

Міністерство освіти і науки України  
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя  
(повне найменування вищого навчального закладу)  
Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії  
(назва факультету)  
Кафедра комп'ютерних систем та мереж  
(повна назва кафедри)

# КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

**магістр**

(освітній ступінь)

на тему: **Методи та засоби інтелектуальної аутентифікації номерних  
знаків автомобілів при керуванні автоматичним шлагбаумом**

Виконав: студент (ка) 6 курсу, групи СІМ-61  
спеціальності 123 «Комп'ютерна інженерія»  
(шифр і назва спеціальності)

	<hr/>	<b>Сеньків А.В.</b> (прізвище та ініціали)
Керівник	<hr/>	<b>Яцишин В.В.</b> (прізвище та ініціали)
Нормоконтроль	<hr/>	<b>Тиш С.В.</b> (прізвище та ініціали)
Завідувач кафедри	<hr/>	<b>Осухівська Г.М.</b> (прізвище та ініціали)
Рецензент	<hr/>	<b></b> (прізвище та ініціали)

Тернопіль- 2020

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

(повне найменування вищого навчального закладу)

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії

Кафедра комп'ютерних систем та мереж

**ЗАТВЕРДЖУЮ**

Завідувач кафедри Осухівська Г.М.

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2020 р.

**ЗАВДАННЯ**  
**НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

на здобуття освітнього ступеня магістр  
(назва освітнього ступеня)

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

студенту Сеньківу Артуру Васильовичу  
(прізвище, ім'я, по-батькові)

1. Тема проекту (роботи) Методи та засоби інтелектуальної аутентифікації номерних знаків автомобілів при керуванні автоматичним шлагбаумом

Керівник проекту (роботи) Яцишин Василь Володимирович, к.т.н., доц.  
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від «28» вересня 2020 року №4/7-687

2. Термін подання студентом завершеної роботи \_\_\_\_\_

3. Вихідні дані до роботи Характеристики номерних знаків автомобілів, принцип функціонування автоматичних шлагбаумів, технічні характеристики IP-камери

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

Вступ. 1. Аналіз сучасних методів і засобів розпізнавання образів в комп'ютерних системах

2. Обґрунтування та побудова моделі нейронної мережі для розпізнавання номерних знаків

автомобіля. 3. Розробка програмної реалізації інтелектуальної аутентифікації номерних знаків

автомобілів. 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. Задачі дослідження, об'єкт і предмет, наукова новизна і практична цінність дослідження. 3. Принцип роботи автоматичних шлагбаумів.

4. Базова структура згорткової нейронної мережі. 5. Архітектура нейронної мережі AlexNet.

6. Архітектура системи інтелектуальної аутентифікації номерних знаків автомобілів

7. Результати експериментального дослідження. 8. Висновки

## 6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
<i>Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях</i>	<i>Осухівська Г.М.</i>		
	<i>Стадник І.Я.</i>		

7. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_

**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1.	<i>Аналіз сучасних методів і засобів розпізнавання образів в комп'ютерних системах</i>	<i>29.09.2020-11.10.2020</i>	<i>виконано</i>
2.	<i>Обґрунтування та побудова моделі нейронної мережі для розпізнавання номерних знаків автомобілів</i>	<i>15.10.2020 – 25.10.2020</i>	<i>виконано</i>
3.	<i>Розробка програмної реалізації інтелектуальної аутентифікації номерних знаків автомобілів</i>	<i>26.10.2020 – 19.11.2020</i>	<i>виконано</i>
4.	<i>Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях</i>	<i>23.11.2020 – 03.12.2020</i>	<i>виконано</i>
5.	<i>Оформлення пояснювальної записки</i>	<i>04.12.2020-07.12.2020</i>	<i>виконано</i>
6.	<i>Оформлення графічного матеріалу</i>	<i>06.12.2020-09.12.2020</i>	<i>виконано</i>
7.	<i>Попередній захист дипломної роботи магістра</i>	<i>14.12.2020</i>	<i>виконано</i>
8.	<i>Захист дипломної роботи магістра</i>	<i>23.12.2020</i>	

Студент

(підпис)

*Сеньків А.В.*

(прізвище та ініціали)

Керівник проекту (роботи)

(підпис)

*Яцишин В.В.*

(прізвище та ініціали)

## АНОТАЦІЯ

Методи та засоби інтелектуальної аутентифікації номерних знаків автомобілів при керуванні автоматичним шлагбаумом // Дипломна робота // Сеньків Артур Васильович // ТНТУ, комп'ютерна інженерія, група СІм-61 // Тернопіль, 2020 // с. – 78, рис. – 29, табл. – 15, аркушів А1 – 8, додат. – 1, бібліогр. – 27.

Ключові слова: метод, засіб, аутентифікація, номерний знак, шлагбаум, автоматизація.

У дипломній роботі магістра досліджено методи і засоби побудови систем інтелектуальної аутентифікації номерних знаків автомобілів при керуванні автоматичним шлагбаумом.

Обґрунтовано застосування архітектури нейронної мережі AlexNet та запропоновано використати підхід Transfer Learning для реалізації системи аутентифікації номерних знаків шляхом донавчання та з використанням синаптичних ваг попередньої навченої мережі.

Програмно реалізовано згорткову нейронну мережу на основі архітектури AlexNet, що дало змогу забезпечити високу точність розпізнавання номерних знаків і стійкість цих результатів.

## ABSTRACT

Methods and tools of intelligent authentication of car license at automatic barrier control /Master thesis / Senkiv Artur Vasylyovych/ TNTU, computer engineering, group CIm -61 // Ternopil, 2020// p p. - 78, fig. – 29, table. – 15, Sheets A1 – 8, Add – 1, Ref. – 27.

Keywords: method, tool, authentication, car license, barrier, automation.

In the master's thesis the methods and means of construction of systems of intellectual authentication of license plates of cars at management of an automatic barrier are investigated.

The application of AlexNet neural network architecture is substantiated and it is proposed to use the Transfer Learning approach for the implementation of license plate authentication system by additional training and using the synaptic scales of the previously trained network.

The program implemented a convolutional neural network based on the AlexNet architecture, which allowed to ensure high accuracy of license plate recognition and stability of these results.

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК ОСНОВНИХ УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ І СКОРОЧЕНЬ	8
ВСТУП .....	9
РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ СУЧАСНИХ МЕТОДІВ І ЗАСОБІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ В КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМАХ .....	12
1.1. Аналіз особливостей та функціонування автоматичних шлагбаумів .....	12
1.2. Аналіз особливостей процесу аутентифікації та методів розпізнавання об'єктів в області комп'ютерного зору .....	19
1.3. Аналіз засобів підтримки та розробки інтелектуальної аутентифікації номерних знаків автомобіля .....	23
РОЗДІЛ 2 ОБГРУНТУВАННЯ ТА ПОБУДОВА МОДЕЛІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ АВТОМОБІЛЯ .....	27
2.1. Обґрунтування класу моделей згорткових нейронних мереж при розпізнаванні номерних знаків автомобілів .....	27
2.2. Параметри згорткових мереж .....	31
2.3. Архітектура AlexNet моделі згорткової нейронної мережі .....	36
2.4. Висновки до розділу .....	43
РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА ПРОГРАМНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ АУТЕНТИФІКАЦІЇ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ АВТОМОБІЛІВ .....	44
3.1. Проектування архітектури та визначення вимог до програмної складової інтелектуальної системи аутентифікації номерних знаків авто .....	44
3.2. Розробка схеми бази даних .....	50
3.3. Імплементация інтелектуальної складової системи керування автоматичним шлагбаумом .....	55
РОЗДІЛ 4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	62
4.1. Охорона праці .....	62
4.2. Захист населення у надзвичайних ситуаціях від впливу хімічних речовин	65

ВИСНОВКИ .....	71
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ .....	73
Додаток А Тези конференцій .....	76

ПЕРЕЛІК ОСНОВНИХ УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ,  
СИМВОЛІВ І СКОРОЧЕНЬ

БД	База Даних
КС	Комп'ютерні Системи
ПЗ	Програмне Забезпечення
CNN	Convolution Neural Network
UML	Unified Modeling Language



## ВСТУП

**Актуальність теми.** Галузь комп'ютерної інженерії, інженерії програмного забезпечення та комп'ютерних наук є основою розвитку інформаційних технологій, які зараз активно розвиваються і застосовуються для вирішення найрізноманітніших задач у різних сферах господарської діяльності. Важливим аргументом і доказом розвиненості цих напрямків є те, що з'являються нові наукові і прикладні області, які створені на межі двох або більше галузей, як наприклад DevOps. Характерною особливістю DevOps є те, що такий фахівець володіє навиками і знаннями з комп'ютерної інженерії та інженерії програмного забезпечення. Така гібридизація знань та вмій сприяє автоматизації бізнес-процесів, забезпечує розвинутість засобів розробки і їх композиції.

Враховуючи розвиток інформаційних технологій та зміни до законодавства щодо ввезення автомобілів і зниження відсоткової ставки мита, в Україні з'явилась велика кількість автомобілів. Це породило ряд проблем, основними з яких є збільшення заторів на дорогах, зменшення кількості паркувальних місць, збільшення навантаження на системи контролю перетину кордону та ряд інших.

При утриманні автомобілів у великих містах та мегаполісах використовуються паркувальні зони, спеціальні стоянки з охороною, стоянки на робочих місцях. У більшості випадків в'їзд та виїзд з таких територій здійснюється шляхом використання автоматичних шлагбаумів під контролем охоронців або диспетчерів. Це вимагає додаткового фінансування на оплату їхньої праці, а також робить можливим зловживання щодо допуску на територію не зареєстрованих осіб. У зв'язку з цим актуальною є задача побудови і впровадження систем інтелектуальної аутентифікації номерних знаків автомобілів при керуванні автоматичним шлагбаумом, що дозволить знизити рівень зловживань та фінансових затрат на утримання персоналу.

Дана задача належить до сегменту машинного навчання, а саме комп'ютерного зору, який зараз інтенсивно розвивається і потребує додаткових досліджень.

Комп'ютерному зору присвячено ряд робіт як українських, так і закордонних науковців, зокрема, Richard Szeliski, Carsten Steger, Markus Ulrich, Christian Wiedemann, Яснія О.П., Пастуха О.А., Коноваленка І.В., Рахметова М.С., Рабинера Л. та ряду інших. У роботах науковців досліджено та розвинуто методи і засоби, які дозволяють підвищити точність розпізнавання об'єктів у різних сферах, виділити об'єкти на зображенні та ряд інших. Проте задачам розпізнавання номерних знаків присвячена невелика кількість робіт, через що актуальним є побудова методів і розробка засобів аутентифікації українських номерних знаків при керуванні автоматичним шлагбаумом.

**Мета кваліфікаційної роботи.** Мета роботи полягає у дослідженні методів, моделей та програмних реалізацій інтелектуальної аутентифікації номерних знаків автомобілів при керуванні автоматичним шлагбаумом.

**Задачі кваліфікаційної роботи:**

- аналітичний огляд літературних джерел щодо функціонування автоматичних шлагбаумів та способів аутентифікації номерних знаків автомобілів;
- обґрунтування та побудова моделі інтелектуальної аутентифікації номерних знаків автомобілів;
- навчання і тестування моделі інтелектуальної аутентифікації номерів;
- розробка архітектурного рішення щодо реалізації системи інтелектуальної аутентифікації номерних знаків автомобілів;
- реалізація моделі аутентифікації українських номерних знаків засобами мови Python.

**Об'єкт дослідження:** процес аутентифікації номерних знаків автомобілів.

**Предмет дослідження:** інтелектуальні методи і засоби розпізнавання номерних знаків автомобілів.

**Методи дослідження:** Для розв'язку поставлених задач використано методи: аналіз – при аналітичному огляді літературних джерел; моделювання, машинне навчання – при побудові моделі інтелектуальної аутентифікації номерних знаків; програмування – при розробці програмного засобу інтелектуальної аутентифікації номерних знаків; тестування – при перевірці запропонованих рішень.

**Наукова новизна** одержаних результатів:

- уперше запропоновано архітектуру нейронної мережі на основі AlexNet до складу якої входять вхідний шар зображень, 5 згорткових шарів, 3 шари MaxPooling, 3 Fully Connected шари, функція активації ReLu, 2 шари Dropout, що дало змогу реалізувати розпізнавання номерних знаків з точністю на рівні від 87 до 93% та робастністю алгоритму функціонування нейронної мережі.
- набули подальшого розвитку моделі нейронних мереж з модифікованої архітектурою AlexNet, які дали змогу підвищити ефективність застосування transfer learning методів.

**Практичне значення результатів кваліфікаційної роботи.** Розроблено програмний засіб моделі інтелектуальної аутентифікації номерних знаків автомобілів при керуванні шлагбаумом, що дає змогу автоматизувати процеси регульованого в'їзду/виїзду із спеціальних територій.

**Публікації.** Результати дослідження апробовано на VIII науково-технічній конференції Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя «Інформаційні моделі, системи та технології» (9-10 грудня 2020 року) у вигляді тез конференцій.

1. Сеньків А.В., Яцишин В.В. Методи та засоби інтелектуальної аутентифікації номерних знаків автомобілів при керуванні автоматичним шлагбаумом. Матеріали VIII науково-технічної конференції Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя «Інформаційні моделі, системи та технології» (9-10 грудня 2020 року). Тернопіль: ТНТУ. 2020. С. 119-120.

**Структура роботи.** До складу дипломної роботи магістра входить розрахунково-пояснювальна записка та графічний матеріал. Розрахунково-пояснювальна записка містить вступ, 4 розділи, загальні висновки, список використаної літератури і додатки. Обсяг роботи: розрахунково-пояснювальна записка – 78 арк. формату А4, графічна частина – 8 аркушів формату А1.

## РОЗДІЛ 1

### АНАЛІЗ СУЧАСНИХ МЕТОДІВ І ЗАСОБІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ В КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМАХ

#### 1.1. Аналіз особливостей та функціонування автоматичних шлагбаумів

У зв'язку із розвитком інфраструктури невеликих та середніх містечок, великих міст та мегаполісів, а також збільшення кількості транспортних засобів, виникає проблема контрольованого в'їзду/виїзду з територій підприємств, організацій та інших спеціально виділених ділянок. На сьогодні розроблено і використовується ряд ручних і автоматизованих пристроїв, які забезпечують контроль потоку та рух на визначених майданчиках, прибудинкових територіях і ділянках, які належать певними підприємствам. До таких пристроїв належить шлагбаум.

Найпростіший шлагбаум конструктивно складається з 4 важливих компонентів:

- корпус із механізмом піднімання та опускання (силовий механізм);
- модуль керування шлагбаумом;
- стріла;
- підставка фіксації стріли.

Матеріал, з якого виготовляють стрілу шлагбауму, повинен бути доволі легким, тому її, зазвичай, виготовляють з алюмінію. Відносно геометричних розмірів, то довжина стріли може варіюватися у межах 2 - 8 м.

У випадку, якщо необхідно забезпечити перекриття більшої за 8 м ділянки території, то можливе використання двох шлагбаумів, які керуються одним модулем управління, або застосування спецшлагбаумів довжиною до 12 м.

Компоненти базового автоматичного шлагбаума наведено на рис. 1.1.



Рис. 1.1. Компоненти шлагбаума

Сучасні шлагбауми оснащуються додатковими компонентами світлової сигналізації, засобами безпеки та рухомою опорою. Важливою їхньою технічною характеристикою є швидкість керування стрілою. В залежності від типу шлагбаума, значення швидкості може коливатися в межах 1-10 с. Тому прийнятими позначеннями, які ідентифікують швидкість роботи шлагбаумів є наступні:

- STD (Standard Door) – шлагбаум із стандартним циклом опускання/піднімання (стріла 3 м – час 8 - 10с);
- RPD (Rapid Door) – шлагбаум із швидким циклом керування стрілою (стріла 3 м – час 6-8 с);
- SR (Super Rapid) – шлагбаум із супершвидким циклом (стріла 3 м – час до 4 с).

На рис. 1.2 наведено базову структуру автоматичного шлагбаума з розміщенням елементів.

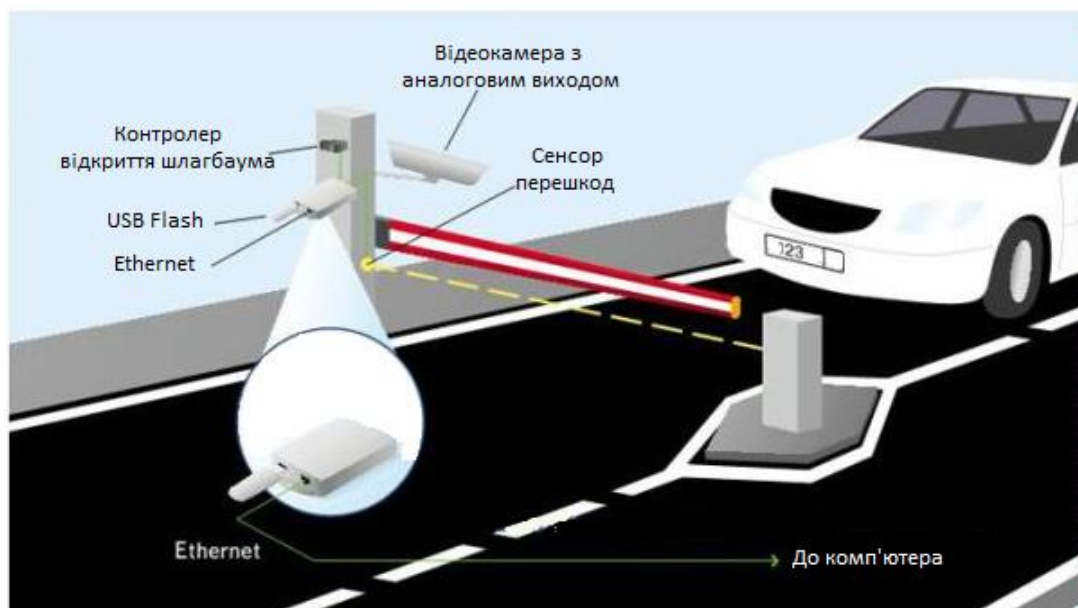


Рис. 1.2. Типова структура автоматичного шлагбаума з відеокамерою

В залежності від того, за яким принципом і які механізми виконують цикли підняття/опускання шлагбаума їх класифікують за наступними групами:

- електромеханічні – конструктивно складаються з редуктора, електродвигуна і пружини-балансувальника;
- на основі гідравлічного приводу – в основі функціонування лежать компоненти системи гідравлічного управління, які забезпечують мінімум тертя між деталями.

Застосування електромеханічних шлагбаумів без додаткової опори можливе при довжині стріли до 5 м, а для уникнення навантажень на редуктор використовується компонент її зупинки при пікових положеннях.

Гідравлічні шлагбауми є більш надійними та довго тривалішими у використанні у порівнянні з електромеханічними.

За способом керування стрілою електромеханічні шлагбауми відрізняються від гідравлічних. В основі функціонування електромеханічного обмежувача проїзду лежить електромотор, який приводить і дію стрілу, а в гідравлічних – гідропривід. Оскільки, вартість гідравлічних шлагбаумів та їх обслуговування є значно вищою за електромеханічні, а останні можуть працювати на основі незалежних елементів живлення, то більшої популярності і застосування набули

саме електромеханічні шлагбауми. У зв'язку з наявністю незалежних джерел живлення електромеханічні шлагбауми можуть працювати у штатному режимі навіть за відсутності електроенергії основного джерела живлення.

На рис. 1.3 показано вигляд і структуру електромеханічного шлагбаума, а на рис. 1.4 – гідравлічного.



Рис. 1.3. Електромеханічний шлагбаум



Рис. 1.4. Структура гідравлічного шлагбаума

Приклад технічних характеристик гідравлічного шлагбауму наведено у табл. 1.1.

