абсолютно не обов'язково, що будуть розглядатися дуже короткі, дуже великі або квадратні коробки. Чистий набір якорів може збільшити швидкість, а також точність.

В цілому, даний алгоритм непогано себе показує на різних вибірках даних, показуючи хорошу точність і швидкість.

### 2.5.2 YOLO

YOLO є мережею для виявлення об'єктів. Технічно задача виявлення об'єкта полягає у визначенні місця розташування на зображенні, на якому присутні певні об'єкти, а також проведення класифікації для цих об'єктів. У попередніх підпунктах були розглянуті методи для цього, такі як R-CNN і його варіанти, але вони застосовували конвеєр для виконання цього завдання

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						15
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



декількома етапами. Це може сповільнити роботу, погано піддається оптимізації, тому що кожен окремий компонент має навчатися окремо. Властиво YOLO виконує все це з однією нейронною мережею безперервно [9].

YOLO ділить вхідне зображення на сітку  $S \times S$ . Кожна комірка сітки передбачає тільки один об'єкт. Наприклад, жовта комірка сітки, яка показана на рис. 2.15, намагається передбачити об'єкт «людина», центр якого (синя точка) потрапляє всередину комірки сітки.

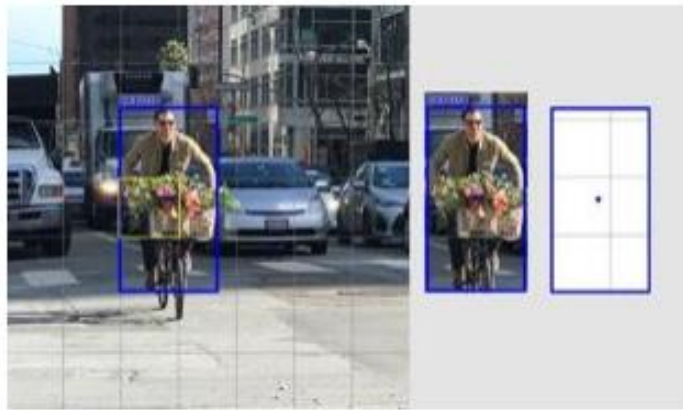


Рисунок 2.15 – Зображення, перетворене в сітку

Кожна комірка сітки проорокує фіксовану кількість граничних блоків. У цьому прикладі, якій зображений на рис. 2.16, жовта комірка сітки створює два передбачення з межами (сині квадратики), щоб знайти, де знаходиться людина.

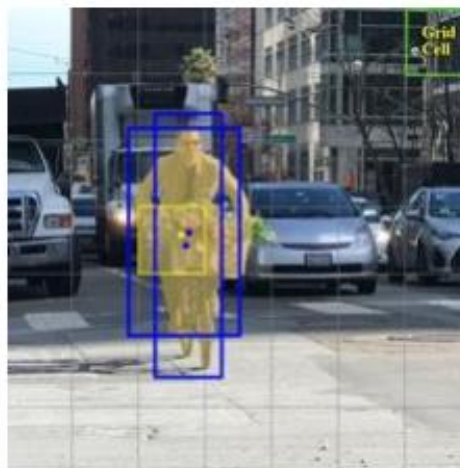


Рисунок 2.16 – Зображення, перетворене в сітку, з виділеними прогнозом

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		16

Для кожної комірки сітки:

- проорокує В-границі, і кожна клітинка має один бал;
- виявляє один об'єкт тільки незалежно від кількості комірок В;
- прогнозує ймовірності умовного класу С (по одному для кожного класу ймовірності об'єкта).

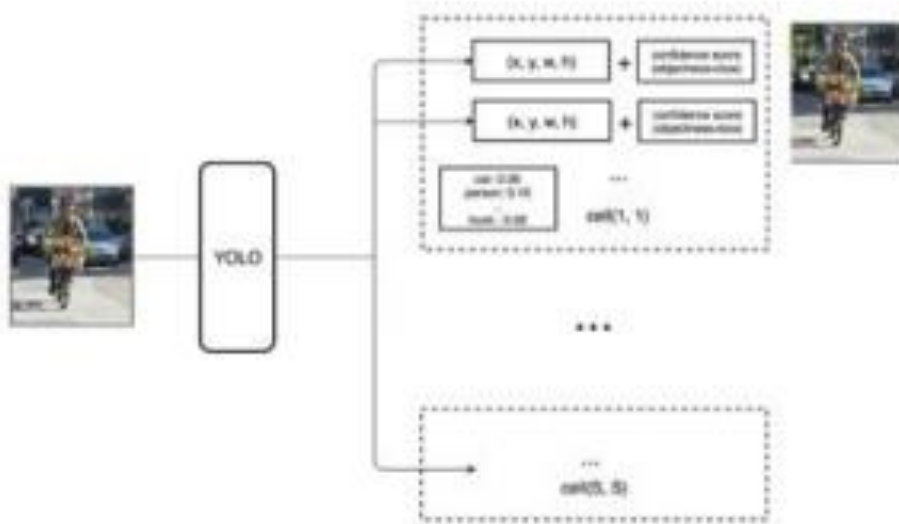


Рисунок 2.17 – Схема отримання прогнозів з допомогою YOLO

Необхідно докладніше розглянути рис. 2.16 і рис. 2.17. Кожна гранична комірка містить 5 елементів:  $(x, y, w, h)$  і шкалу довіри до шкали. Показник довіри відображає ймовірність того, що поле містить об'єкт (об'єктивність) і наскільки точним є поле границі. Поводиться нормалізація ширини  $w$  і висоти  $h$  по ширині і висоті зображення.  $x$  і  $y$  зміщуються в відповідному полі. Отже,  $x, y, w$  і  $h$  все між 0 і 1. Кожна комірка має 20 умовних ймовірностей класу. Умовна ймовірність класу - ймовірність того, що виявлений об'єкт належить певному класу (по одній ймовірності для кожної категорії і для кожної комірки).

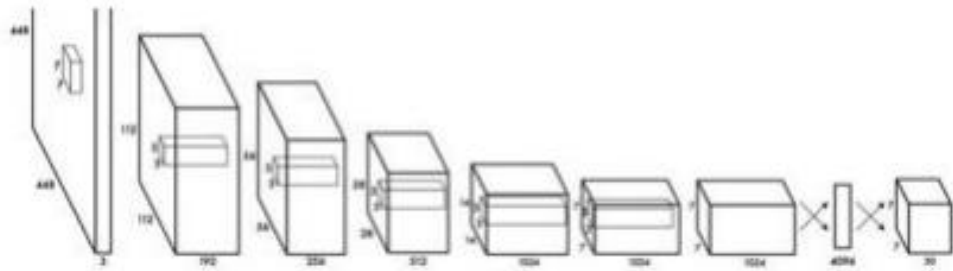


Рисунок 2.18 – Схема перетворення прогнозу

Основна концепція YOLO полягає в створенні ЗНМ для прогнозування тензора  $(7, 7, 30)$ . ЗНМ використовуються для зменшення просторового вимірювання до  $7 \times 7$  з 1024 вихідними каналами в кожному місці. YOLO виконує лінійну регресію з використанням двох повністю пов'язаних шарів, щоб зробити передбачення меж  $7 \times 7 \times 2$  (середнє зображення на рис. 2.19).

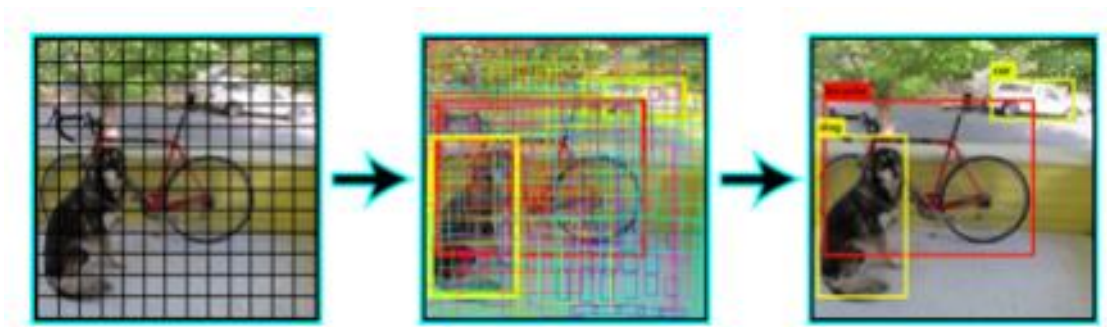


Рисунок 2.19 – Поетапне перетворення зображення для подальшого виконання прогнозування

Щоб зробити остаточне прогнозування, зберігаються як остаточні прогнози ті, у кого високі оцінки довіри (більше 0,25).

### 2.5.3 SSD

Даний підхід дискретизує вихідний простір обмежувальних ящиків в набір полів за замовчуванням для різних пропорцій і шкал на кожне розташування карти (рис. 2.20). В процесі прогнозування нейронна мережа генерує певну кількість балів для кожної визначеної категорії об'єктів в кожному визначеному

об'єкті за замовчуванням і видає коригування в поле, для того щоб краще відповідати власне формі об'єкта. Також мережа об'єднує прогнози з різних карт функцій з різними дозволами для природного управління об'єктами різних розмірів.

Виявлення об'єкта SSD складається з двох частин:

- вилучення картки функцій;
- застосування фільтрів згортки для виявлення об'єктів.

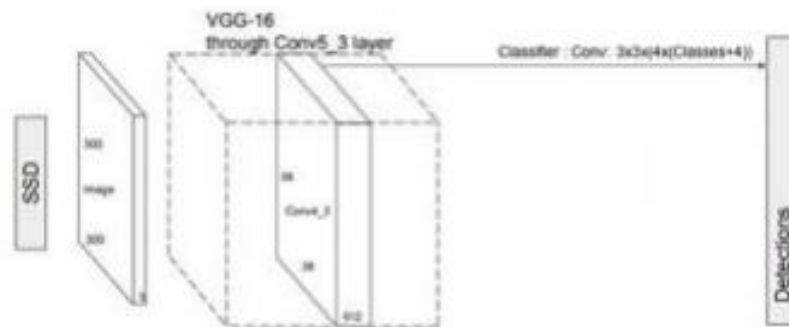


Рисунок 2.20 – Схема виявлення об'єкта за допомогою SSD

SSD не використовує мережу пропозицій для делегованих регіонів. Замість цього він вирішує дуже простий метод. Він обчислює як місце розташування, так і оцінку класів з використанням невеликих фільтрів згортки. Після вилучення карт функцій SSD застосовує  $3 \times 3$  фільтра згортки до кожної комірки для прогнозування (ці фільтри обчислюють результати так само, як звичайні фільтри CNN). Кожен фільтр виводить 24 канали: 21 бал для кожного класу плюс один граничний блок.

Наприклад, на рис. 2.21 застосовується чотири фільтра  $3 \times 3$  для відображення 512 вхідних каналів на 25 вихідних каналів.

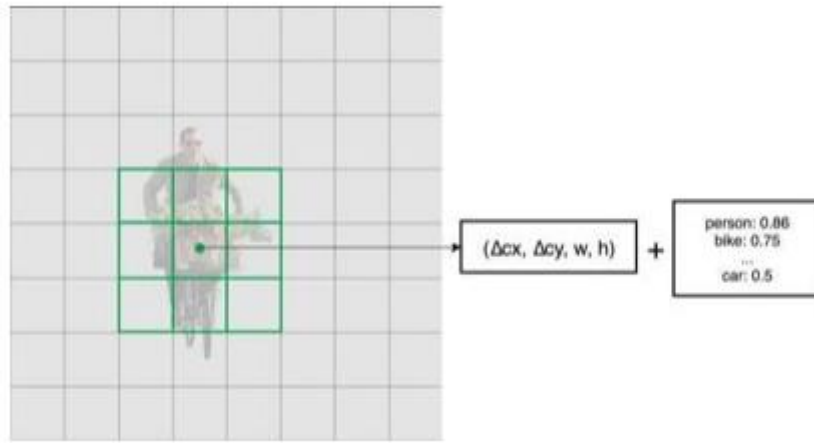


Рисунок 2.21 – Перетворене в сітку зображення

## РОЗДІЛ 3 ПРАКТИЧНА ЧАСТИНА

### 3.1 Порівняння детекторів об'єктів для з'ясування впливу на кінцеву ефективність роботи системи в цілому

Результати на вибірці даних PASCAL VOC 2007, 2012. Недоцільно порівнювати результати з різними наборами даних. Ці експерименти проводяться в різних умовах і вони не призначені для адекватного порівняння. Проте, було вирішено порівняти їх разом, щоб, хоча б, була наближене уявлення про загальну картину.

Для наведеного нижче результату, який зображений на рис.3.1, модель навчається як з даними PASCAL VOC 2007, так і з 2012 року. Для SSD, Faster-RCNN і YOLOv3 (див. пп. 2.5.1 – 2.5.3) на діаграмі показані результати для вхідних зображень  $512 \times 512$ . Зображення з більш високою роздільною здатністю для цих ж моделей мають кращу mAP, але повільніше обробляються.

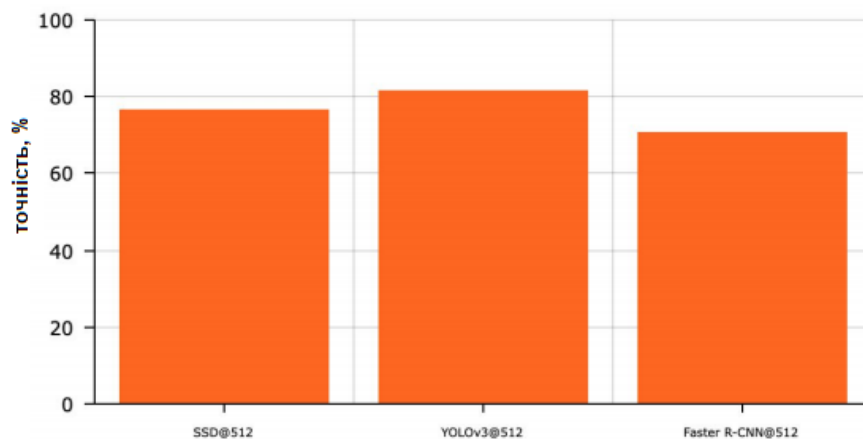


Рисунок 3.1 – Порівняння точності алгоритмів в відсотках для PASCAL VOC

					<b>КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ</b>		
<i>Змн.</i>	<i>Арк.</i>	<i>№ докум.</i>	<i>Підпис</i>	<i>Дата</i>			
<i>Розроб.</i>		Головатий І.Б.			<i>Лім.</i>	<i>Арк.</i>	<i>Аркуші</i>
<i>Керівник.</i>		Гащин Н.Б.					
<i>Реценз.</i>					ТНТУ, каф. КС, гр. СІс-44		
<i>Н. Контр.</i>							
<i>Затверд.</i>							

Дозвіл вхідного зображення і функція екстрактора впливають на швидкість. Нижче наведено найвищий і найнижчий показник FPS, про який повідомляють відповідні методи. Проте, наведений нижче результат, який зображений на рисунку 3.2, може бути сильно упередженим, зокрема, вони вимірюються на різних mAP.