Таблиця 1.1

**Приклад технічних характеристик гідравлічного шлагбауму**

Модель	620 STD	620 SR	620 RPD
Напруга живлення	230 В змінної напруги /50 Гц (60)		
Електродвигун	однофазний, двонаправлений		
Споживана потужність	220 Вт		
Споживана сила струму	1 А		
Швидкість обертання двигуна	1400 об./хв	2800 об./хв	1400 – 2800 об./хв
Розхід у масло насосі	0,75/1 л./хв.	3 л./хв.	1,5/2 л./хв.
Термозахист на обмотці двигуна	120°C	130 °C	120 °C
Фактичний крутний момент	0:200/0:150 Нм	-	0/100/0/80 Нм
Електронний пристрій сповільнення	Регулюється з кулачками		
Робоча температура	-40°C +55°C	-20°C +55°C	-20 °C +55°C
Маса	73 кг	80 кг	73 кг
Тип масла	ФААС НР		
Клас захисту	IP44		
Розміри, мм	350*170*1080	380*200*108 0	350*170*1080
Конденсатор запуску, $\mu\text{F}$ , В	8 $\mu\text{F}$ , 400 В	-	8 $\mu\text{F}$ , 400 В
Довжина стріли, м	$\geq 5$	$\geq 3$	$\geq 4$
Інтенсивність	70%	100%	100%

Для дистанційного відкриття шлагбаумів використовуються різні типи ключів, зокрема, виділяють дві групи: оригінальні та універсальні. Характерною особливістю оригінальних ключів є те, що у них інтегровано унікальні мікросхеми кодери, які генерують ідентифікатори. Ідентифікатори зчитуються мікроконтролером керування шлагбаумом і у випадку їх співпадіння, відбувається відкриття чи закриття шлагбаумів.



Універсальні ключі за принципом дії подібні до оригінальних, однак можуть генерувати ідентифікатори з набору незмінюваних унікальних ключів виробників шлагбаумів. Це означає, що радіокерування здійснюється на основі записаних унікальних ідентифікаторів різних пристроїв.

Приклад реалізації схеми керування гідравлічним шлагбаумом наведено на рис. 1.5.

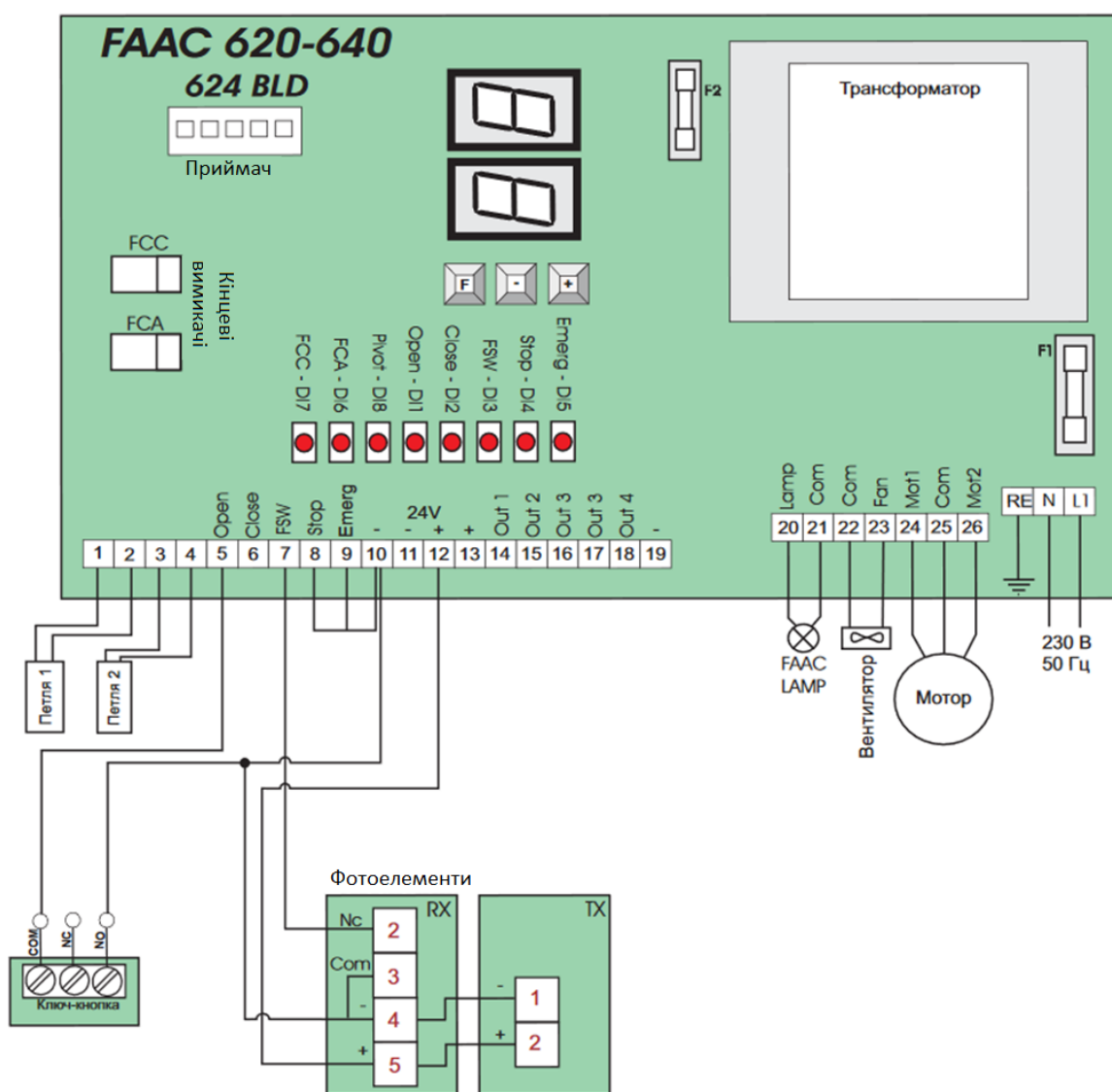


Рис. 1.5. Схема керування гідравлічним шлагбаумом

Режими функціонування гідравлічного шлагбаума на основі модуля керування 634 BLD наведено у табл. 1.2.

Таблиця 1.2

**Режими функціонування гідравлічного шлагбаума**

Світлодіод	Опис	Контакт замкнутий	Контакт розімкнутий
DI1	Відкрито	Подача команди	Команда не подається
DI2	Закрито	Подача команди	Команда не подається
DI3	FSW	Фотоелементи вільні	Промінь фотоелементу перерваний
DI4	Стоп	Команда не подається	Подача команди
DI5	Аварія	Команда не подається	Подача команди
DI6	FCA	Кінцевик вимкнений на відкриття шлагбауму	Кінцевик вимкнений, спрацювало відкриття шлагбауму
DI7	FCA	Кінцевик вимкнений на закриття шлагбаума	Кінцевик вимкнений, спрацювало закриття шлагбауму

Вимогами до встановлення шлагбаумів передбачено використання попередньо підготовленої бетонної площадки, або міцних металевих конструкцій, наприклад, стовпців або розпашних воріт. Підведення силових електричних кабелів та каналів електронного керування виконується у рукавах-гофрах чи металічній трубі, що мінімізує пошкодження при руйнуванні зони, яку перетинають автомобілі.

Таким чином, проведено аналіз основних видів, принципів функціонування автоматичних шлагбаумів, їх функціональних та структурних особливостей, що дало змогу визначити потенційні шляхи інтеграції до плат керування відеокамер. В подальшому необхідно провести аналіз зображень, одержаних з камер та провести аутентифікацію номерних знаків. Для цього проведемо аналіз методів і засобів, які дозволяють розв'язувати задачі комп'ютерного зору.

## 1.2. Аналіз особливостей процесу аутентифікації та методів розпізнавання об'єктів в області комп'ютерного зору

У загальному випадку, під терміном аутентифікація розуміють сукупність операцій і процедур для перевірки достовірності (справжності) деякого об'єкту.

Аутентифікація в інформаційних технологіях застосовується при використанні соціальних мереж, при організації доступу до електронної пошти користувача, при проведенні банківських операцій в системах інтернет-банкінгу та ряді інших сфер, де необхідно встановити справжність користувача чи операції. Окрім аутентифікації, часто вживають терміни ідентифікація та авторизація.

Відмінність аутентифікації від ідентифікації полягає в тому, що при виконанні останньої відбувається розпізнавання суб'єкту за його ідентифікатором, а авторизація, на відміну від аутентифікації, надає суб'єкту певні визначені права.

У даній роботі під терміном інтелектуальна аутентифікація будемо розуміти сукупність процедур ідентифікації номерного знаку автомобіля, перевірки його з даними у базі даних і прийняття рішення щодо підняття стріли шлагбаума у випадку наявності ідентичних даних про номерний знак.

Оскільки задача аутентифікації номерних знаків автомобілів передбачає розпізнавання образів, то можливе застосування методів штучного інтелекту у сфері комп'ютерного зору. При цьому завдання зводиться до розв'язку задач класичної автоматичної класифікації або регресії на основі систем комп'ютерного зору.

Розвиток комп'ютерного зору стимулюється науково-практичними досягненнями щодо ідентифікації та опрацювання зображень засобами комп'ютерної техніки і характеризується на сьогодні доволі високими показниками точності і робастності алгоритмів.

До задач комп'ютерного зору належать:

- методи і засоби одержання графічної інформації у цифровому вигляді;
- опрацювання зображень у відповідності до бізнес-задач;

- забезпечення максимальної точності і стійкості результатів опрацювання зображень;
- мінімізації апаратних і часових ресурсів для досягнення поставлених цілей.

Зображення автомобіля, в тому числі його номерного знаку, одержують з пристроїв відеокамер, що вимагає аналізу кадрів відеопотоку, з подальшим визначенням зони номерного знаку державної реєстрації і його розпізнавання. При цьому кадри відео потоку містять об'єкти різної природи, наприклад, сам автомобіль, елементи природних і штучних об'єктів, людей і т.п. Тому важливим завданням є визначення та виділення потрібних ознак автомобілів з подальшим розпізнаванням номерних знаків.

Безпосередній аналіз відеопотоку вимагає залучення значних обчислювальних ресурсів, тому для їх зниження необхідно проводити попереднього підготовку (препроцесинг) відеозображень без втрат інформації.

Одним з таких методів попереднього опрацювання відеоданих є метод Щепина. Суть даного методу полягає в тому, що будь-який контур (зовнішній або внутрішній) на кадрі зображення повинен бути розміщеним у лівому верхньому куті. Для кожної точки рамки визначають найближчих 8 сусідів. Після цього відбувається видалення точки у випадку істинності двох умов:

- точка не є краєм рамки або зображення;
- якщо після видалення точки, сусідні точки утворюють чітку множину.

Далі такий алгоритм застосовують для інших точок рамки, поки вони знаходиться на границі зображення. У результаті застосування такої процедури повинні залишитись лише базисні точки, а всі інші точки шарами видаляються із зображення.

Ще одним методом попереднього опрацювання зображень є метод скелетизації. Даний метод базується на основі підходу шаблонів і для отримання контуру необхідного об'єкту видаляє усі непотрібні частини зображення, що не відповідають параметрам заданого патерну. Будь-яка область, яка однозначно відповідає параметрам шаблону, виділяється у рамку, а точки центральної області

повинні бути видаленими. Така процедура виконується до тих пір, поки зображення не буде містити лише ті точки, які потрібно видалити.

Ще одним підходом до визначення об'єктів на зображенні є хвильовий метод. Суть даного методу полягає у побудові та аналізі шляху розповсюдження деякої сферичної хвилі на зображенні. Кожен наступний крок передбачає аналіз зсуву центру мас точок, які генерують нову хвилю. Алгоритм реалізації хвильового методу передбачає виконання наступних кроків:

- формування «скелету» зображення на основі сферичної хвилі;
- оптимізація одержаного результату на кроці 1.

Відслідковування ліній зображення проводиться шляхом спостереження за переміщенням центру відрізка, утвореного крайніми точками згенерованої хвилі. Після цього можна також застосувати алгоритми згладжування відрізків [1].

Методи розпізнавання зображень також умовно можна поділити на математичні (класична математика) і методи з використанням принципів штучного інтелекту.

Математичне представлення деякого об'єкту  $\Omega$  передбачає існування набору операторів  $\{D_1, D_2, \dots, D_N\}$ , які можна поставити у відповідність компонентам власного вектора  $X = (d_1, d_2, \dots, d_N)$ , що є вектором ознак об'єкта і  $d_i = D_i(\Omega)$ . При цьому для формування вектора ознак використовуються різні методи. у роботі [6] проведено порівняльний аналіз методів пошуку шаблону на зображенні: Лукаса-Канаді, Кіфера-Вольфовица і запропонованого алгоритму випадкової вибірки. Розроблений авторами алгоритм заснований на аналізі градієнта зображення.

Класичний градієнт аналізується на основі функціоналу мінімізації. Головна ідея полягає у тому, що пошук мінімуму виконується не послідовно, а випадково. Порівняння відбувається за критерієм якості, яким виступає кількість обчислень  $Q$ , що є аналогом інтенсивності пікселя шаблону. Застосування методу градієнта є більш продуктивнішим у порівнянні з іншими методами, але програє у точності визначення об'єкта на зображенні. Окрім цього, існує ймовірність попадання градієнта у локальний мінімум.

Метод гістограм [3], заснований на значенні функції інтенсивності і деякому геометричному описі варіацій цих значень на площині зображення. Метою розбиття зображення на гістограми є визначення колірних згустків за допомогою потужностей інтервалів, з яких складається функція інтенсивності. Після цього будується структурний граф, вершинами якого є колірні згустки, виявлені в інтервалах. Ідентичні за інтенсивністю згустки з'єднуються ребрами графа.

Пов'язані компоненти стають кандидатами на ідентифікований об'єкт на даному зображенні. Контурний аналіз, як метод розпізнавання об'єктів, зустрічається у багатьох роботах. Так, в одній з них порівняння по контуру відбувається на основі обчислення коефіцієнта кореляції та евклідової відстані. Спочатку описується контур об'єкта у вигляді послідовності координатних пар  $(x; y)$ . Потім кожна пара координат представляється у вигляді якогось комплексного числа і перетворюється за допомогою рядів Фур'є. Після цього розраховують коефіцієнт кореляції або евклідову відстань. Результати, наведені в [7] демонструють перевагу контурного аналізу над методом гістограм.

Задача розпізнавання номерних знаків автомобілів є однією із стандартних задач комп'ютерного зору. Програмне забезпечення, що постачається разом із системами відеоспостереження, в більшості випадків, пропонує функціонал розпізнавання автомобільних номерів. У той же час, існує безліч підходів до вирішення даного завдання. Найбільш поширеними є підходи, засновані на використанні шаблонів. Такі підходи пропонують передбачуваний і невеликий час виконання з низьким відсотком помилок.

Однак, на практиці такі підходи виявились мало ефективними у випадку, коли постає необхідність розпізнати автомобільний номер, який може перебувати у непередбачуваному місці, бути набраний нестандартним шрифтом і на нестандартному фоні без дотримання жорсткого формату. Такі, наприклад, номери автомобілів в США. Одним із способів збільшити ефективність і якість розпізнавання таких номерів, є використання нейронних мереж. Передбачається, що використання нейронних мереж може істотно підвищити якість розпізнавання. Однак, використання нейронних мереж пов'язане зі складністю їх навчання і часто

виявляється менш продуктивною, ніж використання методів шаблонів. Актуальним є дослідження застосування згорткової нейронної мережі, яка навчена на базі даних MNIST (Mixed National Institute of Standards and Technology) та інших відкритих джерел.

### 1.3. Аналіз засобів підтримки та розробки інтелектуальної аутентифікації номерних знаків автомобіля

Аналіз літературних джерел та публікацій у мережі Інтернет показав, що на сьогодні існує декілька проектів open source бібліотек, що використовуються при розпізнаванні номерних знаків автомобілів, які реалізовані різними мовами програмування.

Одним з таких проектів є Opos, що реалізований засобами мови C #, а його вихідний код можна побачити, перейшовши за адресою <http://opos.codeplex.com> [7]. Аналіз вихідного тексту програми показав, що при розпізнаванні номера автомобіля використовується бібліотека комп'ютерного зору OpenCV, а при, власне, розпізнаванні символів номера – обгортка C # над бібліотекою OCR CuneiForm - Puma.NET [7]. До недоліків даної бібліотеки належить те, що одержані з камери зображення при подальшій передачі в Puma.NET спочатку зберігаються на локальному диску. Це ускладнює та сповільнює її використання для систем реального часу.

Ще один проект для розпізнавання номерних знаків JavaANPR, який доступний за URL-адресою <http://javaanpr.sourceforge.net> [8]. Важливою перевагою цієї бібліотеки є її кросплатформність. Окрім цього, усі алгоритми написані на Java без використання нативних бібліотек, що доволі спрощує використання. По аналогії цю бібліотеку з невеликим доопрацюванням можна використовувати на пристроях під управлінням ОС Android. Швидкість розпізнавання однієї картинки з автомобільним номером становить 0,2 – 0,8 с, що дозволяє використовувати її в системах реального часу. Бібліотека дуже добре документована. У випадку

зашумлених зображень або з поганою освітленістю, бібліотека іноді дає не достовірні результати.

Інший проект, який також реалізований мовою C# – Automatic License Plate Recognition [9]. Вихідний програмний код доступний за адресою <http://sourceforge.net/projects/licenseplate> [9]. До складу даного проекту входять дві бібліотеки – Emgu [9], що використовується для пошуку номера авто, а також tessnet – для розпізнавання автомобільного номера. Серед переваг даної бібліотеки є те, що вона працює з кириличними знаками. Серед недоліків можна відзначити відсутність прикладів застосування бібліотеки для систем близьких до реального часу.

Існує також ще кілька проектів в мережі Інтернет, які в тій чи іншій мірі є завершеними. Багато з них використовують бібліотеку комп'ютерного зору OpenCV і бібліотеку tesseract OCR. Хоча деякі бібліотеки використовують свій алгоритм розпізнавання символів - наприклад, JavaANPR. Як правило, ці алгоритми засновані на нейронних мережах, або на аналізі контурів символів. Варто зазначити, що алгоритми, засновані на нейронних мережах можуть бути чутливими до вибору шрифту. Найефективнішим рішенням, очевидно, було використання бібліотеки OpenCV для локалізації номера і бібліотеки Tesseract OCR для розпізнавання номера. Цей підхід дозволить найбільш гнучко використовувати весь потенціал цих бібліотек. OpenCV написана на мові програмування C і добре оптимізована для використання в системах реального часу. Tesseract OCR в даний час є найкращою відкритою бібліотекою для розпізнавання символів, володіє хорошою швидкістю роботи і добре документована.

Відносно готових рішень щодо розпізнавання номерних знаків і керування автоматичним шлагбаумом є реалізація програмного комплексу фірмою SoftServe Smart Gate. Як зазначає О. Гурбич (Senior Data Scientist), до реалізації системи розумного шлагбауму було залучено трьох фахівців: інженера з машинного навчання, Python розробника та Front End розробника. Основою системи Smart Gate є реалізовані алгоритми, які використовують принципи машинного навчання, зокрема комп'ютерного зору. Для функціонування такої системи при в'їзді на



територію фірми встановлено IP-камери таким чином, щоб можна було захопити зображення номерних знаків автомобілів.

Після цього обраний розробниками алгоритм YOLO здійснює пошук на зображенні, одержаного з камери, номерного знаку. Далі виконується його виділення й розвертання у перспективу (perspective transform).

Для одержання символів використовується бібліотека Tesseract, що виконує оцифрування номерного знаку. У результаті таких процедур одержують текстове представлення номера авто. Постопрацювання результатів оцифрування передбачає виконання перевірки відповідності шаблону українських номерних знаків і видалення результатів низької точності. На рис. 1.6 наведено спроектовану фахівцями архітектуру [8].

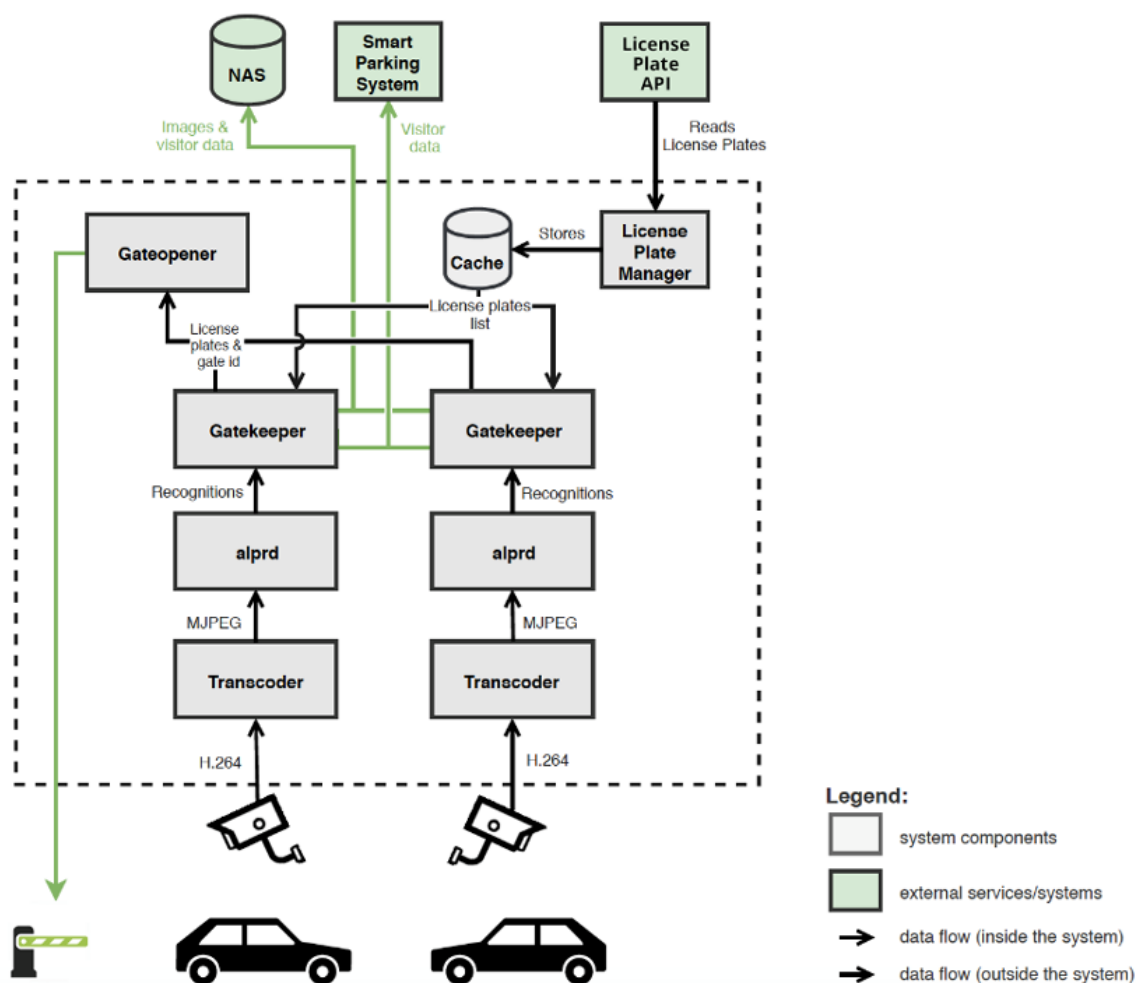


Рис. 1.6. Архітектура системи керування автоматичним шлагбаумом фірми SoftServe

У випадку успішного розпізнавання номерного знаку автомобіля та встановлення відповідності з існуючими записами у БД, контролер Raspberry Pi, який вмонтований у шлагбаум, виконує піднімання стріли протягом 1-2 с.

Усі зображення, які одержані з камер, зберігаються у кешах програмного комплексу. До недоліків роботи системи відносять погане розпізнавання у темну пору доби та у випадку забрудненості номерних знаків.

Важливими результатами, які одержано у даному розділі є наступні:

1. Проведено аналіз функціонування автоматичних шлагбаумів, їх структурні особливості і технічні характеристики, що дало змогу визначити потенційні шляхи впровадження системи інтелектуальної аутентифікації для забезпечення процесу управління циклами піднімання та опускання стріли на основі розпізнавання номерних знаків автомобілів.

2. Досліджено особливості процесу аутентифікації та методів розпізнавання зображень, що дало змогу обґрунтувати доцільність застосування методів машинного навчання, зокрема згорткових нейронних мереж, для розв'язання задач інтелектуального керування автоматичним шлагбаумом.

3. Проаналізовано існуючі програмні засоби та бібліотеки, які можна використати при розробці системи керування автоматичним шлагбаумом, що дало змогу визначити їх переваги і недоліки в контексті кросплатформності, точності розпізнавання та перетворення зображення номерного знаку у текст.

## РОЗДІЛ 2

## ОБГРУНТУВАННЯ ТА ПОБУДОВА МОДЕЛІ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ АВТОМОБІЛЯ

## 2.1. Обґрунтування класу моделей згорткових нейронних мереж при розпізнаванні номерних знаків автомобілів

CNN (Convolution Neural Network) представляє собою особливий вид моделі нейронної мережі, що була запропонована LeCun і ефективно використовується для розпізнавання зображень. Така структура нейронної мережі здійснила великий вклад у процес класифікації та пошуку зображень [9], виявлення цілей та ознак об'єктів [10]. Deep CNN зменшує розміри зображення, але збільшує кількість прихованих шарів (згортковий шар і шар вибірки), дозволяє одержати розріджені характеристики зображення у низькорозмірному просторі. Через розподіл ваги CNN має набагато менше нейронів і параметрів, тому легше навчається. Дана структура нейронної мережі взята з біологічної структури мозку щодо сприйняття людиною зображень. На рис. 2.1 показано сприйняття зображень мозком людини.

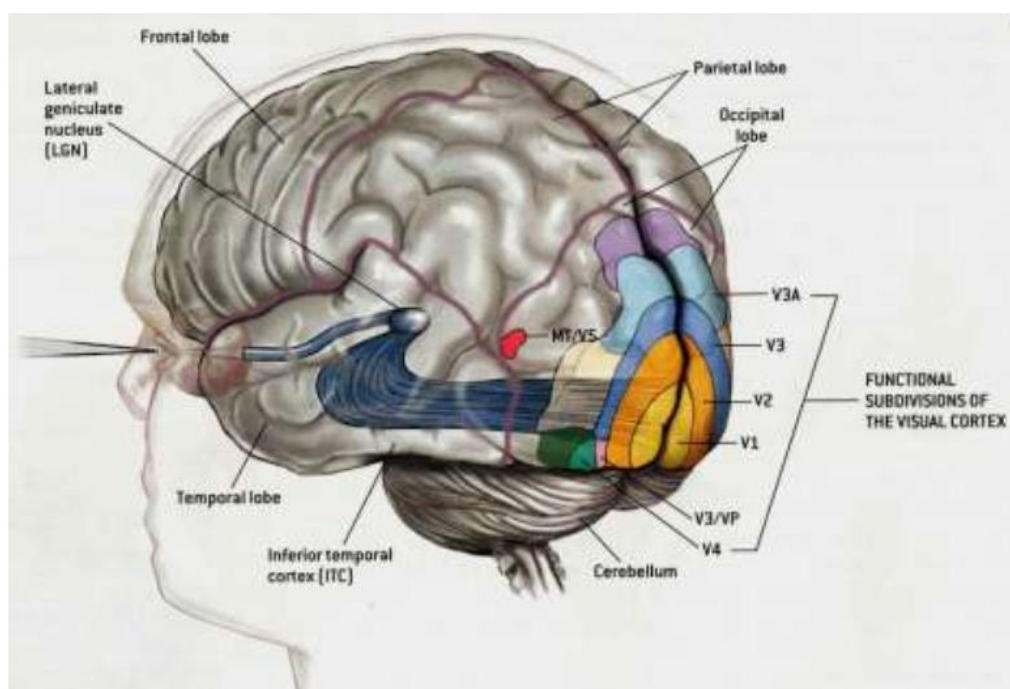


Рис. 2.1. Сприйняття зображень мозком людини

Як видно з рис. 2.1 людина сприймає зображення через зорові аналізатори очі. Після цього сигнал передається на потиличну ділянку мозку, де показано, як через шари дане зображення трансформується і попадає у кору головного мозку. У результаті такого процесу людина здатна «зрозуміти» який об'єкт вона бачить. Потік сукупності безперервних зображень формує здатність бачити реальний світ.

На рис. 2.2 схематично перехід між шарами і трансформацію зображень, які сприймає людина через зорові аналізатори.

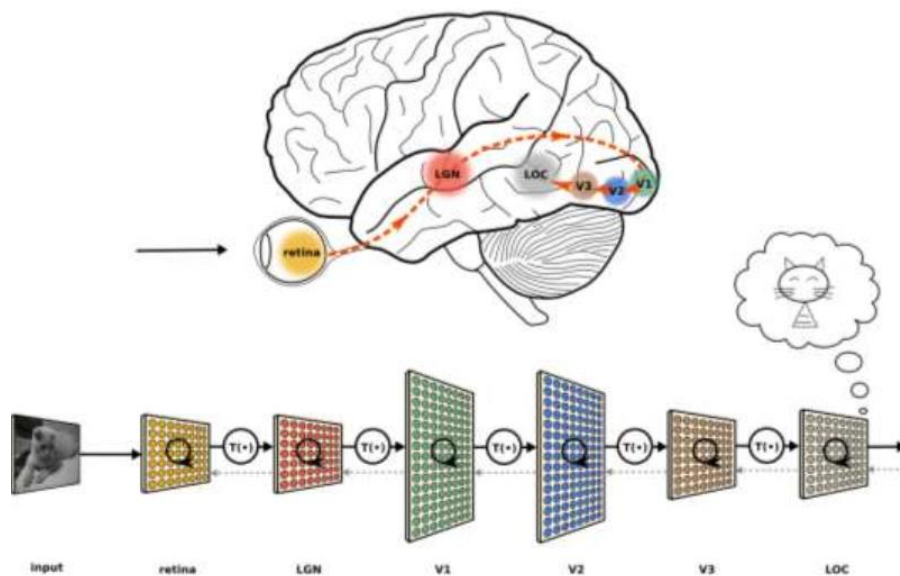


Рис. 2.2. Біологічна та штучна структура згорткової нейронної мережі

Як видно з рис. 2.1 і рис. 2.2,  $V_1$  і  $V_2$  беруть участь в основних візуальних процесах,  $V_3$  і  $MT/V_5$  – визначають динаміку зображення,  $V_3/VP$  – відповідають за сприйняття форми об'єкта, а  $V_4$  – відповідають за сприйняття кольорів.

Розглянемо приклад двовимірної згорткової мережі або по іншому двовимірної згортки. Двовимірна згортка (2D convolution) представляє собою просту операцію, суть якої полягає в тому, що вікно певного розміру з випадково ініціалізованими вагами ковзає по двовимірному зображенні. Поелементно виконується операція множення над тією частиною вхідних даних, над якою воно в конкретний момент часу знаходиться вікно, а після цього виконується операція суми всіх одержаних значень в один вихідний піксель. Вікно (kernel, ядро)

повторює цю процедуру з кожною локацією, над якою воно "ковзає", перетворюючи двовимірну матрицю в іншу таблицю ознак.

У даному випадку, ознаки на виході представляються у вигляді зважених сум ознак на вході. Розташування цих ознак міститься дуже близько до того місця в якому знаходиться вихідний піксель вхідного шару.

Потрапляння вхідної ознаки не залежить від того, чи знаходиться вхідна ознака у місці розташування пікселя. Піксель визначається у відповідності до його місця розташування у рамках вікна. У такому випадку, розмір вікна ЗНМ встановлює кількість ознак, які в подальшому будуть об'єднані і в результаті одержують нову ознаку. Для прикладу, нехай маємо набір вхідних ознак розміром  $5 * 5$  (25 ознак), а на виході потрібно одержати  $3 * 3$  (9 ознак). Стандартний повнозв'язний шар міститиме та описуватиметься матрицею ваг розміром  $25 * 9$  параметрів і будь-яка вихідна ознака представлялась би у вигляді зваженої суми усіх ознак вхідного шару. Згортка забезпечує виконання операції за 9-ма параметрами. Приклад структури згорткової нейронної мережі для класифікації зображення наведено на рис. 2.3.

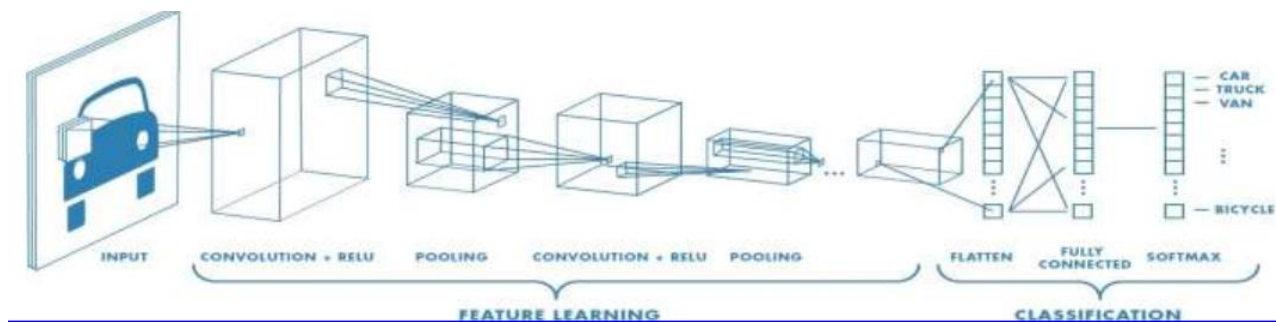


Рис. 2.3. Приклад структури згорткової нейронної мережі в режимі класифікатора

При використанні згорткової нейронної мережі використовуються дві техніки Padding і Striding. У процесі ковзання фільтра (рис. 2.4) краї зображення по суті обрізаються, перетворюючи матрицю ознак розміром  $5 * 5$  у матрицю  $3 * 3$ . Крайні пікселі ніколи не потрапляють у центр ядра. Це зовсім не ідеальний варіант, оскільки необхідно, щоб розмір на виході дорівнював вхідному розміру.

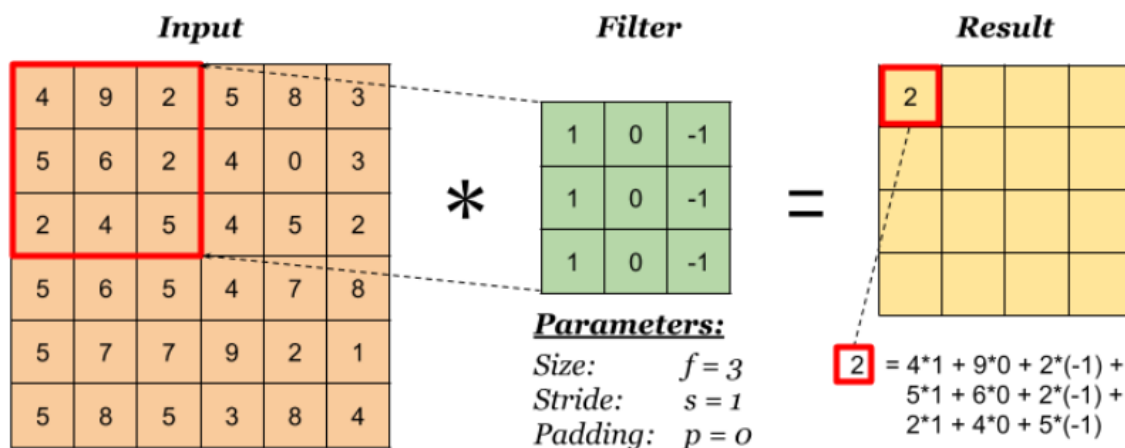


Рис. 2.4. Операція згортки

Padding додає до країв підроблені (fake) пікселі (зазвичай нульового значення, внаслідок цього до них застосовується термін "нульове додавання". Таким чином, вікно при ковзанні дозволяє не штучним пікселям потрапляти у центр вікна, а потім переміщатися на несправжні пікселі за межами краю зображення, створюючи вихідну матрицю того ж розміру, що й вхідна.

Часто буває, що при роботі із згортковим шаром, потрібно отримати вихідні дані меншого розміру, ніж вхідні. Це зазвичай необхідно у мережах, де кількість просторових розмірів зменшується при збільшенні кількості каналів. Один із способів досягнення цього - використання субдискретизованих шарів (pooling layer), наприклад, приймати середнє / максимальне значення кожної гілки розміром  $2 * 2$ , щоб зменшити всі просторові розміри в два рази. На рис. 2.5 показано зменшення розмірності у pooling шарі із застосування функції максимізації.

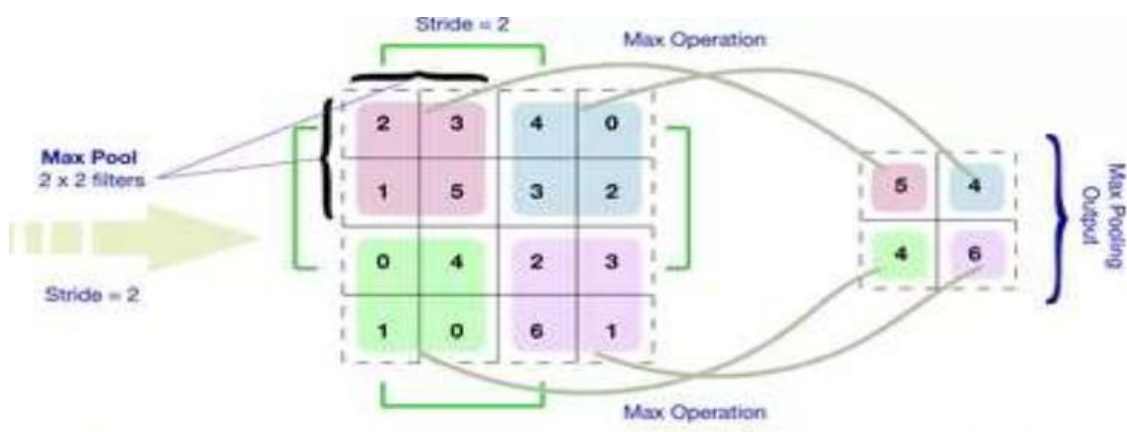


Рис. 2.5. Max pooling шар

Ще один спосіб домогтися зменшення розмірності зображення – застосування *stride*. Ідея *stride* полягає в тому, щоб пропустити деякі області, над якими ковзає вікно. У випадку, коли *stride*=1, то це означає, що беруться елементи вікна через піксель, тобто кожне проходження є стандартною згорткою. Якщо *stride*=2 то вікно формується через кожні два пікселя, пропускаючи всі інші значення і тим самим зменшуючи їх кількість приблизно у 2 рази. Більш сучасні нейронні мережі представлені архітектурою ResNet, повністю відмовляються від субдискретизованих шарів у внутрішніх шарах на користь згорток.

## 2.2. Параметри згорткових мереж

Операція згортки представляє собою лінійне перетворення. Розуміючи принцип та алгоритм функціонування згорткового шару, все рівно залишаються відкритими питання його зв'язку з нейронною мережею прямого поширення. Також поки що немає відповіді на питання щодо здатності до масштабування цього лінійного перетворення і його переваги та ефективності при роботі із зображеннями.

Припустимо, що на вхід згортки потрапляє зображення розміром  $4 \times 4$ , і його необхідно перетворити у карту  $2 \times 2$ . У випадку використання нейромережі прямого поширення, зображення на вході розміром  $4 \times 4$  необхідно перетворити у вектор, які містить 16 компонент. Після цього він подається через повнозв'язний шар з 16 входами і 4 виходами. Матрицю синаптичних ваг при цьому можна представити наступним чином

$$\begin{bmatrix} w_{1,1} & \dots & w_{1,16} \\ \dots & \dots & \dots \\ w_{4,16} & \dots & w_{4,16} \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

$w_{i,j}$  – ваги при пікселів, одержані при перемноженні матриць інтенсивності пікселів та фільтра,  $i = 1..4, j = 1..16$ .