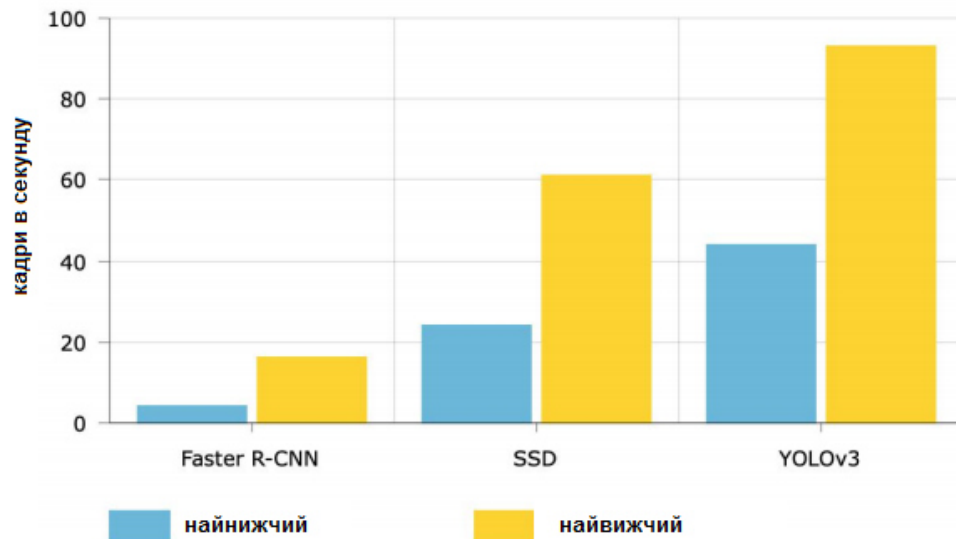


Рисунок 3.2 – Результатами порівняння швидкості обробки кадрів алгоритмів для вибірки даних PASCAL VOC

Результати на вибірці даних MS COCO. За останні кілька років багато результатів вимірюються виключно з допомогою набору даних виявлення об'єкта COCO. Набір даних COCO є складнішим для виявлення об'єктів, і зазвичай детектори досягають набагато нижчого значення mAP. На рис. 3.3 представлено порівняння для деяких ключових детекторів, а саме Faster R-CNN, SSD і YOLOv3.

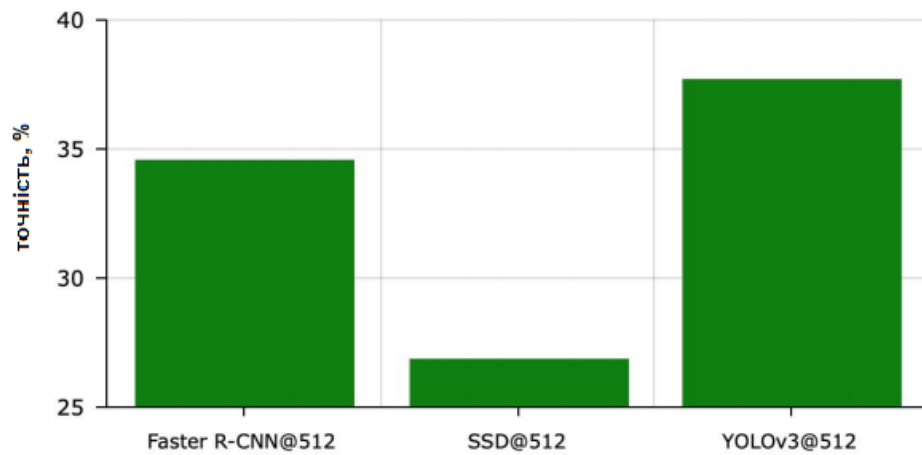


Рисунок 3.3 – Графік з результатами порівняння точності алгоритмів для вибірки даних MS COCO

Також нижче представлений графік (рис. 3.4) із середніми результатами порівняння швидкості обробки кадрів алгоритмів для цих же алгоритмів.

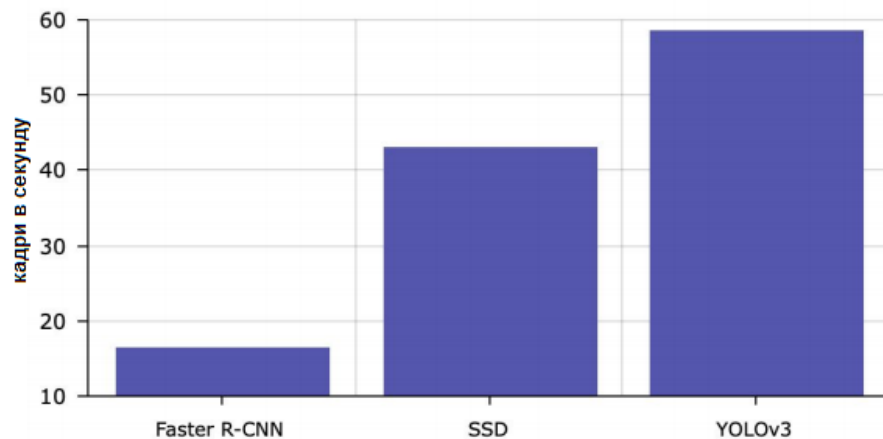


Рисунок 3.4 – Графік з результатами порівняння швидкості обробки кадрів алгоритмів для вибірки даних MS COCO

З наведеного вище можна зробити висновки, що YOLO, навчений на вибірці COCO data, забезпечує найкращу точність і швидкість в порівнянні з іншими детекторами. SSD працює швидше, але гірше справляється з розпізнаванням невеликих об'єктів порівняно з іншими детекторами. Для великих об'єктів YOLO може перевершувати Faster R-CNN і SSD в точності і швидкості.



Для того, щоб підвищити точність YOLO необхідні:

- малі згорткові фільтри для прогнозування класів об'єктів і зміщення за замовчуванням;
- окремі фільтри для комірок за замовчуванням, які обробляють різницю в співвідношенні сторін.
- багатомасштабні карти функцій для виявлення об'єктів.

YOLO може бути навчений наскрізним способом для кращої точності. Також даний алгоритм робить більше прогнозів і має краще покриття по розташуванню, масштабам і пропорціям в порівнянні з аналогічними CNN-подібними алгоритмами. Також YOLO відмінно підходить для детектування великих об'єктів, тому в якості основної мережі розпізнавання об'єктів для моєї роботи він і був обраний.

### 3.2 Реалізація алгоритму детектування зіткнення автомобілів в режимі реального часу

Завдання, необхідні для досягнення даної мети:

- детектування автомобіля на відео за допомогою YOLO-детектора;
- відстеження транспортного засобу на відео при допомозі кореляційного фільтра;
- обрізання по обмежуючому прямокутнику задетектованих автомобілів і подальша обробка одержаних зображень при допомозі ViF - дескриптора. Одержання гістограмі напряму векторів;
- детектування ДТП з використанням аналізу раніше одержаної гістограмі і подальшого застосування SVM.

#### 3.2.1 Детектування автомобіля на відео за допомогою YOLO – детектора

Першим кроком в реалізації алгоритму детектування ДТП в режимі реального часу є детектування самих автомобілів на відеоряді за допомогою детектора об'єктів YOLO v3. Результати роботи наведені на рис. 3.5, 3.6.