Згорткові операції з вікнами (ядрами) є лінійними перетвореннями з еквівалентною матрицею переходу. Якщо використати деяке ядро  $K$  розміром  $3 * 3$  на видозміненому вході, що має розмір  $4 * 4$ , то для того, щоб отримати вихід  $2 * 2$ , еквівалентна матриця переходу буде мати наступний вигляд

$$\begin{bmatrix} k_{1,1} & k_{1,2} & k_{1,3} & 0 & k_{2,1} & k_{2,2} & k_{2,3} & 0 & k_{3,1} & k_{3,2} & k_{3,3} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & k_{1,1} & k_{1,2} & k_{1,3} & 0 & k_{2,1} & k_{2,2} & k_{2,3} & 0 & k_{3,1} & k_{3,2} & k_{3,3} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & k_{1,1} & k_{1,2} & k_{1,3} & 0 & k_{2,1} & k_{2,2} & k_{2,3} & 0 & k_{3,1} & k_{3,2} & k_{3,3} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & k_{1,1} & k_{1,2} & k_{1,3} & 0 & k_{2,1} & k_{2,2} & k_{2,3} & 0 & k_{3,1} & k_{3,2} & k_{3,3} \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

Для таблиці, що містить 64 елементи даних важливими є лише 9 параметрів, які використовуються по декілька разів. Кожен вихідний вузол отримує тільки певну кількість входів. Немає ніякої взаємодії з іншими входами, так як вага для них дорівнює 0.

Корисно представляти згорткові операції як hard операцію для вагових матриць. Наприклад, коли необхідно використати попередньо навчену модель для класифікації зображень, то можна використовувати її параметри як ргіор, як екстрактор образів для останнього повнозв'язного шару. В загальному випадку, структуру згорткової нейронної мережі за шарами показано на рис. 2.6.

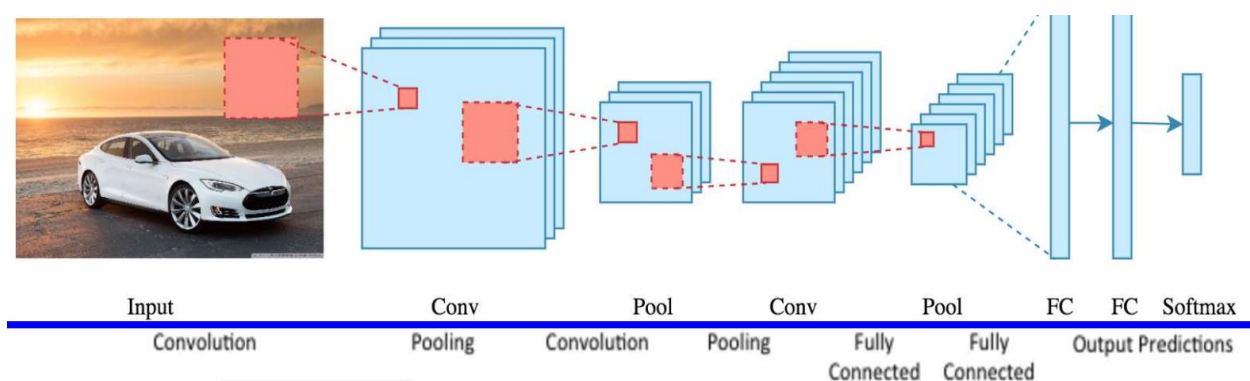


Рис. 2.6. Типова структура нейронної мережі за шарами

Як видно з рис. 2.6 вхідне зображення подається на згортковий шар. Пікселі кольорового зображення формують три карти ознак у згортковому шарі, які описують інтенсивність кожного кольору: червоний, зелений, синій. Після цього



формується pooling шар, що дає змогу визначити важливі ознаки та зменшити розмірність карти ознаки. При цьому формування pooling шару може виконуватись із застосуванням предиката максимізації або середнього значення. В такому випадку до шару вживають термін MaxPooling або AveragePooling.

Після цього процедури повторюються стільки разів, скільки передбачено створеною архітектурою. Окрім згорткових і pooling шарів використовується Flatten шар, який виконує трансформацію матриці у вектор. На рис. 2.7 показано принцип функціонування цього шару.

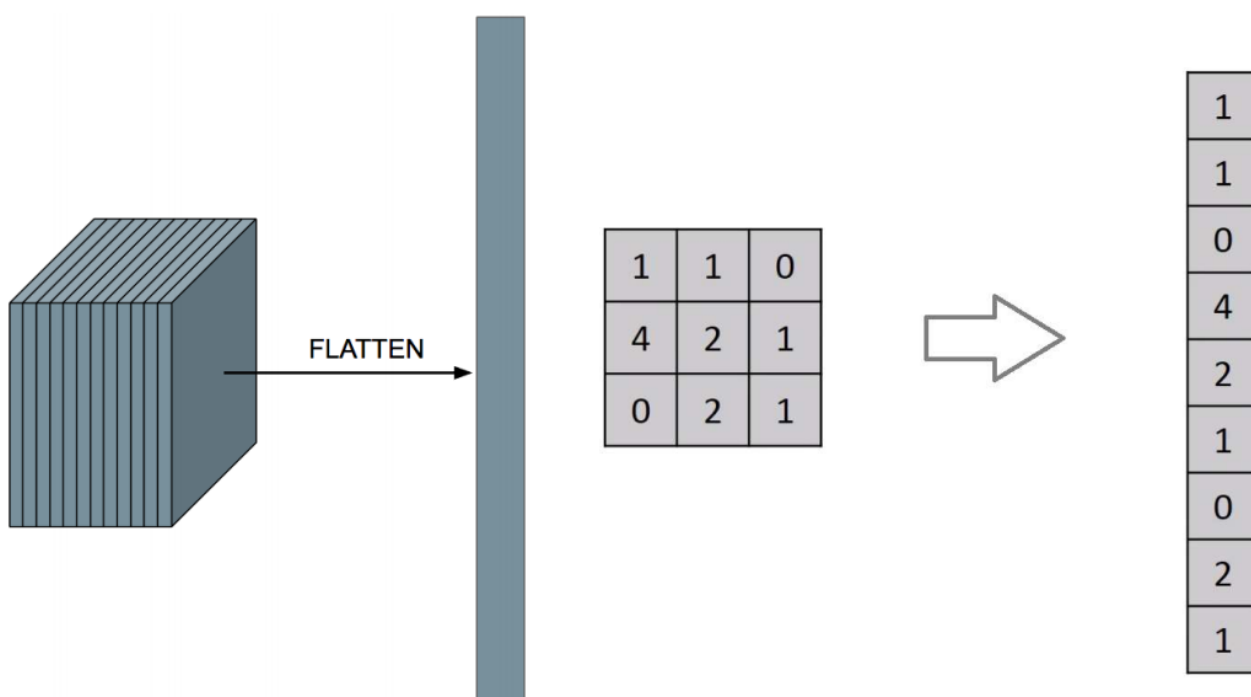


Рис. 2.7. Шар Flatten

Сукупність шарів та операцій, які виконуються включно із шаром Flatten формують частину добування ознак зображення, так званий features extraction. Результати features extraction можуть подаватись на багат шаровий прецептрон або інший estimator, який вже виконує безпосередню класифікацію чи розв'язує задачу регресії. На рис. 2.8 показано структуру одного згорткового шару.

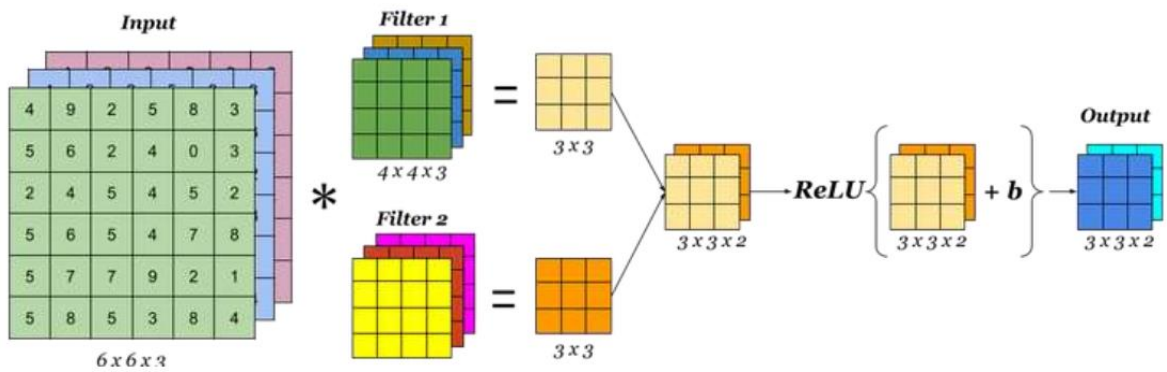


Рис. 2.8. Структура згорткового шару нейронної мережі

Приклад щодо алгоритму і результатів опрацювання зображення окремими шарами показано на рис. 2.9.

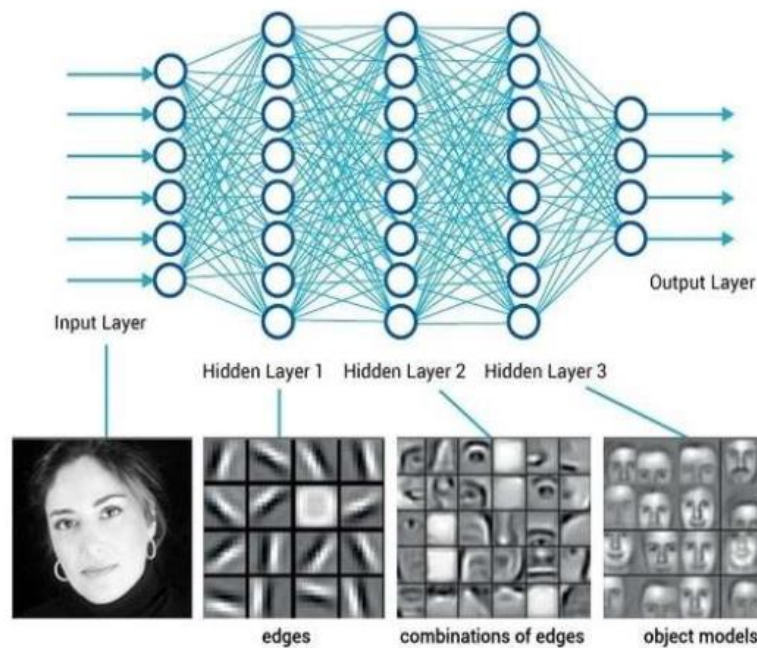


Рис. 2.9. Результати опрацювання зображення шарами згорткової нейронної мережі

Процес навчання та формування вхідних наборів даних та навчання згорткової нейронної мережі вимагає значних часових і фінансових витрат. Тому іншим шляхом, який дозволяє уникнути таких проблем є застосування підходу, що ґрунтується на використанні уже готових архітектур для розпізнавання зображень,

які розроблені гігантами у сфері інформаційних технологій, зокрема Google, Facebook, IBM та інші. Такий підхід носить назву Transfer Learning. Концептуально це є передача знань від одного об'єкта до іншого (рис. 2.10).



Рис. 2.10. Принцип Transfer Learning

Transfer Learning є більш ефективним методом побудови нейронної мережі у порівнянні з випадково ініціалізованими значеннями вікна, оскільки забезпечує оптимізацію параметрів останнього fully connected шару. Це в свою чергу дає змогу значно підвищити продуктивність виконання задач на невеликому наборі даних.

Суть Transfer Learning полягає в тому, що можна використати архітектуру існуючої нейронної мережі, яка вже є попередньо навченою. При цьому, окрім архітектури можна використати значення синаптичних ваг і/або використати повністю новий набір зображень чи довчити на існуючих даних. На рис. 2.11 показано суть Transfer Learning.

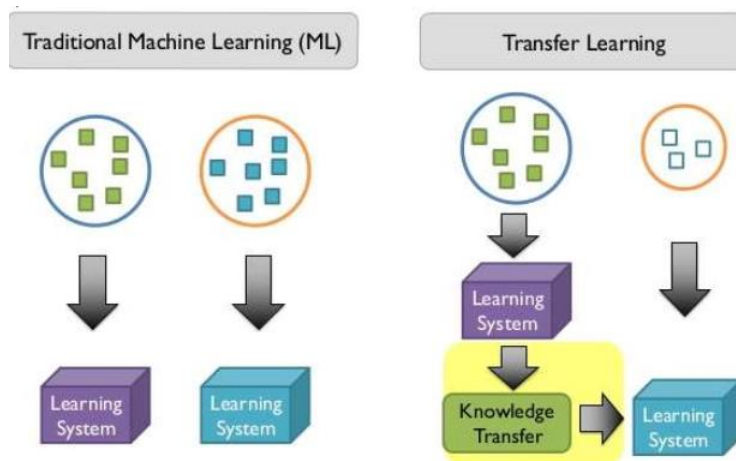


Рис. 2.11. Порівняння традиційного машинного навчання з Transfer Learning

У прикладі, який раніше був приведений у даному розділі, при Transfer Learning немає необхідності проводити оптимізацію усіх 64 параметрів, оскільки більшість з них є нулями, а решту параметрів перетворюються у загальні. Тобто кількість оптимізаційних параметрів замість 64 становить 9.

Ефективність Transfer Learning забезпечує перехід від 784 входів у MNIST до карт зображень розміром  $224 * 224 * 3$ , а це  $> 150\,000$  вхідних параметрів. Шар для зменшення на половину вхідних ознак (75 000), як і раніше потребує понад 10 млрд параметрів. ResNet-50 має близько 25 млн. параметрів. Таким чином, фіксування деяких параметрів рівними нулю і їх зв'язування підвищує ефективність.

### 2.3. Архітектура AlexNet моделі згорткової нейронної мережі

AlexNet представляє собою згорткову нейронну мережу, яка простимулювала розвиток методів і засобів машинного навчання, особливо в частині комп'ютерного зору. Реалізація архітектури нейронної мережі дозволила стати переможцем конкурсу ImageNet LSVRC-2012 щодо розпізнавання зображень.

Структурні особливості AlexNet подібні до Yann LeCun мережі LeNet. Проте існують відмінності щодо кількості фільтрів на шарах та кількості інтегрованих згорткових шарів. На рис. 2.12 показано типову архітектуру мережі AlexNet.

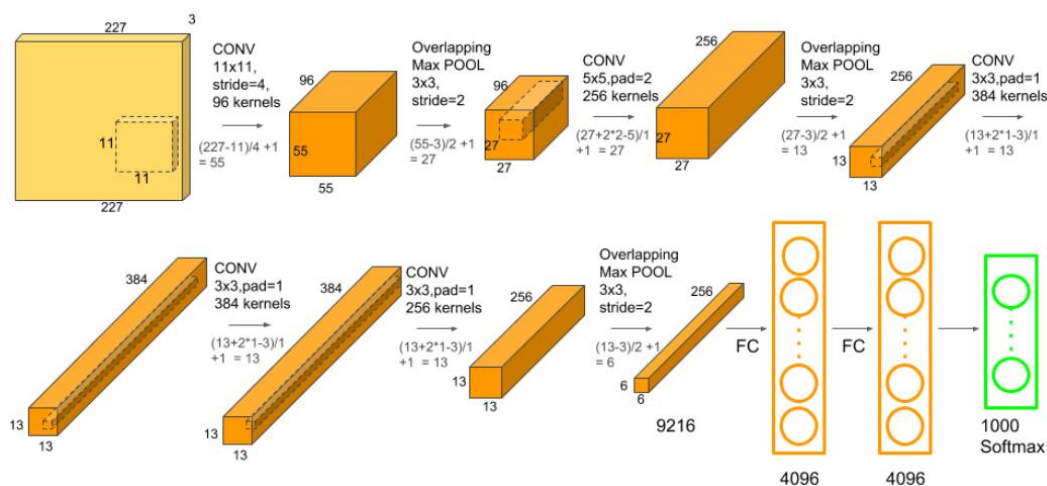


Рис. 2.12. Типова архітектура мережі AlexNet

До складу мережі входять:

- згорткові шари;
- шари MaxPooling;
- dropout шари;
- flatten шар;
- relu функції активації;
- градієнтний стохастичний спуск.

Для забезпечення нелінійності, в якості функції активації у мережі AlexNet використовується Relu замість арктангенса. Це обгрунтовано тим фактом, що при однаковому рівні точності, Relu забезпечує продуктивність у 6 разів вищу.

Застосування dropout замість регулярних виразів забезпечує розв'язання проблеми перенавчання нейронної мережі, хоча при цьому час навчання зростає майже у 2 рази.

Зменшення розмірності нейронної мережі досягається за рахунок використання maxpooling шарів, що в свою чергу забезпечують зменшення кількості помилок першого і п'ятого шарів на 0,4% та 0,3% відповідно.

AlexNet використовує набори даних з ImageNet, що містить 15 млн. розмічених зображень високої роздільної здатності. Зображення категоризовані на 22 тис. класів та одержані з мережі Інтернет, позначені в ручний спосіб з використанням Amazon's Mechanical Turk. Більш детальна архітектура мережі AlexNet наведена на рис. 2.13.

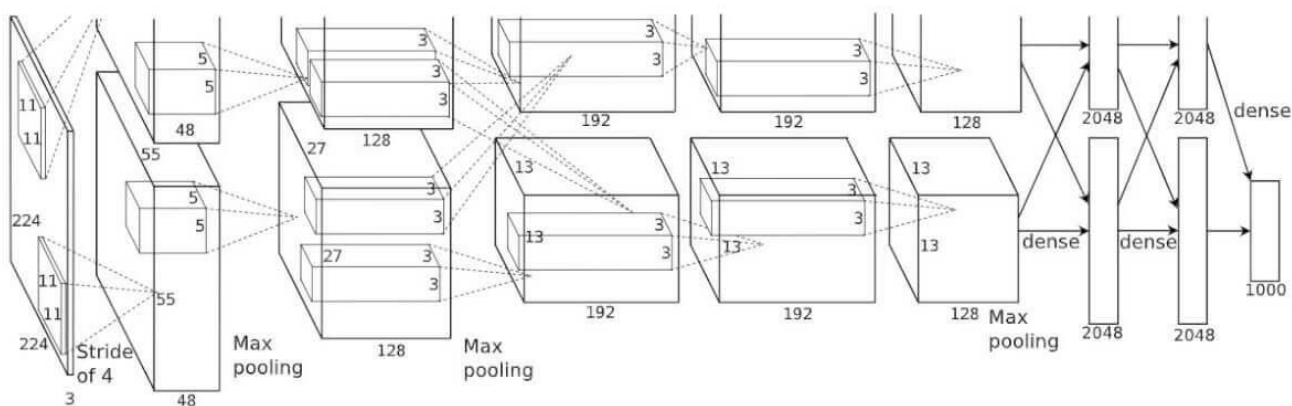


Рис. 2.13. Детальна архітектура мережі AlexNet

AlexNet складається з восьми шарів, для кожного з яких передбачений свій ваговий коефіцієнт. Перші 5 шарів представляють собою згортки, а решта є повнозв'язними – fully connected шарами. Результуючі дані одержують із застосуванням функції втрат softmax. Дана функція виступає в ролі класифікатора і формує розподіл, що містить 1 тис. міток класів.

Мережа виконує операцію максимізації багатолінійної логістичної регресії. Це є еквівалентним максимізації середнього значення за всіма навчальними вибірками логарифму ймовірності правильного маркування з розподілу математичного сподівання.

Ядра 2, 4 і 5 згорткових шарів пов'язані тільки з тими feature maps ядра попереднього шару, які знаходяться на одному і тому ж графічному процесорі.

Ядра 3-го згорткового шару є зв'язаними з усіма feature maps ядер 2-го шару. Нейрони у повнозв'язних шарах мають зв'язки зі всіма нейронами попереднього шару.

Таким чином, до складу AlexNet входить 5 згорткових шарів і 3 fully connected. Функція активації Relu застосовується після кожного згорткового і повнозв'язного шару. Dropout шар у мережі Alex Net використовується перед першим і другим повнозв'язними шарами.

В загальному випадку мережа складається з 62,3 млн параметрів і затрачає 1,1 млрд обчислень при прямому проході. Згорткові шари, на які припадає 6% всіх параметрів продукують 95% обчислень. Навчання AlexNet складає 90 епох. У випадку одночасного використання двох графічних процесорів Nvidia Geforce GTX 580, навчання мережі AlexNet займе приблизно 6 днів. Тому мережу ділять на дві частини. При навчанні використовуються стохастичний градієнтний спуск з такими параметрами:

- швидкість навчання – 0,01;
- імпульс – 0,9;
- розкладання вагових коефіцієнтів 0,0005.

При досягненні необхідної точності і стійкості результатів навчання мережі, значення параметра швидкості навчання ділиться на 10 і таким чином тричі знижується протягом епох навчання.

Оновлення значень вагових коефіцієнтів проводить за формулою:

$$v_{i+1} = 0.9 * v_i - 0.0005 * \varepsilon * \omega_i - \varepsilon * \left\langle \frac{dL}{d\omega} \Big|_{\omega_i} \right\rangle_{D_i} \quad (2.3)$$

$$\omega_{i+1} = \omega_i + v_{i+1} \quad (2.4)$$

де  $i$  – номер ітерації;

$v$  – змінна імпульсу;

$\varepsilon$  – швидкість навчання.

Протягом усього етапу навчання швидкість навчання стала і однакова для усіх фрагментів даних.

У всій моделі AlexNet функція навчання виконується у згортковому шарі з двома каналами, які досліджуються окремо один від одного. Вони перетинаються лише в третьому шарі добування ознак. Перший повністю зв'язаний шар є перехресним змішуванням для ознак двох груп відповідно, а потім наступний повністю зв'язаний шар повторює виконання операції, поки останній повністю зв'язаний шар не об'єднається з ознаками двох груп разом, щоб отримати 4096-мірний векторний вектор .

Модель Alex-Net повинна застосовувати відповідні методи, щоб пришвидшити навчання та запобігти перенавчанню через складну структуру, множину параметрів навчальної вибірки та велику кількість даних. Тому AlexNet будує модель шляхом безпосереднього використання нелінійності випрямленого лінійного блоку (ReLU) у структурах даних, щоб зробити ініціалізований метод більш відповідним теорії, і почати навчати мережу безпосередньо з початкової точки для підвищення швидкості навчання.

Локальна нормалізація відповіді (LRN) може бути виконана в процесі, який називається операцією "майже придушення", що може ефективно покращити ефективність узагальнення моделі шляхом нормалізації локальних областей вхідних даних.

На рис. 2.14 показано модифіковану архітектуру нейронної мережі для розпізнавання номерних знаків автомобілів на базі попередньо навченої мережі AlexNet.

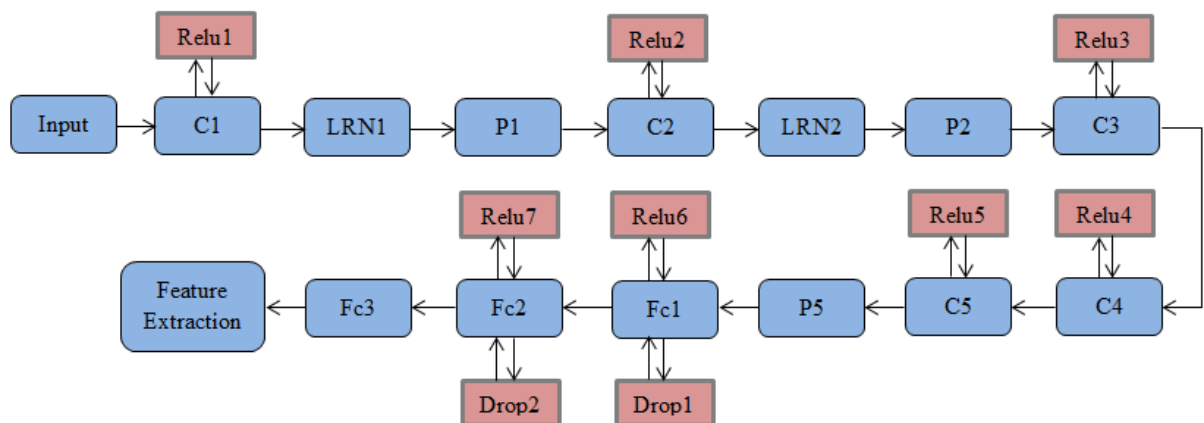


Рис. 2.14. Архітектура нейронної мережі інтелектуального розпізнавання номерних знаків автомобілів

Що стосується даних, то pooling шар завершується у випадку перетворень, коли вихідне зображення трансформується додаванням множини даних, одночасно підвищуючи інтенсивність RGB-каналів у навчальних зображеннях, щоб запобігти явищу перенавчання. Для покращення робастності у повнозв'язних шарах використано метод регуляризації Dropout, тому навчання прихованого шару не залежить від особливостей верхнього шару.

Вхідний шар, спроектованої на базі AlexNet мережі, містить зображення розміром  $256 * 256$ . Алгоритм препроцесингу вхідних даних виконується наступним чином: випадковим чином накладається фільтр розміром  $224 \times 224$  з чотирьох кутів та центрального розташування зображень. Після цього горизонтальні відбиття проводяться на п'яти  $224 \times 224$  зображеннях, отже, усього



десять карт. Нарешті, кожне зображення з десяти патчів вибирається для подачі на навчальну мережу, які використовуються як вхідне зображення.

Шар С1 – це перший згортковий шар добування об'єкта у якому одержують 96 карт об'єктів розміром  $55 \times 55$ . Насправді його отримують, використовуючи згорткове ядро розміром  $11 \times 11$ . Оскільки розмір рецептивного поля нейрона визначається розміром згорткового ядра, ідеальним розміром згорткового ядра є виділення ефективних локальних особливостей в діапазоні згорткового ядра із здатністю репрезентації. Тому правильне налаштування згорткового ядра є дуже важливим для добування ефективних характеристик зображення та покращення продуктивності згорткової нейронної мережі. С1 фільтрує вхідне зображення  $224 \times 224$  із 96 згортковими ядрами розміру  $11 \times 11$  з кроком 4 пікселі частоти дискретизації, а саме згорткове ядро розподіляється по кожній одиниці розміру  $11 \times 11$ . Зрештою, одержують 96 функціональних карт розміром  $(224 / 4 - 1) \times (224 / 4 - 1) = 55 \times 55$ .

Шар MaxPooling (P1) – це перший шар, який має 96 карт розміром  $27 \times 27$ . Процес об'єднання полягає у виборі максимуму в кожній з областей об'єднання як значення площі після об'єднання. У цьому шарі вибирається шар максимального об'єднання в області  $3 \times 3$ , щоб контролювати швидкість зменшення розмірності, оскільки зменшення розмірності зменшується експоненціально, швидкість падає швидше, що означає, що характеристики зображення є більш грубими, і багато деталей зображення втрачаються згодом.

Оскільки шар MaxPooling має область розміром  $3 \times 3$ , тоді як крок зсуву 2, тому отримують перекриття об'єднання. Ця схема зменшує коефіцієнт помилок топ-1 та топ-5 на 0,4% та 0,3% відповідно, порівняно зі схемою без перекриття, видає вихід еквівалентних розмірів.

Згортковий шар (С2) – шар добування, який має багато подібного до С1, хоча існують деякі відмінності. С2 бере, як вихідний сигнал, вихід першого згорткового шару і фільтрує його за допомогою 256 згорткових ядер розміром  $5 \times 5$  з кроком 1 піксель, і дає можливість отримати 256 карт розміром  $27 \times 27$ . У шарі С1 рецептивне поле кожного нейрону еквівалентне вихідному зображенню розміром

33 × 33. Тепер шар C2 використовує ядро 5 × 5 для згортки, щоб сприйнятливі поля нейронів ще більше посилювались, що еквівалентно вихідному зображенню розміром 165 × 165. Кожна карта об'єктів у C2 отримується не безпосередньо шляхом об'єднання в шарі P1, а шляхом комбінування декількох або всіх карт об'єктів у P1 як вхід для повторної згортки. Причиною цього є те, що малозв'язаний механізм підтримує кількість підключень в «розумному» діапазоні. Інший полягає в тому, що асиметрія мережі дозволяє різним комбінаціям добувати різні ознаки.

Решта згорткові шари та шари об'єднання мають однаковий принцип роботи з першими двома шарами, але розмір і кількість карт ознак змінилися. Однак розмір шару C5 після згортки все ще становить 13 × 13. У цьому процесі шари максимального об'єднання слідує за другим (C2) і п'ятим (C5) згортковим шарами з ядрами розміром 3 × 3.

Результати експерименту демонструють, що точність класифікації становить лише близько 40%, якщо брати лише перші два шари згорткової нейронної мережі, що доводить, що глибина буде мати великий вплив на продуктивність згорткової нейронної мережі, а відсутність глибини зменшить здібності добування ознак у згортковій нейронній мережі.

Повнозв'язний шар. В усьому процесі навчання решта три – це повністю зв'язані між собою шари, які роблять навчальні особливості двох каналів перехресним змішуванням, отримуючи 4096-мірний вектор. Використання техніки Dropout у перших двох повністю з'єднаних шарах шляхом встановлення нульових значень з імовірністю 1/2, які не сприяють прямому проходу і не беруть участі в зворотному. Прихований рівень навчання таким чином не може покладатися на наявність певних інших особливостей попереднього рівня, що робить можливість навчання здатними призводити до більшої стійкості, вибору більш адаптивних параметрів та суттєвого покращення можливостей узагальнення системи.

Таким чином, формалізовано та обгрунтовано застосування нейронної мережі на базі архітектури AlexNet, що дає змогу досягти високої точності і стійкості результатів розпізнавання номерних знаків.

## 2.4. Висновки до розділу

1. Обґрунтовано доцільність та ефективність застосування підходу згорткових нейронних мереж для задач розпізнавання номерних знаків при керуванні автоматичними шлагбаумами, що дало змогу визначити вимоги до вхідного набору даних номерних знаків та апаратних і часових ресурсів, необхідним для проведення дослідження .

2. Обґрунтовано застосування архітектури нейронної мережі AlexNet та запропоновано використати підхід Transfer Learning для реалізації системи аутентифікації номерних знаків шляхом донавчання та з використанням синаптичних ваг попередньої навченої мережі, що дало змогу знизити затрати часу і апаратних ресурсів для навчання нейронної мережі .

3. Запропоновано архітектуру нейронної мережі на основі AlexNet до складу якої входять вхідний шар зображень, 5 згорткових шарів, 3 шари MaxPooling, 3 Fully Connected шари, функція активації ReLu, 2 шари Dropout, що дало змогу реалізувати розпізнавання номерних знаків з точністю на рівні від 87 до 93% та робастністю алгоритму функціонування нейронної мережі.

### РОЗДІЛ 3

## РОЗРОБКА ПРОГРАМНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ АУТЕНТИФІКАЦІЇ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ АВТОМОБІЛІВ

### 3.1. Проектування архітектури та визначення вимог до програмної складової інтелектуальної системи аутентифікації номерних знаків авто

Перед тим, як перейти до визначення вимог та проектування архітектури інтелектуальної системи розпізнавання номерних знаків автомобілів при керуванні автоматичним шлагбаумом необхідно побудувати концептуальну архітектуру системи.

Основними компонентами такої системи є:

- блок управління автоматичним підняттям/опусканням шлагбаума;
- апаратна і програмна складова для захоплення кадрів з відеокамери;
- підсистема препроцесингу та розпізнавання номерних знаків авто;
- підсистема зчитування даних з бази даних номерних знаків;
- підсистема прийняття рішення керування шлагбаумом.

Блок управління автоматичного підняття/опускання шлагбаума запропоновано реалізувати за допомогою апаратного модуля на основі Raspberry Pi, а саме Raspberry Pi 4 Model B.

Дана модель є практично найновішою платою, яка володіє наступними характеристиками:

- можливість одночасного підключення двох 4К дисплеїв;
- наявність 1 порту зі швидкістю передачі 1Гб/с;
- наявність двох USB 3.0 портів.

Raspberry Pi 4 підтримує апаратне декодування H.265/HEVC та H.264. Окрім цього, дана плата має вбудований двохдіапазонний WiFi модуль з підтримкою стандарту IEEE 802.11ac, Bluetooth 5.0 BLE.

На сьогодні Raspberry Pi 4 є одним з найбільш популярних та високопродуктивних міні ПК. У даній моделі використовується сучасний

чотириядерний 64 бітний процесор SoC Broadcom BCM2711 на базі ядер Cortex-A72. Тактова частота ядра становить 1.5ГГц. Кількість підтримуваної оперативної пам'яті становить до 8 ГБ. На рис. 3.1 наведено зовнішній вигляд даної плати.

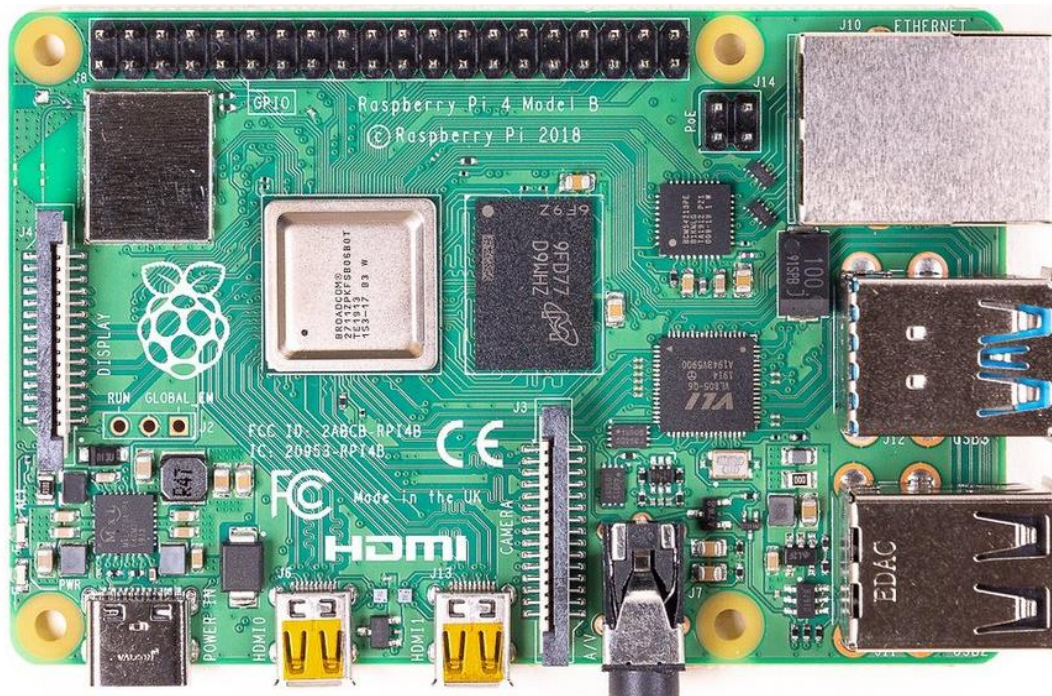


Рис. 3.1. Raspberry Pi 4 Model B

Raspberry Pi 4 Model B у проєкті інтелектуальної аутентифікації номерних знаків автомобілів використано для захоплення і передачі даних з камери, яка вмонтована у шлагбаум. Крім того, до неї підключений стандартний блок керування автоматичним шлагбаумом і сигнали з Raspberry Pi передаються до цього модуля з командами підняття/опускання шлагбаума.

В якості камери шлагбаума запропоновано використати VarCam, яка спеціально розроблена для автоматичних систем розпізнавання номерних знаків та керування шлагбаумом. На відміну від подібних систем, камера розташовується безпосередньо в стрілі шлагбаума і дає змогу правильно фіксувати зони з номерними знаками.

За допомогою двох шурупів камера кріпиться до стріли шлагбаума, а всі кабелі поміщаються всередину стріли. При такому встановленні не потрібно

підбирати кути встановлення та налаштовувати параметри об'єктива камери. На рис. 3.2 показано камеру VarCam.



Рис. 3.2. Камера VarCam

Камера VarCam створена на основі матриці Sony Super HAD 2 CCD 600TV з можливістю прогресивного сканування. Вона підтримує функції WB, BLC, AGC, DSS та OSD.

Важливою перевагою такої камери є те, що широкий динамічний діапазон суттєво підвищує ефективність розпізнавання номерних знаків. Камера захищена антивандальним пластиковим корпусом із ступенем захисту IP 68. Це дає змогу запобігти шкідливим впливам навколишнього середовища, зокрема, пилюки, дощу, снігу і т.п.

Для реалізації системи інтелектуальної аутентифікації номерних знаків спроектовано та запропоновано архітектуру яка наведена на рис. 3.3.

До складу підсистема препроцесингу та розпізнавання номерних знаків авто входить:

- камера – фіксація відео в режимі реального часу;
- Raspberry Pi 4 Model B – виконує захоплення і передачу зображень з камери VarCam;

– система інтелектуального розпізнавання номерних знаків – реалізує класифікацію та розпізнавання номерних знаків.

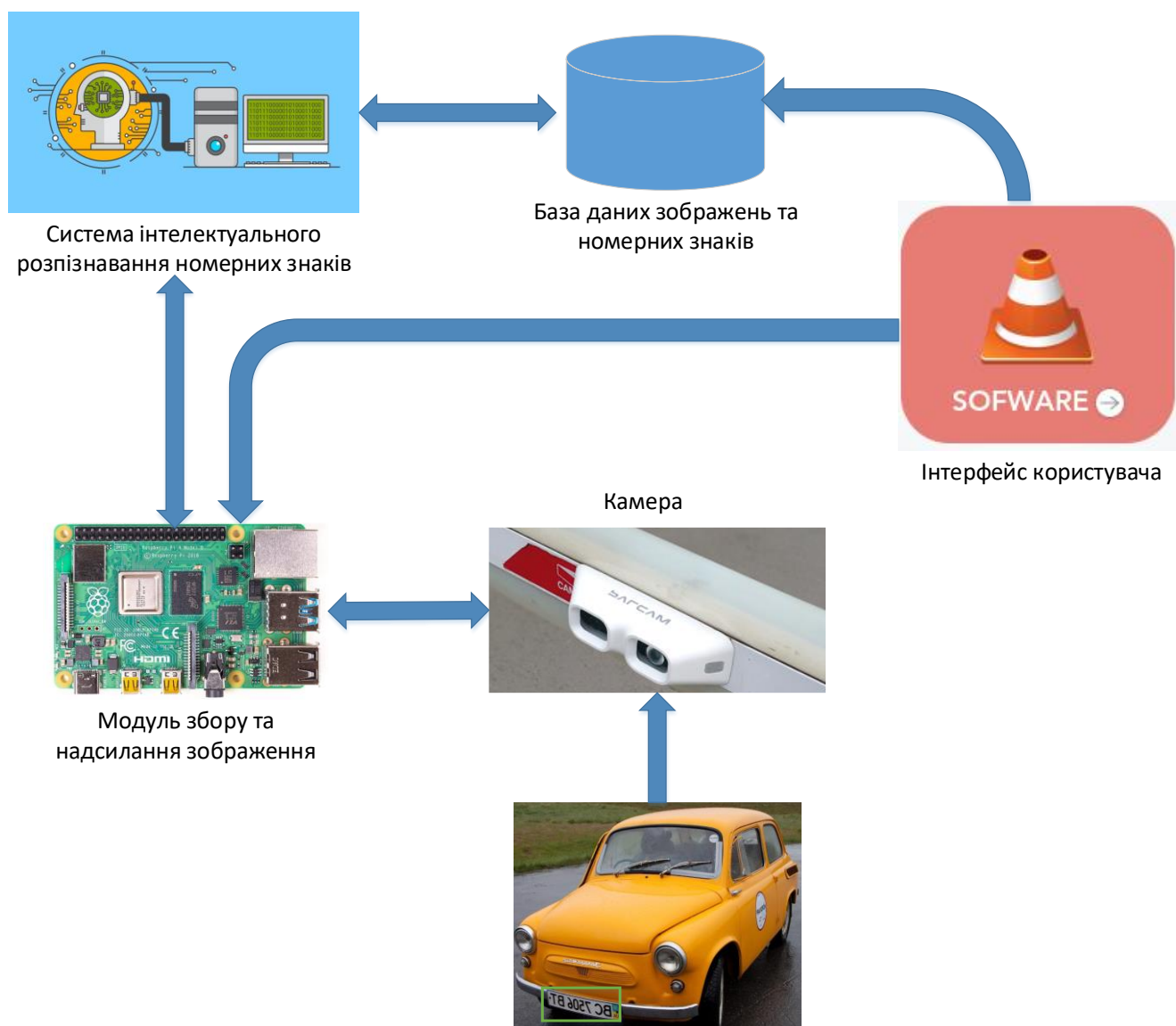


Рис. 3.3. Архітектура високого рівня системи інтелектуального розпізнавання номерних знаків авто

Камера виконує захоплення об'єкта, який знаходиться нерухомо перед шлагбаумом протягом 1 с. Після цього Raspberry Pi 4 Model B у форматі зображення надсилає його програмному забезпеченню для розпізнавання номерних знаків. Система розпізнає державний реєстраційний номерний знак, звертається до бази даних і здійснює пошук такого екземпляра. У випадку успішного знаходження номерного знаку, надсилає повідомлення до Raspberry Pi 4 Model B, яка в свою

чергу ініціює звернення до модуля керування шлагбаумом і виконує відповідну дію.