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		6



Рисунок 3.5 – Приклад роботи детектора об'єктів YOLO v3



Рисунок 3.6 – Приклад роботи детектора об'єктів YOLO v3

Система на вході отримує відеоряд і кожен відеокадр послідовно обробляється в циклі. Для кожного нового кадру запускається процес розпізнавання. Результатом роботи детектора є набір обмежувачих прямокутників, який можна спостерігати на рис. 3.5, 3.6. Кожному такому прямокутнику присвоюється тип об'єкта (в нашому випадку автомобіль) і певна в процесі локалізації та класифікації імовірнісна оцінка.

### 3.2.2 Відстеження автомобіля на відео за допомогою кореляційного фільтра

У даній роботі застосовується алгоритм відстеження автомобіля шляхом генерації одного трекера на автомобіль і збереження положення трекера. Потім

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		7

беруться невеликі відеоролики, по одному на машину. Результати роботи можна бачити на рис. 3.7, 3.8.



Рисунок 3.7 – Кадри з короткого відеофрагменту, створеного для визначеного автомобіля



Рисунок 3.8 – Кадр з короткого відеоролика, створеного для конкретного автомобіля

Автомобільний трекер, який використовується в даній системі, заснований на алгоритмі візуальних об'єктів з фільтрами кореляції. Алгоритм полягає в переводі і оцінці масштабу об'єкта за допомогою серії кореляцій в області Фур'є, де кожен кореляційний фільтр передається в процес навчання.

3.2.3 Покадрова обробка одержаних відеороликів для кожного автомобіля за допомогою ViF - дескриптора. Отримання гістограми напрямів векторів

Далі з отриманих відеороликів витягується кадр за кадром і проводиться обробка за допомогою ViF - дескриптора [10], відбувається оцінка оптичного

потоків між парами послідовних кадрів. В результаті отримується гістограма орієнтованих градієнтів, яка базується на підрахунку кількості напрямків градієнта в локальних областях зображення. Підсумок перетворення наведено на рис. 3.9, 3.10.

**Вхідне зображення**



**Гістограма орієнтованих градієнтів**

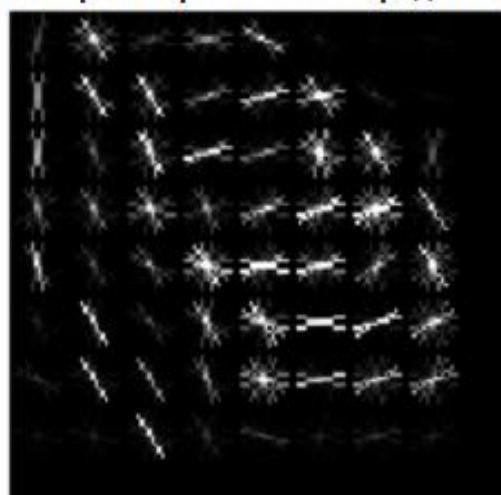


Рисунок 3.9 – Приклад перетворення визначеного детектором автомобіля у гістограму орієнтованих градієнтів

**Вхідне зображення**



**Гістограма орієнтованих градієнтів**

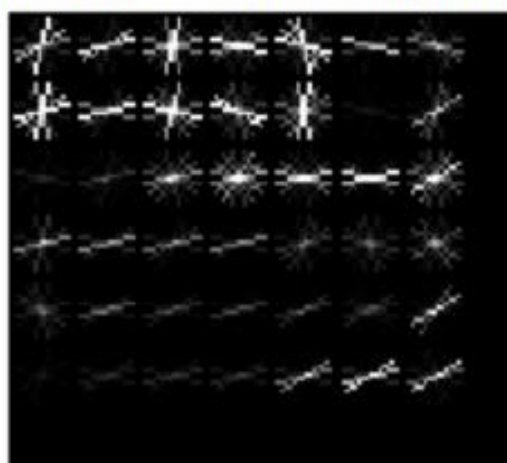


Рисунок 3.10 – Приклад перетворення певного детектором автомобіля в гістограму орієнтованих градієнтів

### 3.2.4 Детектування автомобільної аварії за допомогою аналізу отриманої гістограми і подальшого застосування SVM

У заключній частині алгоритму за допомогою SVM відбувається детектування автокатастрофи за допомогою отриманих гістограм орієнтованих градієнтів. У процесі навчання відбувається поділ дескрипторів на два кластери - відео, на якому відбувається ДТП і на якому все проходить без пригод. Результати роботи можна спостерігати на рис. 3.11, 3.12. Також всі кадри, на яких відбулося зіткнення автомобілів, зберігаються в окремій папці для кожної з камер для звітності в Дорожній поліції.



Рисунок 3.11 – Приклад роботи детектора автомобільних аварій



Рисунок 3.12 – Приклад роботи детектора автомобільних аварій

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		10



### 3.3 Отримані результати експериментів

Для оцінки якості роботи алгоритму на кожному з класів окремо стоїть ввести наступні метрики - чутливість алгоритму класифікації (точність) (формула 3.1) і специфічність алгоритму класифікації (повнота) (формула 3.2) [11].

$$\text{Точність} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3.1)$$

$$\text{Повнота} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (3.2)$$

У цих формулах *TP* (True Positive) - істинно додатні значення; *FP* (False Positive) - хибно додатні значення (помилка I роду); *FN* (False Negative) - помилково від'ємні значення (помилка II роду).

Точність можна представити як частку таких об'єктів, котрі названі класифікатором позитивними та при цьому дійсно є такими, а повнота відображає, яку власне частку об'єктів позитивного класу з усіх об'єктів такого класу знайшов алгоритм.

Крива помилок - графік, який відображає співвідношення між точністю алгоритму класифікації і його повнотою. Кількісну інтерпретацію кривої помилок показує величина AUC – це є площа, котра обмежена даною лінією та віссю частки таких класифікацій, які є помилковими позитивними. Властиво чим величина AUC буде більшою, тим класифікатор буде якіснішим. Варто зауважити, що значення 0,5 показує непридатність того методу класифікації, який був вибраний (відповідає ймовірному вгадуванню). Відповідне те значення, котре менше за 0,5, каже, що класифікатор працює з точністю до навпаки: тобто якщо позитивні назвати негативними та навпаки, він буде працювати точніше. Отримана крива помилок і середня оцінка точності виглядають наступним чином (див. рис. 3.13, 3.14).

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						11
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