Програмне забезпечення, що є інтерфейсом користувача виконує функцію доступу до бази даних і ручного керування автоматичним шлагбаумом. У випадку, коли необхідно забезпечити доступ гостей або екстрених служб на територію зі шлагбаумом, то відповідно це можна зробити через інтерфейс користувача. Також даний інтерфейс корисний у випадку невдалої аутентифікації номерних знаків автомобілів, які є записаними у базі даних.

В загальному випадку, основними функціональними вимогами до системи інтелектуальної аутентифікації номерних знаків є такі, що наведені на рис. 3.4.

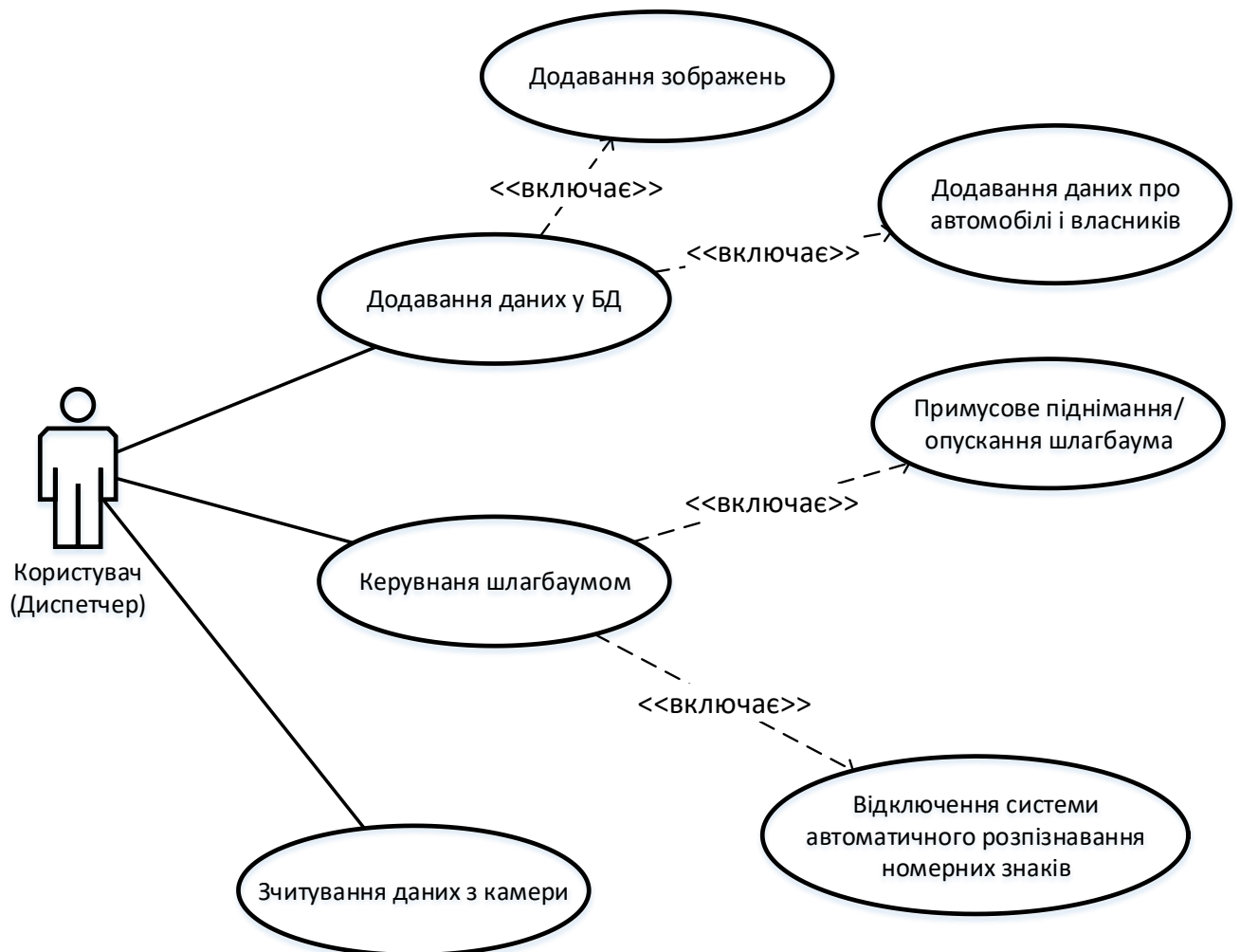


Рис. 3.4. Функціональні вимоги до системи інтелектуального управління автоматичним шлагбаумом з точки зору диспетчера



Як видно з рис. 3.4 основними функціональними вимогами до системи керування автоматичним шлагбаумом з використанням інтелектуальної аутентифікації з точки зору диспетчера є:

- можливість керування шлагбаумом – забезпечити інтерфейс для примусового відкриття чи закриття шлагбауму;
- можливість додавання даних про автомобілі та їх власників;
- можливість зчитування інформації з камери.

На рис. 3.5 візуалізовано функціональні можливості розробника інтелектуального сервісу аутентифікації номерних знаків.

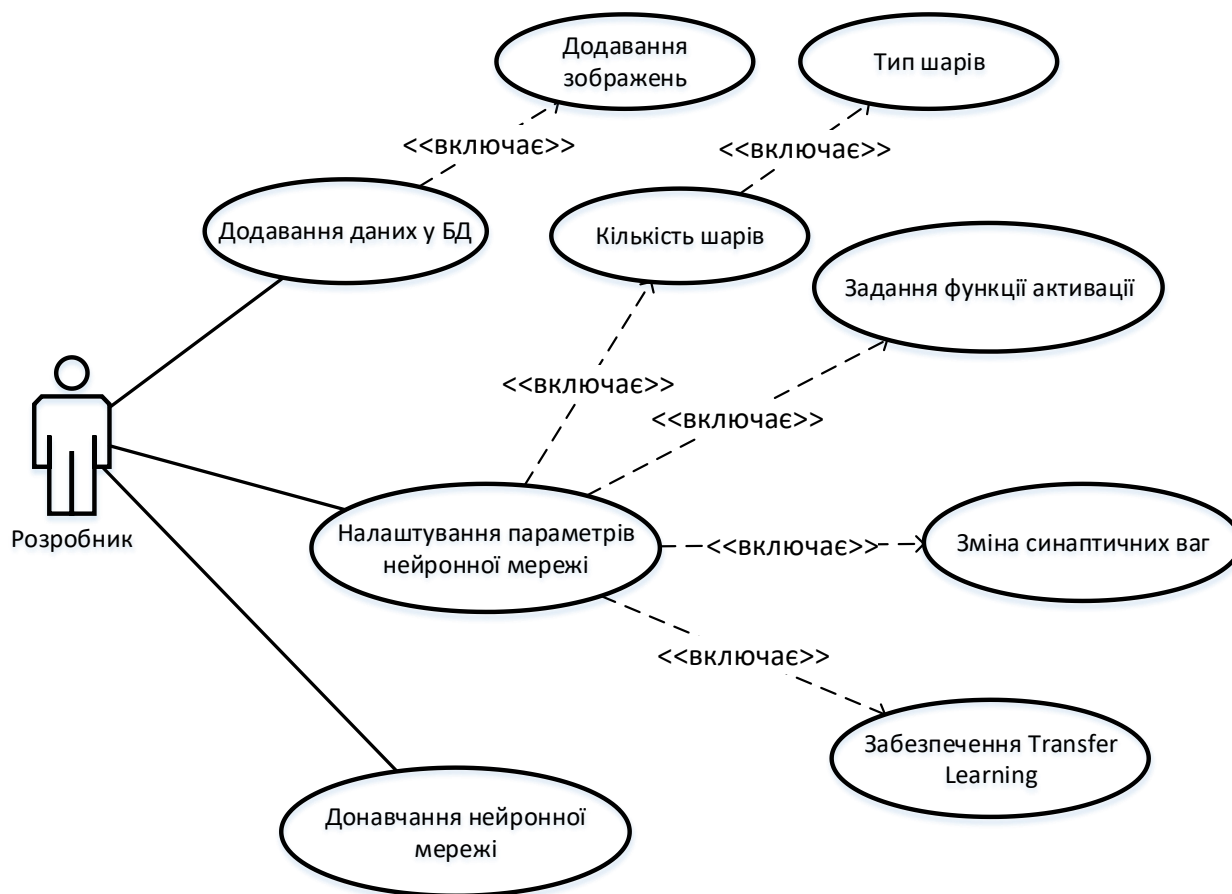


Рис. 3.5. Функціональні потреби розробника інтелектуального сервісу

З точки зору розробника програмної складової інтелектуальної аутентифікації номерних знаків необхідно забезпечити виконання наступних вимог:

- можливість підключення архітектури AlexNet;
- налаштування кількості шарів;
- задання функції активації;
- налаштування параметрів швидкості навчання;
- забезпечення можливості донавчання мережі;
- забезпечення можливості зміни синаптичних ваг.

Оскільки, архітектурою системи передбачено застосування БД, то необхідно провести її проектування.

### 3.2. Розробка схеми бази даних

Для задоволення потреб у даних, необхідно спроектувати схему бази даних. У результаті аналізу предметної області визначено основні сутності і представлено їх у вигляді реляційної моделі. Модель містить 6 певним чином пов'язаних між собою таблиць. Структура таблиці для опису автомобіля наведена у табл. 3.1.

*Таблиця 3.1*

#### **Сутність «Автомобіль» (Car)**

Назва атрибута	Тип	Примітка
ID_Car	int	Первинний ключ
Car_Number	varchar(8)	
Car_Picture_Number	binary(1)	
Car_Colour	varchar(35)	
Car_Year	int	
Description	varchar(100)	

Інша сутність, яка описує шлагбаум, наведена у таблиці 3.2

Таблиця 3.2

**Сутність «Шлагбаум» (Barrier)**

Назва атрибута	Тип	Примітка
ID_Barrier	int	Первинний ключ
Barrier_Location	varchar(100)	
Barrier_Name	varchar(125)	
Description	varchar(200)	

Ще однією сутністю є власник автомобіля. Він представляється атрибутами, які наведені у табл. 3.3.

Таблиця 3.3

**Сутність «Власник авто» (Owner)**

Назва атрибута	Тип	Примітка
ID_Owner	int	Первинний ключ
ID_Dep	int	Зовнішній ключ
Own_Surname	varchar(200)	
Own_Name	varchar(50)	
Own_phone	varchar(20)	

Для того, щоб володіти інформацією про відділ у якому працює власник авто створено сутність «Підрозділ», атрибути якої наведено у табл. 3.4.

Таблиця 3.4

**Сутність «Підрозділ» (Department)**

Назва атрибута	Тип	Примітка
ID_Dep	int	Первинний ключ
Dep_Name	varchar(150)	

*Продовження таблиці 3.4*

Назва атрибута	Тип	Примітка
Dep_address	varchar(150)	
Dep_phone	varchar(20)	

Оскільки, в перспективі планується удосконалення системи інтелектуальної аутентифікації автомобілів, то створено таблицю знаків брендів авто, яка представлена сутністю «Значок авто», яка наведена у табл. 3.5.

*Таблиця 3.5***Сутність «Значок авто» (Car\_Label)**

Назва атрибута	Тип	Примітка
ID_Label	int	Первинний ключ
ID_Car	int	Зовнішній ключ
Label_Image	binary	

Враховуючи той аспект, що один і той же автомобіль може експлуатувати декілька осіб, або одна особа може мати у власності декілька автомобілів, з'являється не бажаний зв'язок багато-до-багатьох. Для забезпечення нормалізації реляційних відношень потрібно створити проміжну таблицю, яка б пов'язувала автомобілі і їхніх власників. Проміжна таблиця «Власник-Авто» показана у вигляді табл. 3.6.

*Таблиця 3.6***Сутність «Власник-Авто» (Car\_Owner)**

Назва атрибута	Тип	Примітка
ID_Car	int	Зовнішній ключ
ID_Owner	int	Зовнішній ключ

Остання сутність, яка визначена у баз фіксує час та автомобіль, який повинен перетнути лінію деякої закритої території. На основі цієї сутності можна, наприклад, фіксувати час перебування працівника на робочому місці. У табл. 3.7 наведено сукупність атрибутів сутності «Лог» (Log).

Таблиця 3.7

## Сутність «Лог» (Log)

Назва атрибута	Тип	Примітка
ID_record	int	Первинний ключ
ID_Car	int	Зовнішній ключ
ID_Barrier	int	Зовнішній ключ
ID_Owner	int	Зовнішній ключ
date	datetime	

У результаті проектування бази даних одержано її структуру, яка наведена на рис. 3.6 у вигляді ER-діаграми.

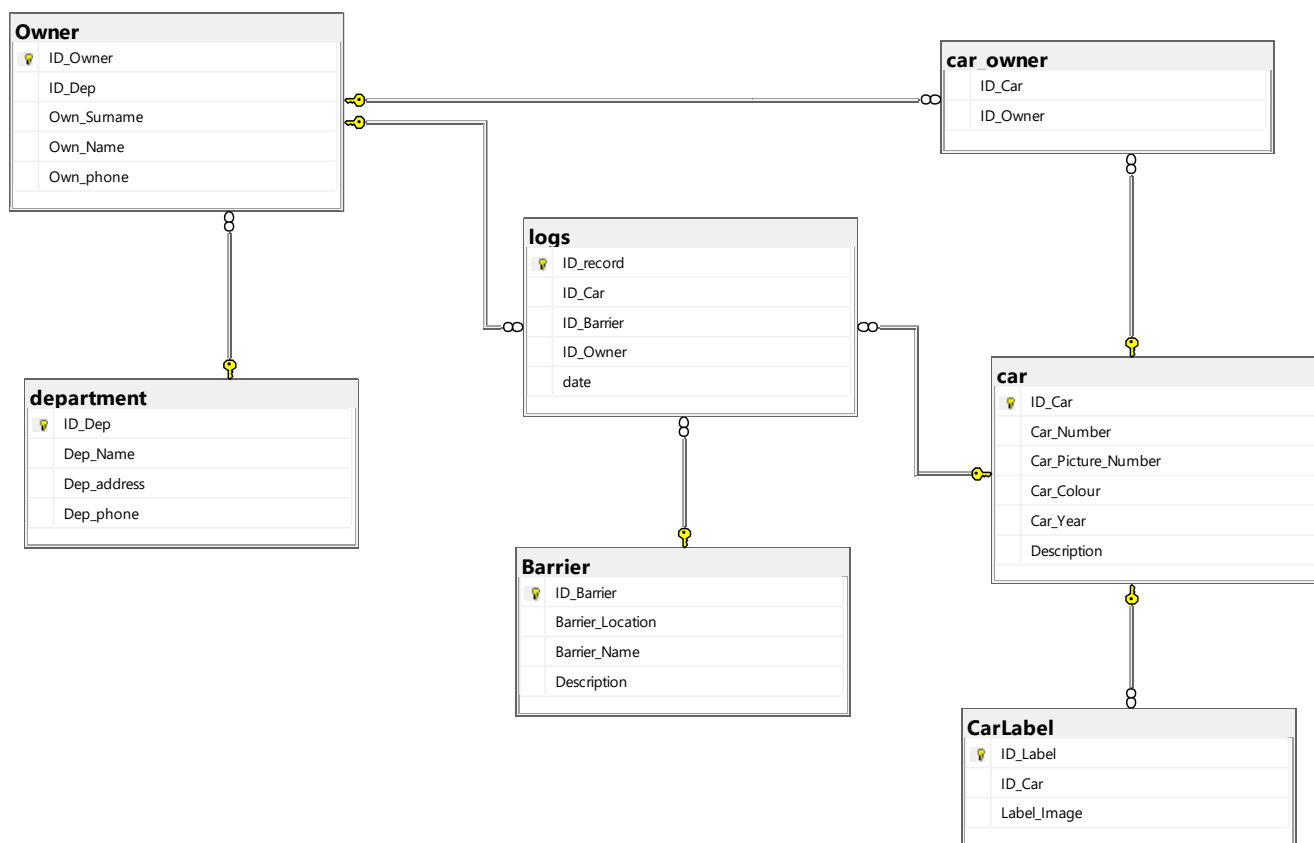


Рис. 3.6. Структура бази даних у вигляді ER-діаграми

Скрипт для створення бази даних має вигляд, як показано у лістингу 1.1.

### Лістинг 1.1. Скрипт створення БД

```

Create database Cars
use cars
Create table car
(
ID_Car int primary key identity (1,1),
Car_Number varchar(8),
Car_Picture_Number binary,
Car_Colour varchar (35),
Car_Year int,
[Description] varchar(100)
)

Create table department
(
ID_Dep int primary key identity (1,1),
Dep_Name varchar (150),
Dep_address varchar (150),
Dep_phone varchar(20)
)

Create table [Owner]
(
ID_Owner int primary key identity (1,1),
ID_Dep int foreign key references department(ID_Dep),
Own_Surname varchar (200),
Own_Name Varchar (50),
Own_phone varchar (20)
)

Create table CarLabel
(
ID_Label int primary key identity (1,1),
ID_Car int foreign key references Car (ID_Car),
Label_Image binary,
)

Create table Barrier
(
ID_Barrier int primary key identity (1,1),
Barrier_Location varchar (100),
Barrier_Name varchar (125),
[Description] varchar (200)
)

create table logs
(
ID_record int primary key identity (1,1),
ID_Car int foreign key references Car(ID_Car),
ID_Barrier int foreign key references Barrier (ID_Barrier),
ID_Owner int foreign key references [Owner](ID_Owner),
[date] datetime,
)

Create table car_owner
(
ID_Car int foreign key references Car(ID_Car),
ID_Owner int foreign key references [Owner](ID_Owner)
)

```

### 3.3. Імплементация інтелектуальної складової системи керування автоматичним шлагбаумом

Для реалізації запропонованої у розділі 2 моделі пропонується використати мову програмування Python. Ефективним засобом і середовищем для data science є середовище Spyder, вікно якого показано на рис. 3.7.

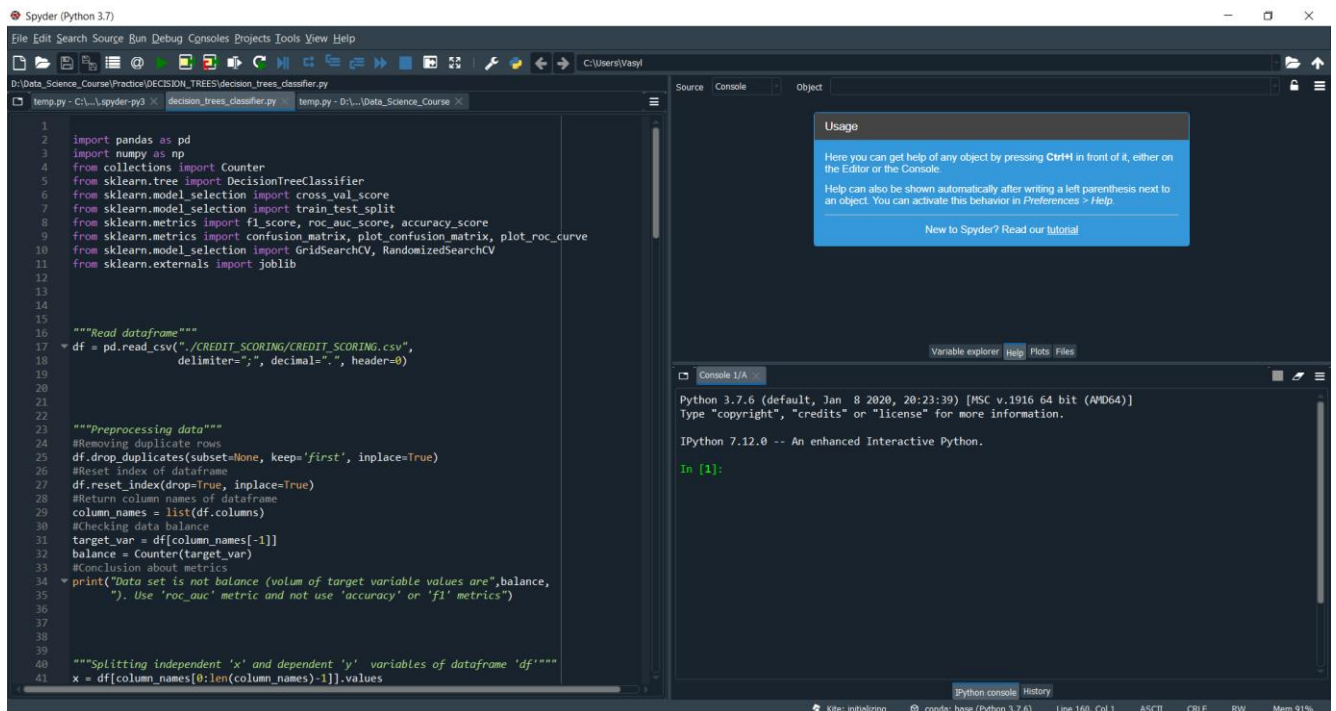


Рис. 3.7. Вікно середовища Spyder

Дане середовище є зручним у використанні, оскільки, окрім програмного коду дозволяє проводити тестування та візуалізацію процесів чи досліджуваних об'єктів.

В загальному випадку, створення згорткової нейронної мережі вимагає підключення ряду бібліотек. Це виконується шляхом застосування операторів import. На рис. 3.8 показано підключені бібліотеки, які необхідні для побудови обґрунтованої моделі.

```
import keras
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense, Activation, Dropout, Flatten, Conv2D, MaxPooling2D
from keras.layers.normalization import BatchNormalization
import numpy as np
```

Рис. 3.8. Імпорт бібліотек

У даному випадку імпортовано інструментарій бібліотек keras та numpy. Наступний крок полягає у формуванні шарів моделі AlexNet. Створення першого згорткового шару наведено на рис. 3.9.

```
#Instantiate an empty model
model = Sequential()

# 1st Convolutional Layer
model.add(Conv2D(filters=96, input_shape=(224,224,3), kernel_size=(11,11), strides=(4,4),
padding='valid'))
model.add(Activation('relu'))
```

Рис. 3.9. Ініціалізація мережі та створення першого згорткового шару

У даному випадку створюється шар з наступними параметрами:

- Conv2D – створення 2D згорткового шару;
- filters=96 – кількість фільтрів 96;
- input\_shape= (224,224,3) – розмір вхідного зображення 224\*224 пікселі, кількість каналів 3;
- kernel\_size=(11,11) – розмір ядра (вікна) 11\*11;
- strides=(4,4) – крок зміщення ядра 4 пікселі по вертикалі і 4 по горизонталі;
- padding='valid' – необхідність проходження усіх пікселів зображення.

Далі потрібно реалізувати Pooling шар, який призначений для об'єднання та зменшення розмірності результату згорткового шару. На рис. 3.10 показано програмний код визначення Pooling шару.



```
# Max Pooling
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2), strides=(2,2), padding='valid'))
```

Рис. 3.10. Створення Pooling шару

По аналогії створено інші шари, які наведено на рис. 3.11.

```
# 2nd Convolutional Layer
model.add(Conv2D(filters=256, kernel_size=(11,11), strides=(1,1), padding='valid'))
model.add(Activation('relu'))
# Max Pooling
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2), strides=(2,2), padding='valid'))

# 3rd Convolutional Layer
model.add(Conv2D(filters=384, kernel_size=(3,3), strides=(1,1), padding='valid'))
model.add(Activation('relu'))

# 4th Convolutional Layer
model.add(Conv2D(filters=384, kernel_size=(3,3), strides=(1,1), padding='valid'))
model.add(Activation('relu'))

# 5th Convolutional Layer
model.add(Conv2D(filters=256, kernel_size=(3,3), strides=(1,1), padding='valid'))
model.add(Activation('relu'))
# Max Pooling
model.add(MaxPooling2D(pool_size=(2,2), strides=(2,2), padding='valid'))
```

Рис. 3.11. Створення інших згорткових та MaxPooling шарів

Створення Fully Connected шарів представлено на рис. 3.12.

```
# Passing it to a Fully Connected layer
model.add(Flatten())
# 1st Fully Connected Layer
model.add(Dense(4096, input_shape=(224*224*3,)))
model.add(Activation('relu'))
# Add Dropout to prevent overfitting
model.add(Dropout(0.4))

# 2nd Fully Connected Layer
model.add(Dense(4096))
model.add(Activation('relu'))
# Add Dropout
model.add(Dropout(0.4))

# 3rd Fully Connected Layer
model.add(Dense(1000))
model.add(Activation('relu'))
# Add Dropout
model.add(Dropout(0.4))
```

Рис. 3.12. Програмний код створення та налаштування параметрів Fully Connected шарів

Створення вихідного шару наведено на рис .3.13.

```
# Output Layer
model.add(Dense(17))
model.add(Activation('softmax'))

model.summary()

# Compile the model
model.compile(loss=keras.losses.categorical_crossentropy, optimizer='adam', metrics=["accuracy"])
```

Рис. 3.13. Програмний код створення вихідного шару

Параметри та їх призначення при формуванні вихідного шару згорткової нейронної мережі можна знайти в офіційній документації до бібліотеки keras за посиланням – <https://keras.io/api/> [20].

Налаштування згорткової нейронної мережі можна представити у вигляді, як показано нижче (рис. 3.14).

Layer		Feature Map	Size	Kernel Size	Stride	Activation
Input	Image	1	227x227x3	-	-	-
1	Convolution	96	55 x 55 x 96	11x11	4	relu
	Max Pooling	96	27 x 27 x 96	3x3	2	relu
2	Convolution	256	27 x 27 x 256	5x5	1	relu
	Max Pooling	256	13 x 13 x 256	3x3	2	relu
3	Convolution	384	13 x 13 x 384	3x3	1	relu
4	Convolution	384	13 x 13 x 384	3x3	1	relu
5	Convolution	256	13 x 13 x 256	3x3	1	relu
	Max Pooling	256	6 x 6 x 256	3x3	2	relu
6	FC	-	9216	-	-	relu
7	FC	-	4096	-	-	relu
8	FC	-	4096	-	-	relu
Output	FC	-	1000	-	-	Softmax

Рис. 3.14. Параметри згорткової нейронної мережі на основі AlexNet

У результаті проведених експериментів одержано наступні значення точності розпізнавання номерних знаків (табл. 3.8 і табл. 3.9).

Таблиця 3.8

## Точність розпізнавання за різними наборами даних

Точність/(%) (ImageNet2012)			Точність/(%) (NUS-WIDE)		
	Lib-SVM	SoftMax		Lib-SVM	SoftMax
0	91.01	90.73	0	88.25	87.75
1	83.89	83.61	1	80.29	79.41
2	81.17	80.52	2	78.67	78.33
3	80.18	79.87	3	74.15	73.37
4	91.16	91.54	4	86.42	86.78
5	87.14	86.67	5	82.44	81.20
6	92.04	92.39	6	86.00	85.67
7	85.03	85.03	7	81.48	80.42
8	95.02	94.35	8	91.04	89.92
9	93.00	92.33	9	89.32	88.46
10	90.00	90.00	10	87.45	85.47
11	90.07	89.38	11	89.21	86.92
Avg.	88.31	88.03	Avg.	84.56	83.72

Таблиця 3.9

**Точність розпізнавання на основі різних архітектур нейромереж**

AC/(%) on ImageNet2012				AC/(%) on NUS-WIDE			
	HOG	KNN	DCNN		HOG	KNN	DCNN
0	73.26	80.13	91.01	0	71.02	77.32	88.20
1	70.21	71.39	83.89	1	67.76	69.34	80.28
2	73.26	78.34	81.17	2	70.05	76.02	75.58
3	70.03	69.96	80.18	3	67.81	69.06	74.13
4	80.00	84.06	91.16	4	77.83	82.89	86.54
5	81.32	82.65	87.14	5	78.36	79.86	82.43
6	85.34	86.65	92.04	6	81.16	83.10	86.08
7	70.22	70.34	85.03	7	67.22	69.03	81.48
8	75.01	82.45	95.02	8	73.06	79.67	91.03
9	76.65	82.87	93.00	9	73.78	80.00	89.36
10	78.08	83.15	90.00	10	75.54	81.18	87.45
11	76.34	78.23	90.07	11	73.89	76.08	89.01
Avg.	75.81	79.18	88.31	Avg.	73.39	76.96	84.55

Таким чином, можна зробити висновок про те, що в якості архітектури оптимальним є використання DCNN (глибокої згорткової мережі), а синаптичні ваги варто брати при попередньому навчанні мережі на наборі даних ImageNet2012.

У даному розділі проведено ряд експериментів та одержано наступні результати

1. Спроектовано концептуальну архітектуру системи інтелектуального розпізнавання номерних знаків автомобілів при керуванні автоматичним шлагбаумом, визначено функціональні вимоги до системи, що дало змогу в

подальшому реалізувати та забезпечити ефективність пропуску автомобілів на закриту територію.

2. Спроековано базу даних та інтерфейс диспетчера для управління автоматичним шлагбаумом, що дало змогу централізовано керувати процесом проїзду автомобілів навіть у випадку збою системи інтелектуальної аутентифікації номерних знаків.

3. Програмно реалізовано згорткову нейронну мережу на основі архітектури AlexNet, що дало змогу забезпечити високу точність розпізнавання номерних знаків і стійкість цих результатів.

## РОЗДІЛ 4

### ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

#### 4.1. Охорона праці

Усі дослідження методів та засобів інтелектуальної аутентифікації номерних знаків автомобілів при керуванні автоматичним шлагбаумом здійснювалося з дотриманням правил та норм охорони праці і вимог техніки безпеки, що є невід'ємною частиною виконання всіх видів робіт при проведенні даного дослідження. Робоче приміщення та місце має відповідати вимогам щодо охорони праці при організації роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно обчислювальних машин (ВДТ). У даному підрозділі розглядаються умови в приміщенні, де розроблялася дипломна робота.

Згідно з санітарними нормами ДБН В.2.5-28:2018 [22] приміщення у якому проводилися дослідження методів та засобів інтелектуальної аутентифікації номерних знаків автомобілів при керуванні автоматичним шлагбаумом. Денне (природне) освітлення приміщення відбувається за системою однобічного бічного освітлення. Природне світло проникає у приміщення через три віконні отвори. Також наявні жалюзі з можливістю захисту працюючих від прямого попадання сонячних променів і регулювання рівня освітленості в приміщенні. Вікна приміщення орієнтовані на північний схід. Оскільки будинок розташований у відносній віддаленості від прилеглих будівель, то які-небудь перешкоди природному освітленню розглянутого приміщення відсутні.

Всередині приміщення стіни обклеєні світлими шпалерами, стеля побілена (переважає білий колір).

В приміщенні використовується система загального рівномірного штучного освітлення. У приміщенні маютья внутрішні джерела постійного шуму:

- вентилятори блоків ЕОМ;
- принтери;
- дисководи.

Це відповідає нормам державних санітарних правила і норми роботи з візуальними дисплейними терміналами електронно-обчислювальних машин ДСанПН 3.3.2.007-98, затверджених постановою Головного державного санітарного лікаря України від 10 грудня 1998 року № 7 [23]. Шум, створюваний усіма перерахованими джерелами, можна кваліфікувати як постійний.

Фактичний вимірний рівень шуму в робочій зоні склав 43 дБА, що задовольняє нормативному рівню шуму (не повинний перевищувати 50 дБА), та не перевищує санітарних норм виробничого шуму, ультразвуку та інфразвуку ДСН 3.3.6.037-99, затверджених постановою Головного державного санітарного лікаря України від 01 грудня 1999 року № 37 [24].

Аналіз стану електробезпеки в робочому приміщенні де проводяться дослідження методів та засобів для функційного програмування мікроконтролерів показав що:

- усі прилади в кабінеті використовують напругу 220 В;
- електропроводка захована і ізольована від працівників спеціальним коробом;
- кожне робоче місце з ПЕОМ обладнане окремими розетками по 220 В;
- у приміщенні знаходяться наступні споживачі електроенергії: 4 ПЕОМ, 4 візуально дисплейні термінали та 8 світильників (по 4 лампи);
- відносна вологість повітря – 60%, температура повітря +22 - +24 °С, струмопровідний пил і хімічно активні речовини в повітрі відсутні;
- підлога: ізолююча – лінолеум.

Проаналізувавши наведене вище, можна сказати, що кабінет відноситься до приміщень без підвищеної електробезпеки.

ПЕОМ, що використовуються в даному кабінеті підключаються до трифазної мережі і мають захисне занулення (за допомогою окремого захисного нульового провідника). Корпуси ВДТ та принтера виготовлені з пластику і не являються струмопровідними. Щодо корпусів самих ПЕОМ, вони виготовлені зі струмопровідного матеріалу, крім передньої панелі, що виготовлена з пластику.

До роботи не допускаються особи, які не пройшли навчання з техніки безпеки. Даний кабінет задовольняє вимоги щодо безпеки та захисту здоров'я працівників під час роботи з екранними пристроями що, відображені в НПАОП 0.00-7.15-18 [25].

З огляду на можливість виникнення пожежі слід з'ясувати, які речовини і матеріали можуть горіти. У приміщенні, що розглядається, можуть горіти вироби з дерева, пластмас, тканини і паперу. Горючі рідини, пил та волокна у приміщенні не використовуються і не виділяються. Тому приміщення, що аналізується, відноситься, відповідно до нормативної документації, до зони П-Па і до категорії пожежної небезпеки В.

Експлуатація ліній електромережі практично повністю унеможливорює виникнення електричного джерела загоряння в наслідок короткого замикання та перевантаження проводів. Застосовуються дроти з важкогорючою і негорючою ізоляцією.

Приміщення має один вихід, оскільки в ньому працює менше 25 чоловік. Ширина проходу між робочими місцями у приміщенні перевищує 1 м. Будинок має три виходи – головний і 2 запасних. Коридор між приміщеннями має два виходи на різні сходи, одні з яких ведуть до головного виходу, а другі - до спеціального евакуаційного виходу.

Для гасіння пожежі кімната обладнана ручними вуглекислотними вогнегасниками ВВК-1,4. У загальному коридорі встановлені пінні вогнегасники ВВП. На сходах присутній спеціальний щит пожежного гідранта з відповідним рукавом. Розглянуте приміщення обладнане датчиками централізованої системи пожежної сигналізації.

У даному підрозділі було проаналізовано основні проблеми охорони праці, що можуть виникнути під час роботи працівника. Було виділено основні вимоги до приміщення де проводяться дослідження методів та засобів інтелектуальної аутентифікації номерних знаків автомобілів при керуванні автоматичним шлагбаумом, мікроклімату в приміщенні, освітлення та основних ергономічних характеристик.



#### 4.2. Захист населення у надзвичайних ситуаціях від впливу хімічних речовин

Значна кількість великих катастроф, що відбулися на території України за останній час (серед яких особливе місце займає Чорнобильська), змістила пріоритети у призначенні Цивільної оборони від захисту населення в умовах воєнного часу на захист населення від наслідків надзвичайних ситуацій техногенного і природного характеру, від галузевого (відомчого) формування і функціонування на функціональні принципи формування і реагування на надзвичайні ситуації [27].

Прийняті Верховною Радою України закони: «Про Цивільну оборону України» (1999 р.), «Про захист людини від впливу іонізуючих випромінювань» (1998 р.), «Про захист населення і територій від надзвичайних ситуацій техногенного і природного характеру» (2000 р.) чітко визначили призначення і завдання Цивільної оборони України, відповідальність виконавчої влади всіх рівнів щодо захисту життя і здоров'я людини від наслідків надзвичайних ситуацій, державну важливість цієї проблеми [27].

Організація безпеки і захисту населення України, об'єктів економіки і національного надбання держави повинна розглядатися як невід'ємна частина державного будівництва, як найважливіша функція центральних органів виконавчої влади, місцевих державних адміністрацій і виконавчих органів влади.

Рівень національної безпеки не може бути достатнім, якщо у загальнодержавному масштабі не буде вирішене завдання захисту населення, об'єктів економіки і національного надбання від надзвичайних ситуацій техногенного і природного характеру.

Особливо важливим є інформування працівників організацій про способи і засоби захисту людей від шкідливого впливу хімічних речовин.

Широкий спектр застосування хімічних речовин у народному господарстві сприяє значному розширенню виробництва та застосуванню їх в промисловості. При цьому значно збільшується їх асортимент: одержують багато нових хімічних сполук, які становлять небезпеку для оточуючого середовища і людей [27].

Шкідливою речовиною є така речовина, яка при контакті з організмом людини, у випадку порушення вимог безпеки, може викликати виробничі травми, професійні захворювання або відхилення стану здоров'я від норми. Шкідливі хімічні речовини використовуються як сировина (хлор для виготовлення хлорного вапна) чи допоміжний матеріал (бензол, який застосовується як розчинник). У деяких випадках вони є побічними продуктами, що створюються у технологічних процесах. За фізіологічним впливом на організм людини всі шкідливі речовини поділяються на такі групи: подразнюючі, що вражають шляхи дихання, очі, шкіру, слизові оболонки (аміак, кислоти, сірчасті сполуки тощо); задушливі, які викликають токсичний набряк легень (сірководень, вуглекислий газ, метан, інертні гази, азот і т. д.); наркотичні, що спричиняють наркотичний вплив і впливають на центральну нервову систему (ацетон, бензин, леткі вуглеводні тощо); соматичні (миш'як, ртуть, свинець й ін.); канцерогенні речовини, що впливають, як правило, на злоякісні новоутворення — пухлини (циклічні аміни, азбест, нікель, хром тощо).

За ступенем впливу на організм людини шкідливі речовини поділяються на чотири класи небезпеки: I – надзвичайно шкідливі, II – високошкідливі; III – помірно шкідливі, IV – малошкідливі. Чинними в Україні є значення гранично допустимих концентрацій шкідливих речовин у повітрі робочої зони, що містяться в переліку «Предельно допустимые концентрации (ПДК) вредных веществ в воздухе рабочей зоны» № 4617-88, доповненнях № 1–7 до нього, а також ГДК та орієнтовані безпечні рівні впливу, затверджені Головним державним санітарним лікарем України після 1 січня 1997 р.

Найбільш поширеними і небезпечними речовинами, що використовуються у промисловості і побуті, є аміак і хлор. Аміак використовується у промислових побутових холодильниках на м'ясокомбінатах, молокозаводах, овочевих базах, тобто там, де є необхідність в охолодженій продукції. При малих концентраціях він діє на людину збуджуючи, при великих – може призвести до інвалідності. Найкращі методи захисту в даних випадках – це застосування ізолюючого протигазу, респіратору, захисного костюма типу Л-1, гумових чобіт, рукавичок.

Значно поширений промисловий продукт – хлор використовується для знезараження питної води, вибілювання тканин та як сировина для багатьох хімічних підприємств. У зв'язку з його використанням трапляється чимало випадків отруєння. У разі потрапляння хлору на шкіру виникають опіки. Запобігти враженню хлором можна за допомогою застосування індивідуальних засобів захисту — протигазу, кисневого ізолюючого приладу, спеціального захисного костюма, гумових чобіт, рукавиць.

При виробництві або застосуванні хімічних речовин вони, потрапляючи у робочі приміщення чи безпосередньо на працівників, являють небезпеку для здоров'я та нормальної життєдіяльності організму.

Ступінь токсичності хімічних речовин та характер викликаних ними патологічних зрушень залежать від низки факторів: хімічної структури речовини (чим вища дисперсність, тим глибше і швидше вони проникають у дихальні шляхи); розчинності в організмі працівника (чим вища розчинність, тим більша токсичність хімічної речовини); концентрації у повітрі (чим вища концентрація хімічних речовин, тим швидше настає отруєння); тривалості дії хімічних речовин.