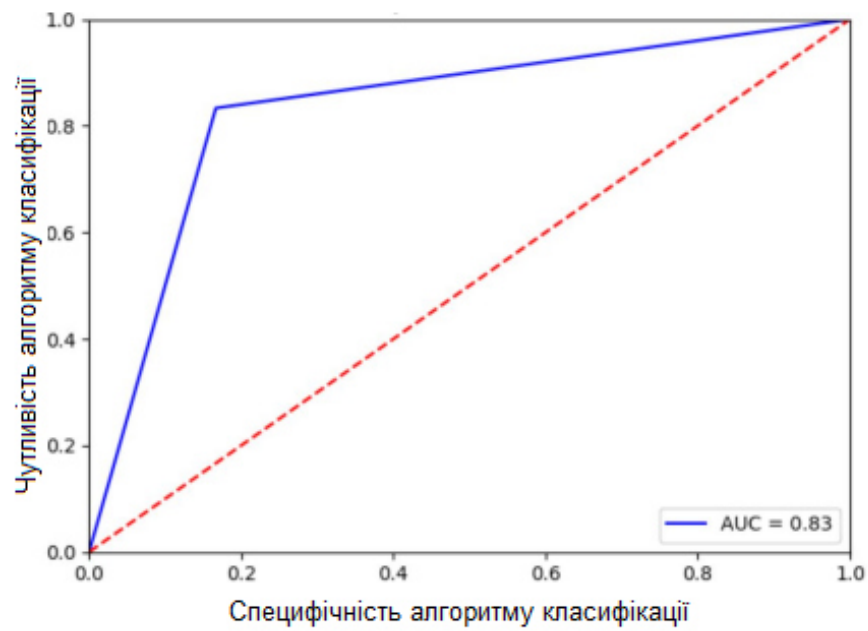


Рисунок 3.13 – Крива помилок для алгоритму класифікації ДТП

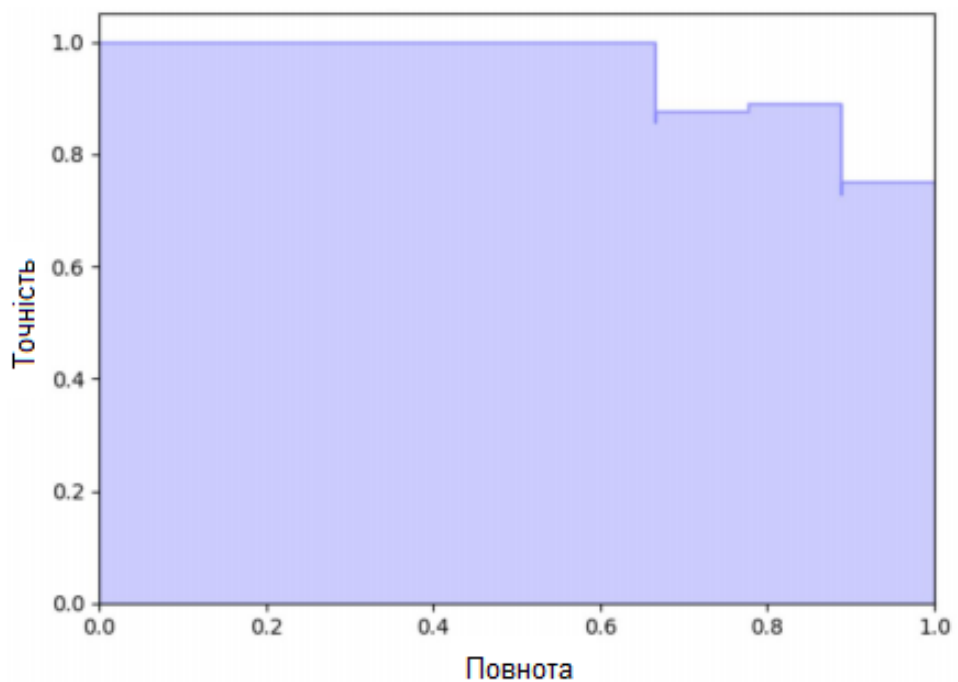


Рисунок 3.14 – Середня оцінка точності для алгоритму класифікації ДТП

Таким чином, графік кривої помилок показує, що алгоритм класифікації демонструє цілком прийнятні результати і абсолютно придатний для використання в системі. Середня оцінка точності алгоритму з результатом в 95%

говорить про те, що класифікація ДТП на відеоряді буде відбуватися з дуже високою ймовірністю і помилкові спрацьовування практично виключені.

За сукупністю результатів, можна зробити висновок, що робота виконана успішно і отримані результати повністю виправдали очікування.

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						13
<i>Змн.</i>	<i>Арк.</i>	<i>№ докум.</i>	<i>Підпис</i>	<i>Дата</i>		



## РОЗДІЛ 4 БЕЗПЕКА ЖИТТЄДІЯЛЬНОСТІ, ОСНОВИ ОХОРОНИ ПРАЦІ

### 4.1 Стихійні лиха та їх класифікація

Стихійні дії сил природи, поки що не повною мірою підвладні людині та щорічно завдають державі і населенню величезних збитків. Стихійні лиха - це такі явища природи, що викликають екстремальні ситуації, порушують нормальну життєдіяльність населення, роботу безлічі об'єктів. Стихійні лиха є трагедією для будь-якої держави. Через стихійні лиха страждає економіка країни, бо при цьому руйнуються виробничі підприємства, знищуються матеріальні цінності, гинуть люди.

Стихійні лиха - небезпечні природні явища, як правило раптового походження, хоча іноді і прогнозовані за допомогою метеорології, але на інтенсивність яких люди впливати не можуть. Їх можна класифікувати: за швидкістю переміщення - землетруси, зсуви, цунамі, снігопади, ожеледі - швидкі; підвищення рівня води в ріках через інтенсивні опади або танення снігу, льоду (повіні), звільнення внутрішньої енергії Землі, виверження вулканів - повільні. Часто виникають потужні, високошвидкісні потоки повітря через швидкий перепад значень атмосферного тиску (урагани, смерчі, циклони). Стихійні лиха речовинного характеру можуть ініціювати виникнення різноманітних полів, які негативно впливають на здоров'я, самопочуття людини. [16].

Стихійні явища часто виникають в комплексі, що значно посилює їх негативний вплив. Небезпечні природні явища визначаються трьома основними групами процесів - ендогенні, екзогенні та гідрометеорологічні. Стихійні лиха, які характерні для України, за структурою можна поділити на прості, що включають один елемент – наприклад, сильний вітер, зсув або землетрус

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ			
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		Лім.	Арк.	Аркуші
Розроб.		Головатий І.Б.						
Керівник.		Гащин Н.Б.						
Реценз.								
Н. Контр.								
Затверд.								
						ТНТУ, каф. КС, гр. СІс-44		

та складні. Вони складаються з декількох процесів однієї групи або кількох груп. Найбільші збитки спричиняють повені - 40%, на другому місці - циклони (20%), на третьому - посухи та землетруси (15%). Деякі стихійні лиха (пожежі, обвали, зсуви і навіть землетруси) можуть виникати в результаті дій самих людей, тобто мають антропогенне походження, але наслідки їх завжди є діями сил природи. Для кожного стихійного лиха характерна наявність властивих йому вражаючих чинників, що несприятливо впливають на стан здоров'я, життя людини [17].

Причинами стихійних лих можуть бути:

- швидке переміщення речовини (землетрусу, зсуви);
- вивільнення внутріземної енергії (вулканічна діяльність, землетруси);
- підвищення рівня вод річок, ставків і морів (повені, цунамі);
- вплив надзвичайно сильного вітру (урагани, торнадо, циклони).

Важливо своєчасно провести роботи, спрямовані на локалізацію природного лиха, щоб зменшити зони руйнувань, звести до мінімуму кількість загиблих та постраждалих.

В Україні найчастіше спостерігаються такі надзвичайні ситуації природного характеру:

- небезпечні геологічні явища (зсуви, обвали, осипки, просадки земної поверхні);
- небезпечні метеорологічні явища (зливи, урагани, сильні снігопади, сильний град, ожеледь);
- небезпечні гідрологічні явища (повені, паводки);
- природні пожежі лісових та торф'яних масивів;
- масові інфекції та хвороби людей, тварин, рослин.

В останні роки кількість стихійних лих в Україні та в світі в цілому значно збільшилася. Найчастіше в Україні виникають такі природні катастрофи як землетруси, повені, посухи (на Півдні України), лісові пожежі в літню пору року, снігові замети, зсуви поверхні.

Є серйозні підстави вважати, що масштабність впливу лиха й катастроф на соціальні, економічні, політичні та інших процесів сучасного нашого суспільства

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						4
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

та їх драматизм вже перевищили такий рівень, який дозволяв ставитися до них як до локальних збоїв у розміреному функціонуванні державних та громадських структур [17].

Отже, перед людиною та громадськістю в ХХІ в. вимальовується нова мета - глобальна безпека. Досягти цього можна, в першу чергу, за допомогою зміни світогляду людини, а також покращення системи профілактичних заходів у боротьбі зі стихійними лихами, а саме: вдосконалення рятувальних служб та рятувальної техніки, проведення попереджувальних заходів та пропагандистської роботи з громадянами щодо правил поведінки та дій під час стихійних лих. Це допоможе в майбутньому зменшити кількість загиблих та постраждалих від природних катастроф, а також зменшить матеріальні збитки, що були завдані стихійним лихом.

Природні лиха з часом нікуди не зникнуть. Будуть виникати землетруси в геологічно активних районах, будуть виникати повені, а штормові припливи стануть, раз у раз затопляти морські узбережжя, не обійдеться і пожеж. Людина безсила запобігти природним процесам, але тільки в наших силах зменшити кількість жертв і матеріальних втрат.

#### 4.2 Соціальне значення охорони праці

Соціальне значення охорони праці полягає в сприянні росту ефективності суспільного виробництва шляхом безперервного вдосконалення і поліпшення умов праці, підвищення їх безпеки, зниження виробничого травматизму і профзахворювань [18].

Соціальне значення охорони праці проявляється в зростанні продуктивності праці, збереженні трудових ресурсів і збільшенні сукупного національного продукту.

Охорона праці полягає в сприянні росту ефективності виробництва, яке досягається шляхом безперервного вдосконалення і поліпшення умов праці, підвищення їх безпеки, зниження виробничого травматизму і профзахворювань.

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						5
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

Зростання продуктивності праці відбувається в результаті збільшення фонду робочого часу завдяки скороченню внутрішньо-змінних простоїв шляхом ліквідації мікротравм або зниження їх кількості, а також завдяки запобіганню передчасного стомлення шляхом раціоналізації і покращення умов праці та введенню оптимальних режимів праці і відпочинку та інших заходів, які сприяють підвищенню ефективності використання робочого часу.

Важливим питанням є зростання продуктивності праці, яка відбувається в результаті збільшення фонду робочого часу завдяки скороченню внутрішньозмінних простоїв шляхом ліквідації мікротравм або зниження їх кількості, а також завдяки запобіганню передчасного стомлення шляхом раціоналізації і покращення умов праці та введенню оптимальних режимів праці і відпочинку та інших заходів, які сприяють підвищенню ефективності використання робочого часу [18].

Особливої уваги заслуговує те, що збереження трудових ресурсів і підвищення професійної активності працюючих відбувається завдяки покращенню стану здоров'я і подовженню середньої тривалості життя шляхом покращення умов праці, що супроводжується високою трудовою активністю і підвищенням виробничого стажу. Підвищується професійний рівень також завдяки зростанню кваліфікації і майстерності. Відповідно і збільшення сукупного національного продукту відбувається завдяки покращенню вищеперелічених показників та їх складових компонентів [19].

Збереження трудових ресурсів і підвищення професійної активності працюючих відбувається завдяки покращенню стану здоров'я і подовженню середньої тривалості життя шляхом покращення умов праці, що супроводжується високою трудовою активністю і підвищенням виробничого стажу. Підвищується професійний рівень також завдяки зростанню кваліфікації і майстерності.

Збільшення сукупного національного продукту відбувається завдяки покращенню вищеперелічених показників та їх складових компонентів. Крім

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		6

того, соціальне значення охорони праці проявляється в зростанні продуктивності праці, збереженні трудових ресурсів.

За даними досліджень, комплекс заходів з поліпшення умов праці може забезпечити приріст продуктивності праці на 15-20%. Так, нормалізація освітлення робочих місць збільшує продуктивність праці на 6-13% та скорочує брак на 25%. Рациональна організація робочого місця підвищує продуктивність праці на 21%, раціональне фарбування робочих приміщень – на 25% [19].

Збільшення ефективного фонду робочого часу може бути досягнуто за рахунок скорочення тимчасової непрацездатності працівників внаслідок хвороб та виробничого травматизму.

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						7
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

## ВИСНОВКИ

В результаті виконання даної кваліфікаційної роботи була досягнута поставлена мета в розробці системи визначення ДТП в режимі реального часу, а також вирішені всі поставлені завдання. В ході аналізу і порівняння алгоритмів детектування об'єктів, з метою виявити вплив на кінцеву продуктивність системи, був зроблений висновок, що для даній ситуації більше підходить YOLOv3.

Виконані завдання:

- виконано аналіз існуючих варіантів розв'язання проблеми;
- проведено роботу по створенню навчальної вибірки;
- здійснено аналіз деяких детекторів об'єктів з метою виявити найбільш оптимальний для вирішення даної проблеми;
- реалізовано алгоритм детектування автомобільних аварій на відеореєстрі в режимі реального часу;
- збереження кадрів, на яких відображено момент зіткнення автомобілів для звітності в дорожню поліцію.

Наступними кроками в реалізації цього проекту є:

- оповіщення необхідних служб безпеки при успішному визначенні ДТП;
- підвищення точності і стабільності роботи системи в цілому;
- спробувати навчити систему на вибірці даних, згенерованої з допомогою відеоігор (авто-симуляторів), і потім протестувати систему на реальних даних.

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						8
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Julia Lahn, Heiko Peter, Peter Braun, Car crash detection on smartphones. *ACM International Conference Proceeding Series*. URL: [https://www.researchgate.net/publication/299855987\\_Car\\_crash\\_detection\\_on\\_smart\\_phones](https://www.researchgate.net/publication/299855987_Car_crash_detection_on_smart_phones) (дата звернення: 15.05.2021).
2. Pasquale Foggia, Alessia Saggese, Nicola Strisciuglio, Mario Vento, Nicolai Petkov, Car crashes detection by audio analysis in crowded roads. *12th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS), 2015*. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7301731> (дата звернення: 9.05.2021).
3. Parag Parmar, Ashok M. Sapkal, Real time detection and reporting of vehicle collision. *International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICEI), 2017*. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8300863> (дата звернення: 9.05.2021).
4. Дорожно-транспортные травмы. *Официальный сайт ВОЗ*. URL: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/road-traffic-injuries> (дата звернення: 19.04.2021).
5. Романов А.А., Сверточные нейронные сети // Сборник научных трудов по материалам XXI Международной научно–практической конференции "Научные исследования: ключевые проблемы III тысячелетия" Москва, 09–10 января 2018 г. – С. 1–4.
6. Machaca Arceda V., Laura Riveros E., Fast car crash detection in video. *IEEE International Conference on Electronics, 2018*. URL: <http://cleilaclo2018.mackenzie.br/docs/SLCGRVPI/182916.pdf> (дата звернення: 02.04.2021).
7. Tal Hassner, Yossi Itcher, Orit Kliper-Gross, Violent Flows: Real-Time Detection of Violent Crowd Behavior. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012*. URL:

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		9

<http://cleilaclo2018.mackenzie.br/docs/SLCGRVPI/182916.pdf> (дата звернення: 07.06.2021).

8. Chandan G., Ayush Jain, Harsh Jain, Mohana India, Real Time Object Detection and Tracking Using Deep Learning and OpenCV. *International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA), 2018*. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8597266/> (дата звернення: 14.05.2021).