Умови зовнішнього середовища (наприклад, температура, вологість тощо) можуть посилювати чи послаблювати дію токсичних речовин. Так, висока вологість повітря посилює токсичні дії на організм соляної кислоти, фтористого водню.

Певний токсичний ефект хімічних речовин залежить від індивідуальних особливостей організму. Перенесені або існуючі хвороби, загальне ослаблення організму знижують його опорність дії хімічних речовин. У таких людей токсикація протікає довше й у важчій формі.

Виділяють гострі та хронічні отруєння. Гострі отруєння виникають у тих випадках, коли в організм надходить велика концентрація хімічних речовин (унаслідок аварії чи нещасного випадку). Хронічні отруєння виникають у результаті багаторазового проникнення незначних концентрацій хімічних речовин, які мають властивість накопичуватися в організмі (свинець, ртуть). У таких

випадках симптоми початкових стадій отруєння виявляються найчастіше при проведенні періодичних медичних оглядів.

Дія хімічних речовин може бути місцевою та загальною. Місцева дія зумовлюється опосередковано впливом дратівних речовин на тканини організму. Наприклад, мінеральні кислоти (соляна, азотна) та луги подразнюють шкіру. Загальна дія виявляється після потрапляння хімічних речовин у кров, причому деякі речовини діють на окремі органи, інші – викликають загальне отруєння організму.

Шляхи проникнення отруйних речовин в організм людини: через шкіру, органи дихання та шлунок. Ступінь ураження отруйними речовинами залежить від їх токсичності, вибіркової дії, тривалості, а також від їх фізико-хімічних властивостей.

За тривалістю дії шкідливі речовини ділять на три групи: летальні, що призводять до смерті (5% випадків) – термін дії до 10 діб; тимчасові, що призводять до нудоти, блювоти, набряку легенів, болю у грудях – термін дії від 2 до 5 діб; короточасні – тривалість декілька годин (подразнення у носі, ротовій порожнині, головний біль, задуха, загальна слабкість).

Сильнодіючі отруйні речовини – це такі токсичні хімічні сполуки, котрі використовуються у народному господарстві, вилив або викид яких в довкілля може привести до зараження його з небезпечними концентраціями для здоров'я або життя людей. До об'єктів, котрі виробляють, використовують та зберігають СДОР, відносяться підприємства хімічної, нафтохімічної промисловості; підприємства, що мають холодильні установки, в яких у якості холодоагенту використовується аміак; водопровідні та очисні споруди, на яких застосовується хлор; залізничні станції та магістралі; склади і бази з запасами отрутохімікатів або інших речовин для дезінфекції та дератизації [27].

У мирний час спричинити викид СДОР в довкілля можуть виробничі аварії, стихійні лиха, пожежі. При цьому виникають зони хімічного зараження, площа яких може досягати кількох квадратних кілометрів. Адміністративно-територіальна одиниця більше 10% населення якої може опинитися в зоні

можливого хімічного зараження сильнодіючими отруйними речовинами при аваріях на хімічно-небезпечних об'єктах, називається хімічно-небезпечною адміністративно-територіальною одиницею.

Якщо зону можливого хімічного зараження у результаті викиду СДОР потрапляє: в місті – квартал; у заміській зоні – селище або сільський населений пункт, то це називають масовим ураженням [27]. За токсичним проявом СДОР в залежності від інтоксикації умовно поділяться на 6 груп:

- задушливої дії: (хлор, фосген, хлорид сірки, хлорпікрин);
- загально-отруйної дії: (ціанистий водень, оксид вуглецю);
- задушливої та загально-отруйної дії (азотна кислота, сірчаний ангідрид, фтористий водень);
- нейротропні отрути, які вражають клітини центральної нервової системи (сірководень);
- задушливої та нейротропної дії (аміак);
- метаболічні отрути, які порушують обмін речовин у клітинах (дихлоретан).

Отруйні речовини, в яких температура кипіння приблизно  $+20\text{ }^{\circ}\text{C}$ , при розливі випаровуються і рухаються за напрямком вітру. Такі речовини в небезпечних концентраціях виявляються на далеких відстанях від місця аварії.

Захист працівників від несприятливого впливу хімічних речовин здійснюється за допомогою таких заходів:

- удосконалення і розробки нових технологічних процесів, які виключають використання шкідливих хімічних речовин;
- застосування безперервних технологічних процесів, автоматичного контролю за технологічним процесом;
- заміни шкідливих речовин менш шкідливими (заміни метилового спирту бутиловим, жовтого фосфору – червоним при виробництві сірників);
- установа концентрації хімічних речовин у сумішах (кількість миш'яку в кислотах для травлення металу не повинна перевищувати 0,2 %);

- комплексної механізації та автоматизації процесів, що супроводжуються шкідливими виділеннями;
- дистанційного управління технологічними процесами;
- раціонального планування цехів і обладнання (ізоляції шкідливих речовин);
- удосконалення конструкції обладнання (герметизації тощо);
- влаштування місцевої вентиляції для відсмоктування шкідливих речовин безпосередньо від місця їх утворення;
- використання індивідуальних засобів (спецодягу, окулярів, шоломів, масок, протигазів та респіраторів, антисептичних паст і т. д.);
- контролю за станом повітряного середовища на робочих місцях;
- токсикологічної експертизи і гігієнічної стандартизації всіх хімічних речовин.

#### Висновки.

Провівши аналіз отруйних хімічних речовин та їх вплив на організм людини, можна зробити висновок про їх широке застосування у побуті та на виробництві. Тому для організації безпеки праці на підприємствах необхідно розробляти та впроваджувати інструкції щодо поводження з такими речовинами, інформувати про методи захисту від їх негативної дії та можливі наслідки.

## ВИСНОВКИ

У дипломній роботі досягнуто поставленої мети та розв'язано наступні задачі, зокрема:

1. Проведено аналіз функціонування автоматичних шлагбаумів, їх структурні особливості і технічні характеристики, що дало змогу визначити потенційні шляхи впровадження системи інтелектуальної аутентифікації для забезпечення процесу управління циклами піднімання та опускання стріли на основі розпізнавання номерних знаків автомобілів.

2. Досліджено особливості процесу аутентифікації та методів розпізнавання зображень, що дало змогу обґрунтувати доцільність застосування методів машинного навчання, зокрема згорткових нейронних мереж, для розв'язання задач інтелектуального керування автоматичним шлагбаумом.

3. Проаналізовано існуючі програмні засоби та бібліотеки, які можна використати при розробці системи керування автоматичним шлагбаумом, що дало змогу визначити їх переваги і недоліки в контексті кросплатформності, точності розпізнавання та перетворення зображення номерного знаку у текст.

4. Обґрунтовано доцільність та ефективність застосування підходу згорткових нейронних мереж для задач розпізнавання номерних знаків при керуванні автоматичними шлагбаумами, що дало змогу визначити вимоги до вхідного набору даних номерних знаків та апаратних і часових ресурсів, необхідним для проведення дослідження .

5. Обґрунтовано застосування архітектури нейронної мережі AlexNet та запропоновано використати підхід Transfer Learning для реалізації системи аутентифікації номерних знаків шляхом донавчання та з використанням синаптичних ваг попередньої навченої мережі, що дало змогу знизити затрати часу і апаратних ресурсів для навчання нейронної мережі .

6. Запропоновано архітектуру нейронної мережі на основі AlexNet до складу якої входять вхідний шар зображень, 5 згорткових шарів, 3 шари MaxPooling, 3 Fully Connected шари, функція активації ReLu, 2 шари Dropout, що дало змогу

реалізувати розпізнавання номерних знаків з точністю на рівні від 87 до 93% та робастністю алгоритму функціонування нейронної мережі.

7. Спроековано концептуальну архітектуру системи інтелектуального розпізнавання номерних знаків автомобілів при керуванні автоматичним шлагбаумом, визначено функціональні вимоги до системи, що дало змогу в подальшому реалізувати та забезпечити ефективність пропуску автомобілів на закриту територію.

8. Спроековано базу даних та інтерфейс диспетчера для управління автоматичним шлагбаумом, що дало змогу централізовано керувати процесом проїзду автомобілів навіть у випадку збою системи інтелектуальної аутентифікації номерних знаків.

9. Програмно реалізовано згорткову нейронну мережу на основі архітектури AlexNet, що дало змогу забезпечити високу точність розпізнавання номерних знаків і стійкість цих результатів.



## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Оленин Ю.А. Проблемы комплексного обеспечения охранно-территориальной безопасности и физической защиты особо важных объектов. Охранные системы. 2002. №3(27). С. 7–26.
2. CarGo Enterprise. Автоматизированная система управления контрольно транспортным пунктом. URL: <http://intteks.com.ua/images/materials/doc/enterprise2.pdf> (дата звернення 14.11.2020).
3. ISBS RFID – Мережева системи контролю і управління проїздом автомобілів. URL: [:http://www.isbc-rfid.ru/\\_solutions/id\\_12/](http://www.isbc-rfid.ru/_solutions/id_12/) (дата звернення 11.11.2020).
4. Мурыгин К. В. Нормализация изображения автомобильного номера и сегментация символов для последующего распознавания. Искусственный интеллект. 2010. № 3. С. 367–369.
5. Лугових О.О. Дослідження методів ідентифікації для доступу транспортних засобів на закритий об'єкт. ІХ Міжнародна науково-технічна конференція «Інформаційно-комп'ютерні технології 2018». м. Житомир, 20-21 квітня 2018р. с.182-183.
6. Nemchak O., Luhovykh O., Kobzar S. Study of identification methods for access of vehicles to closed object. V All Ukrainian Scientific and Practical Conference “Current trends in young scientists’ researches”, April 12, 2018. Zhytomyr: ZHDTU, 2018. С.92-95.
7. Ворона В. А., Тихонов В. А. Системы контроля и управления доступом. М.: Горячая линияТелеком. 2010. 272 с.
8. Барабаш Ю. Л. Коллективные статистические решения при распознавании. М. : Радио и связь, 1983. 224 с.
9. Васильев В. И. Распознающие системы : справочник. К. : Наукова думка, 1983. 230 с.
10. Горелик А. Л. Методы распознавания. М. : Высшая школа, 1984. 219 с.

11. Дуда Р. Распознавание образов и анализ сцен : пер. с англ. М. : Мир, 1978. 510 с.
12. Лукьяница А. А. Цифровая обработка видеоизображений. М. : Ай-Эс-Эс Пресс, 2009. 518 с.
13. Форсайт Д. А. Компьютерное зрение. Современный подход : пер. с англ. М. : Вильямс, 2004. 928 с.
14. Шапиро Л. Компьютерное зрение : пер. с англ. БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. 752 с.
15. Beginner's Guide to Object Detection Algorithms. URL: <https://medium.com/analytics-vidhya/beginners-guide-to-object-detectionalgorithms-6620fb31c375> (дата звернення 01.12.2020).
16. Офіційна сторінка Open CV. URL: <https://opencv.org/about/> (дата звернення 10.10.2020).
17. Стаття про розпізнавання автомобільних номерів. URL: <https://habr.com/ru/post/439330/> (дата звернення 06.12.2020).
18. Стаття «Automatic License Plate Detection & Recognition using deep learning». URL: <https://towardsdatascience.com/automatic-license-plate-detectionrecognition-using-deep-learning-624def07eaaf> (дата звернення 10.11.2020).
19. J. Carreira and C. Sminchisescu, "CPMC: Automatic Object Segmentation Using Constrained Parametric Min-Cuts," in IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 31, no. 7. 2012. pp. 1312- 1328.
20. Sermanet P., Kavukcuoglu K., Chintala S., LeCun Y. Pedestrian detection with unsupervised multi-stage feature learning", Proc. IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recog. 2013. pp. 3626-3633.
21. A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. E. Hinton, "ImageNet classification with deep convolutional neural networks," Neural Information Processing Systems. 2012. pp. 1097-1105.
22. Simonyan K., Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition. CoRR. pp.1409 – 1556, 2014.

23. Захарченко М. В. Асиметричні методи шифрування в телекомунікаціях  
О.: ОНАЗ, 2011. 184 с.

24. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., Испр.: Пер. с англ.  
Москва : ООО «И.Д. Вильямс ». 2006. 1104с.

25. НПАОП 0.00-7.15-18 «Вимоги щодо безпеки та захисту здоров'я  
працівників під час роботи з екранними пристроями». Київ. 2018.

26. Катренко Л.А., Катренко А.В. Охорона праці в галузі комп'ютерингу. Львів:  
Магнолія-2006. 2012. 544 с.

27. Желібо Е.Н. Безпека життєдіяльності: Навчальний посібник Київ:  
«Каравела», Львів: «Новий світ - 2000», 2001. 320 с.

Додаток А  
Тези конференцій

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

МАТЕРІАЛИ

VIII НАУКОВО-ТЕХНІЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ  
«ІНФОРМАЦІЙНІ МОДЕЛІ,  
СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ»



9–10 грудня 2020 року

ТЕРНОПІЛЬ  
2020

<b>В. Яцишин, А. Сеньків</b> «МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ АУТЕНТИФІКАЦІЇ НОМЕРНИХ ЗНАКІВ АВТОМОБІЛІВ ПРИ КЕРУВАННІ АВТОМАТИЧНИМ ШЛАГБАУМОМ» <b>V. Yatsyshyn, A. Senkiv</b> METHODS AND TOOLS OF INTELLIGENT AUTHENTICATION OF CAR LICENSE PLATES AT AUTOMATIC BARRIER CONTROL	119
<b>М. Тимчук</b> ОСОБЛИВОСТІ ВИКОРИСТАННЯ ORACLE GOLDENGATE ДЛЯ РОЗРОБКИ ВІДМОВОСТІЙКОЇ АРХІТЕКТУРИ БАЗ ДАНИХ <b>M. Timchuk</b> PECULIARITIES OF USING THE ORACLE GOLDEN GATE TO DEVELOP A FAULT-TOLERANT DATABASE ARCHITECTURE	121
<b>В. Яцишин, В. Степчук</b> ТРЕНДИ ТА ЇХ РОЛЬ В АНАЛІЗІ МАРКЕТИНГОВИХ ДАНИХ <b>V. Yatsyshyn, V. Stepchuk</b> TRENDS AND THEIR ROLE IN THE ANALYSIS OF MARKETING DATA	122
<b>І. Чорняк</b> ОПТИМІЗАЦІЯ ТА МОДЕЛЮВАННЯ БЕЗДРОТОВОЇ МЕРЕЖІ LTE В СЕРЕДОВИЩІ «FORSK ATOLL» <b>I. Chorniak</b> OPTIMIZATION AND MODELING LTE WIRELESS NETWORK IN «FORSK ATOLL»	123
<b>В. Яцишин, В. Хаціур</b> ПЕРЕВАГИ КОМПОНЕНТНО-ОРІЄНТОВАНОГО ПРОГРАМУВАННЯ <b>V. Yatsyshyn, V. Khatsiur</b> BENEFITS OF COMPONENT-ORIENTED PROGRAMMING	124
<b>Ю. Лещинин, І. Міська, Т. Назаревич</b> СТРУКТУРНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ЦИФРОВИХ КАНАЛІВ ЗВ'ЯЗКУ <b>Y. Leshchyshyn, I. Mis'ka</b> STRUCTURAL MODELING OF DIGITAL COMMUNICATION CHANNELS	126
<b>Ю. Лещинин, І. Міська, Т. Назаревич</b> СТВОРЕННЯ ВБУДОВАНИХ СИСТЕМ НА БАЗІ СТРУКТУРНО- ПАРАМЕТРИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ЦИФРОВИХ КАНАЛІВ ЗВ'ЯЗКУ <b>Y. Leshchyshyn, I. Mis'ka</b> EMBEDED SYSTEMS CREATION ON THE BASIS OF STRUCTURAL - PARAMETRIC MODELS OF DIGITAL COMMUNICATION CHANNELS	127
<b>Р. Поліщук</b> ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА РОБОТИ З БАЗАМИ ДАНИХ В ОПТИМІЗАЦІЇ РОБОТИ ПІДПРИЄМСТВА <b>R. Polishchuk</b> INFORMATION SYSTEM OF WORK WITH DATABASES IN OPTIMIZATION OF WORK OF THE ENTERPRISE	128
<b>Р. Поліщук</b> СТВОРЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ОБРОБКИ БАЗИ ДАНИХ <b>R. Polishchuk</b> CREATION OF INFORMATION SYSTEM OF DATABASE PROCESSING	129
<b>Ю. Лещинин, О. Чепис, В. Наконечний</b> АЛГОРИТМ ОПТИМІЗАЦІЇ ПАРАМЕТРІВ ПІД РЕГУЛЯТОРА <b>Y. Leshchyshyn, O. Chepys, V. Nakonechnyy</b> PARAMETER OPTIMIZATION ALGORITHM OF PID CONTROLLER	130

УДК 004.89

**В. Яцишин, А. Сеньків**

(Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя)

**«МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ АУТЕНТИФІКАЦІЇ  
НОМЕРНИХ ЗНАКІВ АВТОМОБІЛІВ ПРИ КЕРУВАННІ  
АВТОМАТИЧНИМ ШЛАГБАУМОМ»**

UDC 004.89

**Yatsyshyn V.V. PhD., Assoc. Prof., Senkiv A.V.**

**METHODS AND TOOLS OF INTELLIGENT AUTHENTICATION OF CAR  
LICENSE PLATES AT AUTOMATIC BARRIER CONTROL**

На даний момент наше життя важко уявити без вже здобутого рівня комп'ютеризації навколишнього середовища. З розвитком технологій людство спромоглося автоматизувати чимало процесів які ще зовсім нещодавно потребували безпосереднього втручання людини. Інформаційні технології переслідують нас усюди – від купівлі проїзного квитка у транспорті до використання окулярів доповненої реальності у важкій промисловості.

Однією з таких технологій є так званий комп'ютерний зір. Комп'ютерне бачення являє собою теорію та технологію створення комп'ютерних систем що отримують будь яку інформацію у вигляді зображень. Це можуть бути зображення з відеокамер, або навіть трьохвимірне зображення образів, предметів чи тексту.

Наприклад, розпізнавання автомобільних номерних знаків є досить вузькою, але дуже важливою галуззю у наш час. В даний час системи автоматичного розпізнавання автомобільних номерів потрібні в самих різних галузях. Подібні системи дозволяють контролювати наявність автомобілів в зоні обслуговування, визначати час обслуговування автомобілів клієнтів, кількість вільних місць на парковці, фіксувати час перебування автомобіля в конкретній зоні, організовувати автоматичний в'їзд і виїзд автомобілів і т.д.

Розпізнавання образів є однією з фундаментальних проблем теорії інтелектуальних систем. З іншого боку, задача розпізнавання образів має величезне практичне значення. Замість терміна «розпізнавання» часто вживається інший – «класифікація».

Ці два терміни у багатьох випадках розглядаються як синоніми, але не є повністю взаємозамінюваними. Кожен з них має свої сфери застосування, і інтерпретація обох термінів часто залежить від специфіки конкретної задачі. Теорія розпізнавання образів – розділ кібернетики, що розвиває теоретичні основи й методи класифікації і ідентифікації предметів, явищ, процесів, сигналів, ситуацій і т. п. об'єктів, які характеризуються скінченним набором деяких властивостей і ознак.

Такі задачі вирішуються досить часто, наприклад, при переході або проїзді вулиці за сигналами світлофора.

Автоматичне розпізнавання автомобільних номерних знаків – це здатність автоматично виділяти символи номерного знаку автомобіля з зображення з камер відеоспостереження для подальшої обробки системою безпеки. Системи автоматичного розпізнавання автомобільних номерів, як правило, використовуються для контролю в'їзду, виїзду автотранспорту з території підприємств, парковок, контролю потоку автомобільного трафіку.

Усі транспортні засоби мають унікальний ідентифікаційний номер як основний розпізнавальний знак. Ідентифікаційний номер транспортного засобу фактично – його реєстраційний номер, що дає законне право на участь у дорожньому русі. Проблема ідентифікації автомобіля за реєстраційним номерним знаком – це важливий аспект контролю і забезпечення безпеки дорожнього руху.

В даний час в світі на дорогах знаходиться понад півмільярда автомобілів. Всі ці транспортні засоби мають унікальний ідентифікаційний номер в якості основного розпізнавального знаку. Ідентифікаційний номер транспортного засобу фактично є