9. Asha C.S., Narasimhadhan A.V. Vehicle Counting for Traffic Management System using YOLO and Correlation Filter. *IEEE International Conference on Electronics, 2018*. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/8482380> (дата звернення: 14.05.2021).

10. Arceda V. M., Fabián K. F., and Gutiérrez J. Real time violence detection in video. *IET Conference Proceedings, 2016*. URL: <http://digital-library.theiet.org/content/conferences/10.1049/ic.2016.0030> (дата звернення: 05.06.2021).

11. Метрики в задачах машинного обучения. *Habr blog, 2017*. URL: <https://habr.com/ru/company/ods/blog/328372/> (дата звернення: 05.06.2021).

12. Picard R. W. *Affective computing* // MIT Press, 2000. – 292 p.

13. Методы оценки ошибок классификации. URL: <https://poisk-ru.ru/s11757t5.html> (дата звернення: 02.06.2021).

14. Соколов Е. Выбор моделей и критерии качества. URL: [http://www.machinelearning.ru/wiki/images/1/1c/Sem06\\_metrics.pdf](http://www.machinelearning.ru/wiki/images/1/1c/Sem06_metrics.pdf) (дата звернення: 20.05.2021).

15. Мавлетова А. Машинное обучение с учителем. URL: [https://www.hse.ru/data/2016/09/24/1123730671/Mavletova\\_2016\\_Krysht\\_Conf.pdf](https://www.hse.ru/data/2016/09/24/1123730671/Mavletova_2016_Krysht_Conf.pdf) (дата звернення: 16.05.2021)/

16. Стеблюк М.І. Цивільна оборона: Підручник. – Знання, 2006. – 487 с.

17. Толук А.О. Крюковська О.А. Безпека життєдіяльності: Навч. посібник. – 2011. – 215 с.

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						10
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		



18. Агеев С .Я. Основи охорони праці: Навчально-методичний посібник для самостійної роботи по вивченню дисципліни. Львів: Новий Світ – 2000, 2009, 404 с.

19. Основи охорони праці: Підручник.; 3-те видання, доповнене та перероблене / За ред. К. Н Ткачука. К.: Основа, 2011. 480 с.

					КС КРБ 123.163.00.00 ПЗ	Арк.
						11
Змн.	Арк.	№ докум.	Підпис	Дата		

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії

Кафедра комп'ютерних систем та мереж

**“Затверджую”**

Завідувач кафедри КС

\_\_\_\_\_ Осухівська Г.М.

« \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2021 р

КОМП'ЮТЕРНА СИСТЕМА НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖІ

ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ЗІТКНЕННЯ АВТОМОБІЛІВ

**ТЕХНІЧНЕ ЗАВДАННЯ**

на 9 листках

**Вид робіт:**

Кваліфікаційна робота

**на здобуття освітнього ступеня «Бакалавр»**

**спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»**

«УЗГОДЖЕНО»

«ВИКОНАВЕЦЬ»

Керівник кваліфікаційної роботи

Студент групи СІс-44

\_\_\_\_\_ к.т.н., доц. Гашин Н.Б.

\_\_\_\_\_ Головатий І.Б.

« \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2021 р.

« \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2021 р.

**Тернопіль 2021**

## 1 Загальні відомості

### 1.1 Повна назва та її умовне позначення

Повна назва теми кваліфікаційної роботи: «Комп'ютерна система на основі нейромережі для виявлення зіткнення автомобілів».

Умовне позначення кваліфікаційної роботи: КС КРБ 123.163.00.00

### 1.2 Виконавець

Студент групи СІс-44, факультету комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії, кафедри комп'ютерної інженерії, Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя, Головатий Ігор Богданович.

### 1.3 Підстава для виконання роботи

Підставою для виконання кваліфікаційної роботи є наказ по університету (№ 4/7-97 від 10.02.2021 р.)

### 1.4 Планові терміни початку та завершення роботи

Плановий термін початку виконання кваліфікаційної роботи – 10.02.2021 р.

Плановий термін завершення виконання кваліфікаційної роботи – 20.06.2021 р.

### 1.5 Порядок оформлення та пред'явлення результатів роботи

Порядок оформлення пояснювальної записки та графічного матеріалу здійснюється у відповідності до чинних норм та правил ІСО, ГОСТ, ЕСКД, ЕСПД та ДСТУ.

Пред'явлення проміжних результатів роботи з виконання кваліфікаційної роботи здійснюється у відповідності до графіку, затвердженого керівником роботи.

Попередній захист кваліфікаційної роботи відбувається при готовності роботи на 90% , наявності пояснювальної записки та графічного матеріалу.

Пред'явлення результатів кваліфікаційної роботи відбувається шляхом захисту на відповідному засіданні ЕК, ілюстрацією основних досягнень за допомогою графічного матеріалу.

## 2 Призначення і цілі створення системи

### 2.1 Призначення системи

Комп'ютерна система на основі нейромережі для виявлення зіткнення автомобілів призначена для визначення серйозних автомобільних зіткнень на відеоряді, записаному дорожніми камерами.

До складу комп'ютеризованої системи повинні входити як апаратна складова, так і програмна. У кваліфікаційній роботі бакалавра необхідно виконати аналіз існуючих варіантів розв'язання проблеми; провести роботу по створенню навчальної вибірки; здійснити аналіз деяких детекторів об'єктів з метою виявити найбільш оптимальний для вирішення даної проблеми; реалізувати алгоритм детектування автомобільних аварій на відеоряді в режимі реального часу; збереження кадрів, на яких відображено момент зіткнення автомобілів для звітності в дорожню поліцію.

Доцільність створення системи полягає у забезпеченні можливості виявлення зіткнення автомобілів в режимі реального часу шляхом ділення відеоряду на окремі кадри та, в подальшому, їх обробка за допомогою ViF-дескриптора для отримання гістограми напрямку векторів. Далі за допомогою методу опорних векторів і аналізу отриманого набору даних відбувається безпосереднє визначення автомобільного зіткнення. Користувачами комп'ютерної системи є працівники дорожньої поліції та служби надзвичайних ситуацій.

## 2.2 Мета створення системи

Основна мета проектування комп'ютерної системи на основі нейромережі для виявлення зіткнення автомобілів полягає в автоматизації процесу визначення ДТП на основі аналізу відеоряду з камер дорожнього відеоспостереження в режимі реального часу.

Для того, щоб досягти поставленої мети роботи, необхідно розв'язати наступні задачі:

- детектування автомобіля на відео за допомогою YOLO-детектора;
- відстеження автомобіля на відео за допомогою кореляційного фільтра, заснованого на використанні стислих глибоких згорткових нейронних мереж (ЗНМ);
- поділ відеоряду на кадри і подальша їх обробка за допомогою ViF-дескриптора;
- отримання гістограми напрямку векторів для кожного кадру і перетворення в підсумковий дескриптор;
- застосування до дескриптора методу опорних векторів;
- визначення зіткнення автомобілів на основі набору даних, які були отримані в ході попереднього кроку.

## 2.3 Характеристика об'єкту

### 2.3.1 Основні задачі та функції об'єкту

Комп'ютерна система на основі нейромережі для виявлення зіткнення автомобілів може використовуватись підрозділами державної служби з надзвичайних ситуацій та поліції для отримання інформації щодо дорожньо-транспортної пригоди.

При проектуванні складових системи, необхідно проаналізувати предметну область. Для подальшої роботи потрібно підготувати вибірку даних з короткими відеороликами автомобільних аварій і з нормальними ситуаціями, де не відбувається ДТП. Треба випробувати кілька способів отримання вибірки і обрати найбільш оптимальний. Потім реалізувати систему з даного алгоритму і також порівняти ефективність детектора об'єктів YOLOv3 в порівнянні з його аналогами для того щоб

з'ясувати, яка з мереж розпізнавання об'єктів найбільш підходить для вирішення даної проблеми.

Далі необхідно зберігати кадри, які передують детектуванню ДТП, а також передавати сигнал службам порятунку, для якнайшвидшого надання допомоги постраждалим.

### 3 Вимоги до системи

#### 3.1 Вимоги до системи в цілому

Комп'ютерна система на основі нейромережі для виявлення зіткнення автомобілів повинна забезпечувати можливість оповіщення служб безпеки про ДТП, яка трапилася, швидко та надійно реагувати на поточні зміни. В цілому, у проєктованій системі повинні бути забезпечені:

- надійність роботи апаратної частини;
- точність визначення факту зіткнення;
- продуктивність роботи програмного забезпечення;
- паралельний доступ до бази даних різним користувачам;
- розмежування прав доступу до бази даних;
- часова ефективність та ефективність використання ресурсів комп'ютеризованої системи;
- надання зручного користувацького інтерфейсу для роботи з відповідним програмно-апаратним забезпеченням.

##### 3.1.1 Вимоги до структури та функціонування системи

До структури та функціонування комп'ютерної системи на основі нейромережі для виявлення зіткнення автомобілів входять:

- ЗНМ (детектор YOLO v3);
- трекер;
- дескриптор Violent Flow;
- LCD- екран;

- сервер баз даних;
- клієнтська частина, що забезпечує зв'язок між користувачами та базою даних.

В цілому, концептуальна модель комп'ютерної системи повинна відображати предметну область, а саме, відеокадри, які передують детектуванню ДТП, а також процес передавання сигналу службам порятунку для якнайшвидшого надання допомоги постраждалим. Клієнтська частина програмного забезпечення відповідає за можливість обліку даних та забезпечення їх захисту.

Функціональні вимоги, що висуваються до комп'ютерної системи, виглядають наступним чином:

- можливість зчитування та запису даних;
- можливість вводу, редагування та знищення даних;
- можливість запобігання неавторизованому доступу (логічного);
- можливість керування правами доступу до інформаційних ресурсів;
- розподіл прав доступу;
- масштабованість програмної та апаратної складових системи.

### 3.1.2 Вимоги до способів та засобів зв'язку між компонентами системи

Взаємодія базується на методі детектування автомобілів з використанням ЗНМ детектор YOLO v3, трекер для фокусування кожного автомобіля, використання дескриптора Violent Flow (ViF) для перетворення зображень в гістограму орієнтованих градієнтів (HOG) і потім метод опорних векторів (SVM), щоб безпосередньо детектувати автокатастрофи. Протокол передачі інформації, який при цьому використовується – TCP/IP. Загалом, структура та архітектурне рішення при проектуванні комп'ютеризованої системи доступу відповідає архітектурі «клієнт-сервер».

### 3.1.3 Вимоги по діагностуванню системи

Діагностика комп'ютерної системи на основі нейромережі для виявлення зіткнення автомобілів відбувається у відповідності до затвердженого розкладу профілактичних заходів.

### 3.1.4 Перспективи розвитку системи

Перспективами розвитку комп'ютерної системи на основі нейромережі для виявлення зіткнення автомобілів є:

- оповіщення необхідних служб безпеки при успішному визначенні ДТП;
- підвищення точності і стабільності роботи системи в цілому;
- спробувати навчити систему на вибірці даних, згенерованої з допомогою відеоігор (авто-симуляторів), і потім протестувати систему на реальних даних.

### 3.1.5 Вимоги до надійності системи

Комп'ютерна система на основі нейромережі для виявлення зіткнення автомобілів повинна бути захищена на кількох рівнях: логічному, операційній системі та на рівні доступу до бази даних. Логічний рівень захисту повинен забезпечувати надійність щодо доступу до системи через пароль та розмежування прав доступу.

На рівні операційної системи повинен бути організований доступ на основі визначених прав доступу до використання спеціалізованого програмного забезпечення.

Доступ до інформації, що зберігається у базі даних, повинен бути авторизованим на рівні системи керування базами даних. Лише користувачі з наділеним правом доступу та адміністратори мають можливість вносити зміни у базу даних в межах їхньої компетенції.

### 3.1.6 Вимоги до функцій та задач, які виконує система

Функціональні вимоги та задачі, які повинна реалізовувати комп'ютерна система на основі нейромережі для виявлення зіткнення автомобілів полягають в наступному:

- можливість навчання на зображеннях;
- формування зворотного зв'язку при успішній чи невдалій аутентифікації;
- забезпечення зв'язку клієнтської частини з базою даних;
- надання точних та адекватних результатів на запит користувачів;



- забезпечення часової ефективності роботи системи;
- забезпечення контролю над доступом до інформації про фіксацію ДТП;
- забезпечення зручності використання програмного продукту;
- формування статистики відвідуваності та можливості фільтрування даних;
- можливість розгортання та створення резервних копій бази даних.

### 3.1.7 Вимоги до апаратного забезпечення

- процесор – 2,2 ГГц або більш потужний з кількістю логічних ядер >8;
- RAM – 16 ГБ або більше;
- об'єм дискового простору – 1 Тб.

### 3.1.8 Вимоги до програмного забезпечення

Програмне забезпечення для проведення машинного навчання - FasterRCNN (Regionional neural network), YOLO v3 (You Only Look Once), CNN (convolutional neural network), SSD (Single Shot MultiBox Detector).

## 4 Вимоги до документації

Документація повинна відповідати вимогам ЄСКД та ДСТУ

Комплект документації повинен складатись з:

- пояснювальної записки;
- графічного матеріалу:
  - 1 Огляд систем детектування ДТП.
  - 2 Пошук і підготовка вибірки.
  - 3 Результати порівняння детекторів.
  - 4 Приклади роботи детектора.
  - 5 Крива помилок та середня оцінка точності для алгоритму класифікації ДТП.

\*Примітка: У комплект документації можуть вноситися міни та доповнення в процесі розробки.

## 5 Техніко-економічні показники

Планована собівартість комп'ютерної системи на основі нейромережі для виявлення зіткнення автомобілів повинна становити не більше 60 000 грн.

\*Примітка: собівартість системи може змінюватись під час розрахунку в процесі розробки.

## 6 Стадії та етапи проектування

Таблиця 1 – Стадії та етапи виконання кваліфікаційної роботи бакалавра

№ етапу	Назва етапу виконання кваліфікаційної роботи	Термін виконання
1	Розробка технічного завдання	10.02-16.02.2021
2	Аналіз технічного завдання	17.02-02.03.2021
3	Аналіз існуючих рішень щодо організації комп'ютерної системи про детектування ДТП	03.03-18.03.2021
4	Проектування схеми комп'ютерної системи	19.03-04.04.2021
5	Обґрунтування вибору апаратного забезпечення комп'ютерної системи	
6	Проектування та реалізація програмного забезпечення комп'ютерної системи	04.04-02.05.2021
8	Безпека життєдіяльності, основи охорони праці	01.06-08.06.2021
9	Оформлення кваліфікаційної роботи	09.06-18.06.2021
11	Попередній захист кваліфікаційної роботи	18.06-22.06.2021
11	Захист кваліфікаційної роботи	26.06.2021

## 7 Додаткові умови виконання кваліфікаційної роботи

Під час виконання кваліфікаційної роботи у дане технічне завдання можуть вноситися зміни та доповнення.